

# **Entwicklung und Analyse von Merkmalen für datengetriebene Ansätze zur Schadenserkennung an Brücken basierend auf Einflusslinien aus nichtinvasiven Messverfahren**

Zur Erlangung des akademischen Grades eines

**DOKTORS DER INGENIEURWISSENSCHAFTEN (Dr.-Ing.)**

von der KIT Fakultät für

Bauingenieur-, Geo- und Umweltwissenschaften

des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

DISSERTATION

von

**Andreas Döring (Master of Science)**

aus Orenburg

Hauptreferent:

Prof. Dr.-Ing. Stefan Hinz

Korreferenten:

Prof. Dr.-Ing. Jörg Matthes

Prof. Dr.-Ing. Alexander Stark

Tag der Einreichung:

16. November 2023

Tag der mündlichen Prüfung:

21. Februar 2024



# Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Automation und angewandte Informatik (IAI) am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) im Verbundvorhaben „Eventbasierte Zustandserfassung und -bewertung von Brücken basierend auf Radar-Sensorik in Kombination mit intelligenten Algorithmen (ZEBBRA)“. An dieser Stelle bedanke ich mich ganz herzlich bei allen, die mich während meiner Arbeit unterstützt haben.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr.-Ing. Jörg Matthes für die Übernahme des Korreferats und vor allem für die ausgezeichnete Betreuung, Diskussionsbereitschaft, die wertvollen Ratschläge und die Unterstützung beim Verfassen der Arbeit. Herrn Prof. Dr.-Ing. Stefan Hinz gilt ebenfalls mein besonderer Dank für die Diskussionsbereitschaft und die Übernahme des Hauptreferats. Herrn Prof. Dr.-Ing. Alexander Stark danke ich für die Übernahme des Korreferats meiner Arbeit.

Mein Dank gilt auch Herrn Dr. Hubert B. Keller und Herrn Dr. Patrick Waibel, die mir die Durchführung der Arbeit ermöglichten und unterstützten. Ganz besonders möchte ich Herrn Dr. Markus Vogelbacher danken, der mir jederzeit helfend zur Seite stand und für die zahlreichen Korrekturvorschläge beim Verfassen der Arbeit. Weiterhin danke ich den Studierenden Asad Nawaz und Tobias Höfchen.

Herrn Andreas Jansen danke ich für den fachlichen Austausch und die Anregungen.

Den Beteiligten am ZEBBRA-Verbundvorhaben vom Büro für Strukturmechanik GmbH, citec GmbH und dem Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung (IPF) am KIT danke ich für die fachlichen Diskussionen und die wertvollen Anregungen bei Projektbesprechungen und Messkampagnen. Dabei gilt mein Dank besonders Herrn Oliver Schneider, Herrn Dr.-Ing. Jacob Müller, Herrn Dr.-Ing. Chris Michel und Herrn Matthias Arnold. Danken möchte ich auch Frau Dr. rer. nat. Sina Keller für die hervorragende Projektkoordination im ZEBBRA-Verbundvorhaben.

Schließlich danke ich meiner Frau Caroline von ganzem Herzen für die Unterstützung und den Rückhalt. Danken möchte ich auch meinen Eltern Olga und Jakob Döring, die mich jederzeit unterstützt haben und mir meinen bisherigen Lebensweg ermöglichten.



## Kurzfassung

Brücken sind ein wichtiger Bestandteil der Infrastruktur, deren Funktion muss eine lange Zeit aufrechterhalten werden. Die bisherige konventionelle Brückenprüfung erfolgt durch visuelle handnahe Untersuchungen in festen Prüfintervallen. Dabei können nur Schäden erkannt werden, die sich auch an der Oberfläche abzeichnen oder erst durch weitere Prüfverfahren, die vom jeweiligen Prüfingenieur initiiert werden. Beim Brückenmonitoring können auch Schäden im Inneren der Brücke durch die Messung und Analyse der Brückenbewegung erkannt werden. Somit stellt Brückenmonitoring eine Ergänzung zur konventionellen Brückenprüfung dar. Für das Brückenmonitoring werden Sensoren benötigt, mit denen die Brückenbewegung erfasst werden kann, die aus Fahrzeugüberfahrten über diese resultieren. Aus dem gemessenen Signal kann jedoch nicht ohne Weiteres auf einen Schaden geschlossen werden.

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Extraktion von Merkmalen aus dem Messsignal sowie mit deren Vergleich und Analyse. Die Merkmale werden aus Verschiebungssignalen, die mit dem Ground-Based Radar (GBR) gemessen werden können, extrahiert und mit denen basierend auf den Dehnungen, die mit Dehnungsmessstreifen aufgenommen werden, verglichen. Das GBR misst kontaktlos und kann mobil eingesetzt werden. Beide Messsysteme schränken den fließenden Verkehr auf der Brücke nicht ein. Die hier betrachteten Merkmale basieren auf sogenannten Einflusslinien, die das resultierende Signal an einem festen Referenzpunkt (Sensorposition) darstellen, welches sich aus einer über die Struktur wandernden Einheitslast ergibt. Somit ergibt sich für die Extraktion der Merkmale aus den gemessenen Signalen, dass ein Zeitfenster verwendet wird, in dem eine Überfahrt eines einzelnen Fahrzeugs über die Brücke statt gefunden hat. Im Vergleich der Merkmale schneiden die sogenannten *R*-Merkmalsvariationen am besten ab und werden ausführlicher analysiert. Die *R*-Merkmalsvariationen stellen das Verhältnis zweier integrierter Einflusslinien oder Teileinflusslinien dar, wobei die Einflusslinien an zwei unterschiedlichen Sensorpositionen bestimmt werden. Dabei erweisen sich die *R*-Merkmalsvariationen als schadenssensitiv und unabhängig gegenüber unterschiedlichen Fahrzeuggeometrien, auch unter Berücksichtigung von Messrauschen. In den ausführlichen Untersuchungen zeigt sich, dass mit gewissen Sensoranordnungen eine Unabhängigkeit gegenüber unterschiedlichen Fahrspuren und Temperaturänderungen erreicht werden kann. Ein weiterer Vorteil der *R*-Merkmalsvariationen ist, dass die Einflusslinien nicht explizit bestimmt werden müssen, um diese zu berechnen.



# Abstract

Bridges are an important part of the infrastructure and their function must be maintained for a long time. In conventional bridge inspection, the bridge is visual manually inspected at fixed intervals. Only damage that is also visible on the surface can be recognised, or can be detected through further testing procedures, which must be initiated by the test engineer. With bridge monitoring, damage can be detected through measurement of the bridge movement and their analysis, including damage inside the bridge. This means that bridge monitoring can supplement conventional bridge inspections. Bridge monitoring requires sensors that measure the bridge movement resulting from crossing vehicles. However, damage cannot be deduced from the measured signal without further analysis.

This thesis is about extracting features from the measured signal as well as their comparison and analysis. The features are extracted from displacement signals that can be measured with the Ground-Based Radar (GBR). The GBR measures without contact and can be used in mobile applications. Features based on the displacements are compared with those based on the strains recorded with strain gauges. Neither measurement system disturb the traffic on the bridge. The features analysed here are based on so-called influence lines, which correspond to the resulting signal at a fixed reference point (sensor position) for a moving unit load across the structure. This means for feature extraction from the measured signals that a time window is used in which a single vehicle has crossed the bridge. When comparing the features, the so-called  $R$  feature variations perform best and are analysed in more detail. The  $R$  feature variations represent the ratio of two integrated influence lines or partial influence lines, whereby the influence lines are determined at two different sensor positions.  $R$  feature variations prove to be damage-sensitive and independent of different vehicle geometries, even when measurement noise is taken into account. The detailed investigations show that certain sensor arrangements can achieve independence from different lane deviations and temperature changes. Another advantage of the  $R$  feature variations is that the influence lines do not have to be explicitly determined in order to calculate them.





# Abkürzungsverzeichnis

<b>AANN</b>	Autoassoziatives Neuronales Netz . . . . .	33
<b>AR</b>	Autoregressive . . . . .	12
<b>ARMA</b>	Autoregressive-Moving Average . . . . .	12
<b>ARX</b>	Autoregressive with Exogenous Input . . . . .	8
<b>AUC</b>	Area Under the Curve . . . . .	188
<b>Bagging</b>	Bootstrap Aggregation . . . . .	32
<b>BPNN</b>	Back Propagation Neural Network . . . . .	8
<b>BWIM</b>	Bridge Weigh-in-Motion . . . . .	13
<b>CCDIL</b>	Change in the Rotation of Displacement Influence Lines . . . . .	71
<b>CDIL</b>	Change in the Displacement Influence Lines . . . . .	16
<b>CRDIL</b>	Change in the Curvature of Displacement Influence Lines . . . . .	16
<b>DAC</b>	Displacement Assurance Criterion . . . . .	17
<b>DAD</b>	Deformation Area Difference . . . . .	15
<b>DBI</b>	Displacement based Index . . . . .	17
<b>DMS</b>	Dehnungsmessstreifen . . . . .	185
<b>EMA</b>	Experimentelle Modalanalyse . . . . .	8
<b>EMD</b>	Empirical Mode Decomposition . . . . .	6
<b>FBG</b>	Fiber Bragg Grating . . . . .	68
<b>FD</b>	Fractal Dimension . . . . .	9
<b>FE</b>	Finite-Elemente . . . . .	273
<b>FIR</b>	Finite Impulse Response . . . . .	140
<b>FMCW</b>	Frequency-Modulated Continuous-Wave . . . . .	39
<b>fn</b>	falsch negativer Fall . . . . .	35
<b>FNR</b>	Falsch-Negativ-Rate . . . . .	140
<b>fp</b>	falsch positiver Fall . . . . .	35
<b>FPR</b>	Falsch-Positiv-Rate . . . . .	140
<b>GBR</b>	Ground-Based Interferometric Radar . . . . .	185
<b>GDF</b>	Girder Distribution Factor . . . . .	14
<b>GFD</b>	Generalised Fractal Dimension . . . . .	9
<b>GMM</b>	Gaussian Mixture Model . . . . .	8
<b>GRC</b>	Grey Relational Coefficient . . . . .	71
<b>IBIS</b>	Image by Interferometric Survey . . . . .	39

<b>IMIL</b>	Integral of Strain Influence Lines . . . . .	99
<b>IPF</b>	Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung . . . . .	41
<b>KI</b>	Künstliche Intelligenz . . . . .	26
<b>KIT</b>	Karlsruher Institut für Technologie . . . . .	58
<b>LKW</b>	Lastkraftwagen . . . . .	132
<b>MD</b>	Mahalanobisdistanz . . . . .	166
<b>MDLAC</b>	Multiple Damage Location Assurance Criterion . . . . .	9
<b>ML</b>	Maschinelles Lernen . . . . .	21
<b>MIE</b>	Maximum of Strain Influence Lines . . . . .	99
<b>NN</b>	Neuronales Netz . . . . .	9
<b>OMA</b>	Operative Modalanalyse . . . . .	7
<b>ROC</b>	Receiver Operating Characteristic . . . . .	188
<b>SNR</b>	Signalrauschabstand . . . . .	187
<b>SODM</b>	Second Derivative of Strain Influence Lines . . . . .	99
<b>STFT</b>	Short-Time Fourier Transformation . . . . .	6
<b>STHAR</b>	Strain Time History Area Ratio . . . . .	68
<b>SVM</b>	Support Vector Machine . . . . .	27
<b>TCN</b>	Temporal-Convolutional-Network . . . . .	12
<b>TGP</b>	Treed Gaussian Process . . . . .	8
<b>TML</b>	Tokyo Measuring Instruments Laboratory Co., Ltd. . . . .	175
<b>tn</b>	richtig negativer Fall . . . . .	35
<b>TODIL</b>	Two Order Derivative of the Influence Line . . . . .	71
<b>tp</b>	richtig positiver Fall . . . . .	35
<b>TPR</b>	Richtig-Positiv-Rate . . . . .	170
<b>UAV</b>	Unmanned Aerial Vehicle . . . . .	58
<b>WIM</b>	Weigh-in-Motion . . . . .	13
<b>ZEBBRA</b>	Eventbasierte Zustandserfassung und -bewertung von Brücken basierend auf Radar-Sensorik in Kombination mit intelligenten Algorithmen . . . .	275

# Symbolverzeichnis

$\Delta EI$	Biegesteifigkeitsreduktion
$\Delta R_D$	Widerstandsänderung
$\Delta d$	Verschiebungsänderung in Blickrichtung des Ground-Based Interferometric Radar (GBR)
$\Delta \varphi$	Phasendifferenz
$\boldsymbol{\mu}$	Vektor mit Mittelwerten für die einzelnen Komponenten
$\boldsymbol{\Omega}$	Diagonalmatrix mit Eigenkreisfrequenzen
$\hat{\boldsymbol{\Phi}}$	Matrix mit nicht normierten Eigenmoden
$\boldsymbol{\Phi}$	Matrix mit massennormierten Eigenmoden
$\boldsymbol{\Sigma}$	Kovarianzmatrix
$\beta_0$	Achsenabschnitt der Regressionsgeraden
$\beta_1$	Steigung der Regressionsgeraden
$\delta_A$	Relative Integraldifferenz der Einflusslinie
$\delta_d$	Zellenbreite des Ground-Based Interferometric Radar (GBR)
$\delta_\eta$	Relative Differenz der Einflusslinie
$\delta_{f,h}$	Relative Differenz der $h$ -ten Eigenfrequenz
$\delta_{\phi,h}$	Relative Differenz der $h$ -ten Eigenmode
$\delta_{\phi'',h}$	Relative Differenz der Krümmung der $h$ -ten Eigenmode
$\varepsilon$	Dehnung
$\eta$	Einflusslinie (allgemein)
$w''\eta$	Krümmungseinflusslinie
$w\eta$	Verschiebungseinflusslinie
$\eta_i$	Einflusslinie für Sensorposition $x_i$
$\eta_j$	Einflusslinie für Sensorposition $x_j$
$\lambda$	Wellenlänge

$\lambda_h$	$h$ -ter Eigenwert
$\lambda$	Diagonalmatrix mit Eigenwerten
$\mu$	Mittelwert
$\omega_h$	$h$ -ter Eigenwert
$\hat{\phi}_h$	$h$ -te nicht normierte Eigenmode
$\phi_h$	$h$ -te Eigenmode
$\phi_h''$	Krümmung der $h$ -ten Eigenmode
$\rho$	Dichte des Materials
$\rho_D$	Spezifischer Widerstand
$\sigma$	Standardabweichung
$\sigma_n$	Standardabweichung es mittelfreien Rauschens
$A$	Merkmal: Integral der Einflusslinie
$A_1$	Globale Querschnittsfläche des Balkens
$A_2$	Lokale Querschnittsfläche des Balkens innerhalb $b_1$ und $b_2$
$A_D$	Querschnittsfläche des Drahtes
$A_B$	Querschnittsfläche des Balkens
$A^g$	Geschädigter Anteil innerhalb des Integrals der Einflusslinie
$^g A$	Integral der Einflusslinie für einen geschädigten Balken
$A_{n_{\text{Sek}}, i}$	$i$ -tes Integral einer Einflusslinie, die in $n_{\text{Sek}}$ Abschnitte unterteilt ist
$^u A$	Integral der Einflusslinie für einen ungeschädigten Balken
$B$	Bandbreite
${}_w C_F$	Nach $d_F$ integrierte Funktion ${}_w C_F$
${}_w C_F$	Nach $d_F$ integrierte Funktion ${}_w C_F$
$CR$	Merkmal: Kontinuierliches Verhältnis zweier Einflusslinien
$D$	Merkmal: zweite Ableitung der Einflusslinie nach $d_F$
$E$	Elastizitätsmodul
$EI$	Biegesteifigkeit
$(EI)_1$	Biegesteifigkeit außerhalb des Schadens $b_1$ und $b_2$
$(EI)_2$	Biegesteifigkeit innerhalb des Schadens $b_1$ und $b_2$
$F$	Last

$G$	Nach $d_F$ integrierte Funktion $g$
$H$	Höhenunterschied zwischen Reflektor und Ground-Based Interferometric Radar
$I$	Flächenträgheitsmoment
$I_1$	Flächenträgheitsmoment außerhalb des Schadens $b_1$ und $b_2$
$I_2$	Flächenträgheitsmoment zwischen $b_1$ und $b_2$
$K$	Steifigkeitsmatrix
$L$	Balkenlänge
$M(x)$	Momentenverlauf
$M$	Massenmatrix
$M_{\max, \text{idx}}$	$M$ -Merkmalsvariation: Verhältnis von Maximum einer Einflusslinie und dem Wert einer zweiten Einflusslinie zum selben Zeitpunkt
$M_{\max, \max}$	$M$ -Merkmalsvariation: Verhältnis von Maximum einer Einflusslinie und Maximum einer zweiten Einflusslinie
$M_{\max, \min}$	$M$ -Merkmalsvariation: Verhältnis von Maximum einer Einflusslinie und Minimum einer zweiten Einflusslinie
$M_{\min, \text{idx}}$	$M$ -Merkmalsvariation: Verhältnis von Minimum einer Einflusslinie und dem Wert einer zweiten Einflusslinie zum selben Zeitpunkt
$M_{\min, \min}$	$M$ -Merkmalsvariation: Verhältnis von Minimum einer Einflusslinie und Minimum einer zweiten Einflusslinie
$N$	Funktion, die in die Balkenverschiebung $w$ bzw. -krümmung $w''$ einfließt
$P_{\max}$	Merkmal: Position der Last im absoluten Maximum
$Q(x)$	Querkraftverlauf in Balkenposition $x$
$R$	$R$ -Merkmalsvariation: Verhältnis von zwei integrierten Einflusslinien
$R_D$	Elektrischer Widerstand
$R_{\text{all}}$	$R$ -Merkmalsvariation: Unter diesem Merkmal sind alle $R$ -Merkmalsvariationen zusammengefasst
$R_l$	Reaktionskraft im linken Lager
$R_m$	Reaktionskraft im mittleren Lager
$R_r$	Reaktionskraft im rechten Lager
$R_{n_{\text{Sek}}}$	$R$ -Merkmalsvariation: Verhältnis von zwei integrierten Einflusslinien, wobei die Einflusslinie in $n_{\text{Sek}}$ Abschnitte unterteilt ist

$\mathbf{U}$	Matrix mit resultierender Verschiebung für Einheitslasten
$X$	Matrix mit $n_D$ Merkmalskomponenten und $n_{\text{Stichprobe}}$ Fällen
$b$	Breite des Balkens
$b_1$	Linke Grenze der Schadensposition im analytischen Euler-Bernoulli-Biegebalken
$b_2$	Rechte Grenze der Schadensposition im analytischen Euler-Bernoulli-Biegebalken
$b_m$	Position des mittleren Lagers
$b_{12,1}$	Schadenslänge
$b_{12,m}$	Schadensmitte
$c$	Schwellwert
$c_1, c_2, c_3, c_4$	Integrationskonstanten
$w'' c_F$	Funktion, die in Balkenkrümmung $w''$ einfließt
$w c_F$	Funktion, die in die Balkenverschiebung $w$ einfließt
$c_0$	Lichtgeschwindigkeit
$w'' c_{R_m}$	Funktion, die in die Balkenkrümmung $w''$ einfließt
$w c_{R_m}$	Funktion, die in die Balkenverschiebung $w$ einfließt
$d$	Distanz zwischen Reflektor und Ground-Based Interferometric Radar (GBR)
$d_F$	Lastposition
$f_h$	$h$ -te Eigenfrequenz
$g$	Funktion, die in die Balkenverschiebung $w$ bzw. -krümmung $w''$ einfließt
$h$	Index für die Mode
$i$	Laufvariable
$i, j$	Indizes für Knotenpositionen
$k$	Samplenummer
$k_D$	Proportionalitätskonstante
$l_D$	Länge des Drahtes
$l_{el}$	Elementlänge
$m_{el}$	Elementmasse
$m_i$	Masse vom $i$ -ten Knoten

$n$	Exponent der Singularitätsfunktion
$n(t)$	Rauschen
$n_D$	Dimension eines Merkmals
$n_{\text{Lerner}}$	Anzahl der Lerner
$n_{\text{Stichprobe}}$	Anzahl der Fälle innerhalb einer Stichprobe
$n_{\text{Test}}$	Anzahl der Fälle des Testdatensatzes
$n_{\text{Training}}$	Anzahl der Fälle des Trainingsdatensatzes
$n_{\text{Val}}$	Anzahl der Fälle des Validierungsdatensatzes
$n_{\text{el}}$	Anzahl Elemente
$n_{\text{fn}}$	Anzahl falsch negativer klassifizierter Fälle
$n_{\text{fp}}$	Anzahl falsch positiver klassifizierter Fälle
$n_{\text{tn}}$	Anzahl richtig negativer klassifizierter Fälle
$n_{\text{tp}}$	Anzahl richtig positiver klassifizierter Fälle
$q(x)$	Streckenlast in Balkenposition $x$
$s(t)$	Nutzsignal (ohne Rauschen)
$u$	Index für den ungeschädigten Balken
$v$	Geschwindigkeit
$\mathbf{w}(d_F)$	Vektor mit der resultierenden Balkenverschiebung für Lastposition $d_F$
$w(x)$	Durchbiegung in Balkenposition $x$
$w''(x)$	Krümmung in Balkenposition $x$
$x$	Balkenposition
$x$	Koordinate
$x(t)$	Gemessenes Signal
$y$	Koordinate
$z$	Koordinate
$x_i$	Sensorposition $x_{\text{ref}} = x_i$
$x_j$	Sensorposition $x_{\text{ref}} = x_j$
$x_{\text{ref}}$	Sensorposition/Referenzpunkt
$z$	Abstand zur neutralen Faser





# Inhaltsverzeichnis

<b>Danksagung</b>	<b>I</b>
<b>Kurzfassung</b>	<b>III</b>
<b>Abstract</b>	<b>V</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>VII</b>
<b>Symbolverzeichnis</b>	<b>IX</b>
<b>1 Einführung</b>	<b>1</b>
1.1 Motivation . . . . .	2
1.2 Die konventionelle Brückenbewertung . . . . .	4
1.3 Stand der Technik zu Merkmalen fürs Brückenmonitoring . . . . .	5
1.3.1 Merkmale basierend auf den modalen Parametern . . . . .	7
1.3.2 Merkmale basierend auf nicht-modalen Parametern . . . . .	11
1.3.3 Merkmale basierend auf den Einflusslinien . . . . .	12
1.4 Offene Fragestellungen . . . . .	18
1.5 Ziele und Gliederung der Arbeit . . . . .	19
<b>2 Grundlagen</b>	<b>21</b>
2.1 Schadensarten . . . . .	21
2.2 Brückenmonitoring . . . . .	23
2.3 Mustererkennung und Maschinelles Lernen . . . . .	26
2.3.1 Anforderungen an die Merkmale für das Brückenmonitoring . . . . .	30
2.3.2 Binäre Klassifikation . . . . .	32
2.3.3 Anomaliedetektion . . . . .	33
2.3.4 Kennzahlen zur Bewertung der Schadenserkenung . . . . .	34
2.4 Sensorsysteme für das Brückenmonitoring . . . . .	38
2.4.1 Messung der Dehnung mit Dehnungsmessstreifen . . . . .	38
2.4.2 Messung der Verschiebung mit Radarsystemen . . . . .	39
2.4.3 Signalausgabestand . . . . .	41
2.5 Diskontinuierlicher Euler-Bernoulli-Biegebalken . . . . .	42
2.5.1 Einflusslinie . . . . .	42
2.5.2 Singularitätsfunktionen . . . . .	44

2.5.3	Zweifeldbalken als Durchlaufträger . . . . .	47
2.5.4	Rekonstruktion des Signals einer Einzelüberfahrt mit Einflusslinien . . .	51
2.5.5	Eigenfrequenzen, Eigenmoden und Krümmung der Eigenmoden . . . .	53
2.6	Extraktion von Einzelüberfahrten . . . . .	57
<b>3</b>	<b>Neue Merkmale zur Schadenserkennung</b>	<b>61</b>
3.1	Motivation für die Verwendung von Merkmalen basierend auf der Einflusslinie	61
3.2	Neue Merkmale zur Schadenserkennung basierend auf den Einflusslinien . . .	67
3.3	Analytische Untersuchung des Integrals der Einflusslinie . . . . .	72
3.3.1	Lösung des Integrals . . . . .	72
3.3.2	Schadenskonfiguration 1 . . . . .	75
3.3.3	Schadenskonfiguration 2 . . . . .	78
3.4	Parameteruntersuchung für das Merkmal Integral der Einflusslinie . . . . .	80
3.4.1	Vorbemerkungen . . . . .	80
3.4.2	Relative Integraldifferenz für das Integral der Krümmungseinflusslinien	82
3.4.3	Relative Integraldifferenz für das Integral der Verschiebungseinflusslinien	85
<b>4</b>	<b>Untersuchungen am Biegebalken</b>	<b>89</b>
4.1	Datensatz . . . . .	89
4.2	Klassifikation . . . . .	94
4.2.1	Ergebnisse auf Basis der Dehnungseinflusslinien . . . . .	95
4.2.2	Ergebnisse auf Basis der Verschiebungseinflusslinien . . . . .	100
4.2.3	Zwischenfazit . . . . .	104
4.2.4	Analyse der falsch klassifizierten Fälle . . . . .	105
4.2.5	Sensorpositionierung für <i>R</i> -Merkmalsvariationen . . . . .	108
4.3	Feature Importance . . . . .	113
4.3.1	Feature Importance für das <i>all</i> -Merkmal . . . . .	114
4.3.2	Feature Importance für alle <i>R</i> -Merkmalsvariationen . . . . .	117
4.4	Anomaliedetektion . . . . .	121
4.4.1	Wahl des Sensorpaares und des Schwellwerts . . . . .	122
4.4.2	Beispielhafte Umsetzung . . . . .	126
<b>5</b>	<b>Untersuchung an Überfahrten in FE-Simulationen und Bezug zu realen Messdaten</b>	<b>131</b>
5.1	Datensatz des FE-Modells . . . . .	131
5.2	Klassifikation des Datensatzes mit konstanter Temperatur . . . . .	141
5.2.1	Dehnung . . . . .	142
5.2.2	Verschiebung . . . . .	146
5.2.3	Fazit . . . . .	149

5.3	Klassifikation für den Temperaturtestdatensatz . . . . .	149
5.3.1	Dehnung . . . . .	150
5.3.2	Verschiebung . . . . .	153
5.3.3	Fazit . . . . .	156
5.4	Sensorpositionierung für das $R$ -Merkmal . . . . .	156
5.4.1	Dehnung . . . . .	157
5.4.2	Verschiebung . . . . .	159
5.4.3	Fazit . . . . .	161
5.5	Untersuchung der Fahrspurabweichung für das $R$ -Merkmal . . . . .	161
5.6	Untersuchung unterschiedlicher Temperaturen für das $R$ -Merkmal . . . . .	164
5.7	Anomaliedetektion . . . . .	166
5.7.1	Wahl des Sensorpaares und des Schwellwerts . . . . .	167
5.7.2	Beispielhafte Umsetzung . . . . .	172
5.8	Vergleich des $R$ -Merkmals zwischen FE-Simulationen und realen Messungen .	174
5.8.1	Messaufbau an der realen Brücke . . . . .	175
5.8.2	Vergleich der Dehnungen . . . . .	178
5.8.3	Vergleich der Verschiebungen . . . . .	181
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>185</b>
<b>A</b>	<b>Diskontinuierlicher Euler-Bernoulli Biegebalken auf Basis der Singularitäts-</b>	
	<b>funktionen</b>	<b>189</b>
A.1	Analytische Lösung der Krümmung und Verschiebung . . . . .	189
A.2	Vergleich der Krümmungseinflusslinie und der Verschiebungseinflusslinie für den ungeschädigten mit dem geschädigten Balken . . . . .	201
A.3	Analytische Lösung der integrierten Krümmungs- und Verschiebungseinfluss- linie . . . . .	202
A.4	Analytische Lösung für den ungeschädigten und geschädigten Anteil mit einer Unterteilung von $n_{\text{Sek}} = 2$ Abschnitten . . . . .	206
A.5	Absoluter ungeschädigter und geschädigter Anteil . . . . .	209
A.5.1	Schadenskonfiguration 1 . . . . .	209
A.5.2	Schadenskonfiguration 2 . . . . .	211
A.6	Ungeschädigter und geschädigter Anteil für $n_{\text{Sek}} = 4$ Abschnitte . . . . .	213
A.7	Konturplots der relativen Differenz der unterteilten Einflusslinien . . . . .	218
A.7.1	Unterteilung in $n_{\text{Sek}} = 2$ . . . . .	218
A.7.2	Unterteilung in $n_{\text{Sek}} = 4$ . . . . .	224
<b>B</b>	<b>Modale Parameter</b>	<b>235</b>
B.1	Relative Differenz für die Variation des Flächenträgheitsmoment . . . . .	235
B.2	Differenz über Längskoordinate $x$ für ausgewählte Krümmungs-/Eigenmoden	237

<b>C</b>	<b>Visualisierung der Merkmale</b>	<b>239</b>
C.1	Merkmal $raw$	240
C.2	Merkmal $\max \cdot $	241
C.3	Merkmal $P_{\max}$	242
C.4	Merkmal $A$	243
C.5	Merkmal $M_{\max,\max}$	244
C.6	Merkmal $M_{\max,\min}$	245
C.7	Merkmal $M_{\min,\min}$	246
C.8	Merkmal $M_{\max,\text{idx}}$	247
C.9	Merkmal $M_{\min,\text{idx}}$	249
C.10	Merkmal $CR$	250
C.11	Merkmal $R$	251
C.12	Merkmal $R_{n_{\text{sek}}}$	252
C.13	Merkmal $D$	254
<b>D</b>	<b>Ergänzung zur Klassifikation des Biegebalkens</b>	<b>257</b>
D.1	Falschklassifizierte Fälle	257
D.2	Feature Importance der einzelnen Merkmalskomponenten des $all$ -Merkmals	262
D.3	Feature Importance für alle $R$ -Merkmalsvariationen	266
D.3.1	Rangliste der Merkmalskomponenten	266
D.3.2	Feature Importance nach Merkmalsvariante	270
<b>E</b>	<b>Ergänzung zur Klassifikation des FE-Modells</b>	<b>273</b>
E.1	Beispielhafte Fahrzeugkarte für eine simulierte Überfahrt des FE-Modells	273
E.2	Übersicht der Fahrzeugtypen mit den Parametern für die simulierten Überfahrten des FE-Modells	274
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>276</b>

# 1 Einführung

Brücken gelten als wichtige Bauwerke der Infrastruktur und stellen systemkritische Komponenten dar, deren Funktion es aufrechtzuerhalten gilt [223]. Unter Brücken werden Überführungen eines Verkehrsweges über einen anderen Verkehrsweg, über ein Gewässer oder tiefer liegendes Gelände verstanden, wenn ihre lichte Weite zwischen den Widerlagern zwei Meter oder mehr beträgt [66]. Beim Brückenmonitoring soll der Zustand der Brücke bewertet werden [91]. Dabei wird zwischen der direkten und der indirekten Methode unterschieden [91]. Zu der direkten Methode gehören visuelle Inspektionen und bestimmte zerstörungsfreie Prüfungen [91]. Unter der indirekten Methode erfolgt eine Zustandsbewertung indirekt über Messungen, die mithilfe intelligenter Messsysteme durchgeführt werden [91]. Das indirekte Brückenmonitoring erlaubt eine Brückenbewertung aus der Ferne [91]. In dieser Arbeit wird das indirekte Brückenmonitoring kurz als Brückenmonitoring bezeichnet. Für das Brückenmonitoring werden Sensoren benötigt, die die Bewegung der Brücke aufnehmen. Die gebräuchlichsten Sensoren sind Beschleunigungssensoren und Dehnungsmessstreifen (DMS) [1]. Für die Schadenserkennung gilt es, die Sensoren geeignet zu positionieren und Merkmale aus den gemessenen Signalen zu extrahieren, die eine frühzeitige Schadenserkennung erlauben.

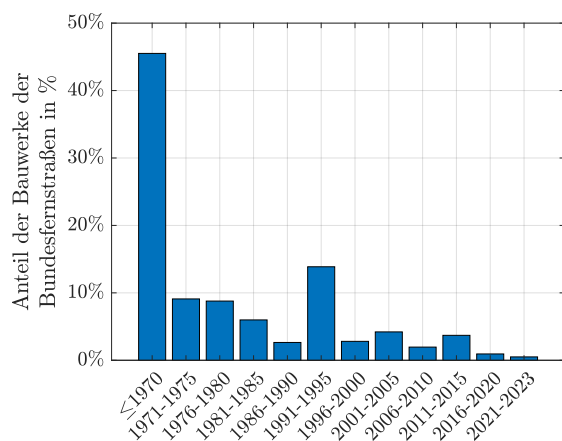
Eine weitere Möglichkeit, die Brückenbewegung aufzunehmen, bietet das Ground-Based Interferometric Radar (GBR). Das GBR misst kontaktlos die Verschiebung ausgewählter Punkte der Brücke, die aus Fahrzeugüberfahrten über die Brücke resultiert. Diese Arbeit beschäftigt sich im Rahmen des Programms „Forschung für die zivile Sicherheit 2012 bis 2017“ im Themenfeld „Zivile Sicherheit – Verkehrsinfrastruktur“ im Verbundvorhaben „Eventbasierte Zustandserfassung und -bewertung von Brücken basierend auf Radar-Sensorik in Kombination mit intelligenten Algorithmen (ZEBBRA)“ mit Brückenmonitoring, in dem eine frühe Schadenserkennung mithilfe von GBR angestrebt wird [33, 142]. Das Verbundvorhaben wurde vom Bundesministerium für Bildung und Wirtschaft (BMBWF) mit dem Förderkennzeichen 13N14709 gefördert. Die vorliegende Dissertation beschäftigt sich mit der Extraktion von Merkmalen aus dem Verschiebungssignal für die Schadenserkennung an Brücken. Dabei soll die Leistungsfähigkeit der extrahierten Merkmale aus dem Verschiebungssignal mit der aus dem Dehnungssignal, wie es DMS aufnehmen können, verglichen werden.

Zunächst wird das Brückenmonitoring in Abschnitt 1.1 motiviert. In Abschnitt 1.2 folgt eine kurze Beschreibung der Brückenprüfung nach DIN 1076, welche das wichtigste Verfahren

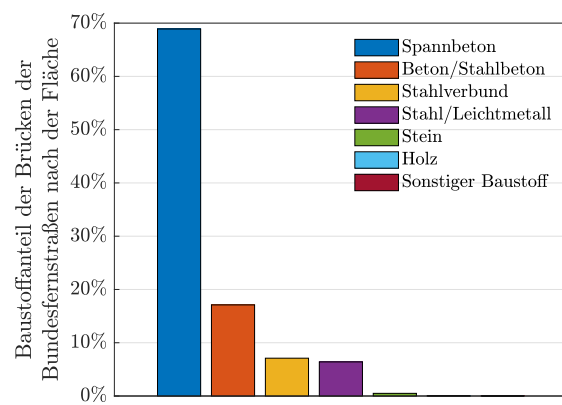
der Brückenbewertung in Deutschland darstellt. Anschließend wird in Abschnitt 1.3 der aktuelle Stand der Technik zu Merkmalen für das indirekte Brückenmonitoring vorgestellt. In Abschnitt 1.4 werden die offenen Fragen formuliert und in Abschnitt 1.5 die sich daraus ergebenden Ziele für die vorliegende Arbeit abgeleitet.

## 1.1 Motivation

Die meisten Brücken in Deutschland sind vor dem Jahr 1985 erbaut, wie dies Abbildung 1.1a entnommen werden kann [32]. Seit dieser Zeit hat sich Brückenbelastung signifikant erhöht [139, 218], denn zum einen ist die Fahrleistung und zum anderen die Fahrzeuglast seit der Auslegung gestiegen. Die Fahrleistung von Lastkraftwagen (LKW) hat sich seit 1970 um den Faktor 2.54 vergrößert und die von Sattelzugmaschinen verzehnfacht [31]. Das zulässige Gesamtgewicht hat sich für LKWs seit 1956 um den Faktor 1.8 erhöht [35]. Das heißt, die heutige Belastung wurde zu der Zeit der Bemessung der Bauwerke nicht berücksichtigt. Somit erfüllen heute viele ältere Brücken nicht die aktuellen Anforderungen. Dies führte ab 2011 zu einem hohen Aufwand durch Nachrechnungen bestehender Brücken [171].



(a) Anteil der Bauwerke der Bundesfernstraßen nach Baujahr. Ab 1991 wurden die Brücken der neuen Bundesländer in den Bestand aufgenommen, daher der Ausreißer zwischen 1991 und 1995.



(b) Anteil der Baustoffe der Brücken der Bundesfernstraßen nach der Brückenfläche.

**Abbildung 1.1:** Statistiken zu Baujahren und verwendeten Baustoffen von Brücken vom Bundesamt für Straßenwesen aus dem Jahr 2023 [32].

Brücken werden in Deutschland für 80 bis 100 Jahre ausgelegt [59]. Somit haben die meisten Bestandsbrücken die Hälfte ihrer geplanten Nutzungsdauer erreicht [32]. Dies gilt für die meisten industriellen Länder, da die meisten Brücken weltweit zwischen 1960 und 1980 er-

richtet wurden [10, 181]. In den Vereinigten Staaten werden Brücken für 50 Jahre ausgelegt [181]. Dabei sind 40 % der Brücken älter als 40 Jahre [181].

In Deutschland bestehen 68.9 % der Brückenfläche aus Spannbetonbrücken und weitere 17.1 % aus der Kombination von Beton und Stahl, wie dies Abbildung 1.1b entnommen werden kann [32]. Somit stellen Brücken aus Beton und Stahl den repräsentativen Brückentyp für Deutschland dar. Obwohl der Betrieb der Brücken für einen längeren Zeitraum ausgelegt wurde, kommt es in den letzten Jahren immer wieder zu plötzlichen Ausfällen von Spannbetonbrücken. Beispiele hierfür sind die Salzbachtalbrücke [12, 153] oder die Rahmede-Brücke der Autobahn A45 [102, 218]. Bei der Salzbachtalbrücke brach ein Lager und Teile der Brücke stürzten auf die darunter liegende Straße, In Folge dessen wurden alle Straßen unter der Brücke gesperrt. Hinzu kam, dass zum Großteil der Hauptbahnhof Wiesbaden für fast ein halbes Jahr gesperrt werden musste. Der Ausfall der Salzbachtalbrücke wird nach Schätzung der IHK Wiesbaden bis zur Neueröffnung Ende März 2023 Gesamtkosten von über 190 Mio. € verursacht haben [153]. Für die Schätzung wurden nur die Kosten für die mehr gefahrene Strecke verwendet [153]. Die realen Zusatzkosten sollten weit über den berechneten Kosten liegen, da beispielsweise die Sperrung des Hauptbahnhofs nicht berücksichtigt wurde. Die Talbrücke Rahmede ist seit Dezember 2021 aufgrund von Tragwerkschäden gesperrt und wurde am 7. Mai 2023 gesprengt.

Das sind nur zwei Beispiele. Allgemein müssen in nächster Zeit viele Autobriden ersetzt werden [219]. Beispielsweise müssen alle 60 großen Talbrücken der Bundesautobahn A45 auf der Sauerlandlinie erneuert werden [219]. Insgesamt befinden sich 3000 Autobahnbrücken in einem kritischen Zustand, d. h. in einem nicht ausreichenden oder ungenügenden Zustand [244]. Die geschätzten Kosten für die Sanierung aller deutschen Bestandsbrücken liegen zwischen 10 und 12 Mrd. € bis zum Jahr 2030 [36]. Die anstehenden hohen Investitionen können auch auf die Bundesstraßen übertragen werden [139].

Das plötzliche Ausfallen von Brücken aus den 1960er Jahren aufgrund mangelhafter Erhaltung kann auch in den anderen westlichen Ländern beobachtet werden [91]. Ein Beispiel ist das in 1967 erbaute Polcevera-Viadukt in Genoa (Italien) [185]. Hier stürzte die Brücke teilweise am 14. August 2018 aufgrund fehlender Redundanzen im Entwurf und Langzeitschäden ein [71, 185]. Dabei kamen 43 Personen ums Leben. Die Schädigungen sind auf Korrosion zurückzuführen [185].

Das frühe Erkennen von Schäden durch Brückenmonitoring und deren rechtzeitiges Korrigieren kann vor Folgeschäden schützen. Außerdem kann das Brückenmonitoring als Warnsystem für Brücken verwendet werden, die unter den alten Belastungsannahmen ausgelegt wurden und auf absehbarer Zeit ersetzt werden müssen. Somit kann der Neubau der Brücke hinausgezögert werden und die zur Verfügung stehenden Ressourcen auf den schnellen Ersatz und die Erhaltung dringlicherer Brücken gebündelt werden. Daneben fallen beim Neubau einer Brücke, neben den hohen Kosten, auch hohe CO<sub>2</sub>-Emissionen an [254]. Hin-

zu kommt ein hoher Bedarf an Sand für die Betonherstellung, dieser wird immer knapper [22, 148, 254].

## 1.2 Die konventionelle Brückenbewertung

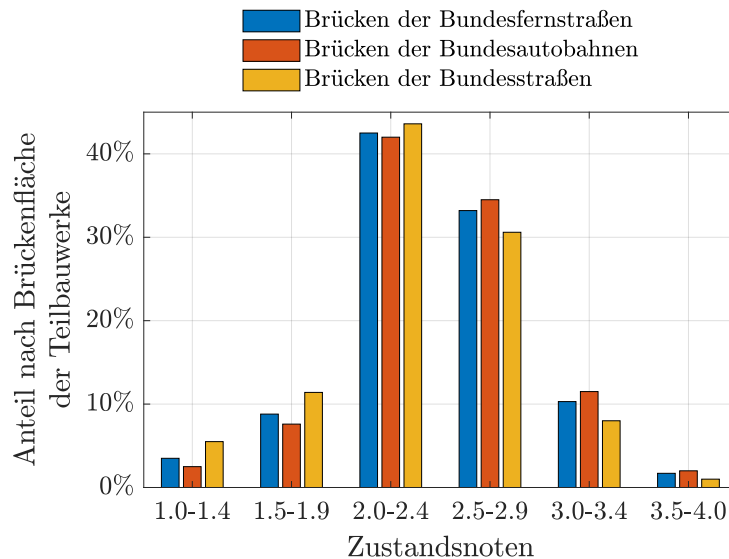
Die konventionelle Brückenbewertung, auch Brückenprüfung genannt, ist in der DIN 1076 mit dem Titel „Ingenieurbauwerke im Zuge von Straßen und Wegen – Überwachung und Prüfung“ geregelt und wird um die „Richtlinie zur einheitlichen Erfassung, Bewertung, Aufzeichnung und Auswertung von Ergebnissen der Bauwerksprüfungen nach DIN 1076 (RI-EBW-PRÜF)“ ergänzt [34, 66]. Diese zählt zu den direkten Methoden. Die DIN 1076 sieht eine jährliche Sichtprüfung sowie eine Hauptprüfung und eine einfache Prüfung alle sechs Jahre vor [35, 66]. Wobei die einfache Prüfung um drei Jahre zur Hauptprüfung verschoben statt zu finden hat [35, 66]. Bei der einfachen Prüfung erfolgt hauptsächlich eine Sichtprüfung sowie die Kontrolle von aufgenommenen Schäden. Dabei sind keine weiteren Hilfsmittel für die Besichtigung der Brücke vorgesehen. Zusätzlich sind die Lager genauer zu betrachten. Bei der Hauptprüfung ist eine handnahe Bauwerksuntersuchung unter Zuhilfenahme von Besichtigungsgeräten durchzuführen. Oft geht die Brückenprüfung mit einer Fahrbahnsperre einher, wodurch der fließende Verkehr behindert wird. Bei der Bewertung wird die Oberfläche betrachtet und durch abklopfen auf Hohlräume untersucht. Außerdem werden Risse aufgenommen sowie Verbindungsteile und Lager untersucht. [35]

Des Weiteren werden Verformungen, die Karbonatisierungstiefe und die Chloridkonzentration gemessen sowie die Betonfestigkeit geprüft [35]. Die Bestimmung der Karbonatisierungstiefe und der Chloridkonzentration dienen zur Abschätzung des Korrosionsrisikos der Bewehrung. Je nach Prüfer können weitere Untersuchungsverfahren folgen [35], wie z. B. Elektrochemische Potentialmessung [228], Ultraschall-Echo-Verfahren [227] oder Infrarot-Thermographie [176]. Es ist jedoch keine Prüfmaßnahme vorgegeben.

Bei der Brückenprüfung werden die Kriterien Standsicherheit, Verkehrssicherheit und Dauerhaftigkeit geprüft [35]. Unter der Standsicherheit wird die schadlose Aufnahme der planmäßigen Beanspruchung verstanden und unter der Verkehrssicherheit die Sicherheit der Verkehrsteilnehmer [35]. Die Dauerhaftigkeit stellt die Widerstandsfähigkeit des Bauwerks gegenüber Einwirkungen und somit die Nutzungsdauer dar [35]. Der Zustand der Brücke wird durch Noten von 1.0 bis 4.0 in sechs Stufen festgehalten [35]. Eine kurzfristige Instandsetzung ist ab einer Note von 2.5 erforderlich [35]. Ab einer Note von 3.0 handelt es sich um einen nicht ausreichenden Zustand der Brücke, der umgehende Instandsetzungsmaßnahmen erfordert und ab einer Note von 3.5 befindet sich die Brücke in einem ungenügenden Zustand, bei dem die Erneuerung der Brücke berücksichtigt werden muss [35]. Abbildung 1.2 stellt die Zustandsnoten nach der Brückenfläche der Teilbauwerke von 2019 dar [30], aus der entnommen werden kann, dass 12.0 % der Teilbauwerke nach der Brückenfläche der Bun-



desfernstraßen eine Note gleich 3.0 oder schlechter hatten, bei den Bundesstraßen waren es 9.0 % und bei den Bundesautobahnen 13.5 % [30].



**Abbildung 1.2:** Anteil nach Brückenfläche der Teilbauwerke an Zustandsnoten. Den Statistiken des Bundesamts für Straßenwesen aus dem Jahre 2019 entnommen [30].

Der Nachteil konventioneller Brückenprüfungen ist, dass diese zeitintensiv sind und Schäden erst aufgenommen werden, wenn diese an der Oberfläche der Brücke hervortreten [163]. Des Weiteren bleibt die Brückenprüfung subjektiv, da jeder Prüfer unterschiedliches Wissen und Erfahrung besitzt, trotz standardisierten Prüfungen. Die konventionelle Brückenbewertung erlaubt keinen Blick in die Struktur hinein. Somit können nicht alle potentiellen Schadensstellen eingesehen und früh erkannt werden. Außerdem bleibt die Brücke zwischen den Prüfintervallen unbeobachtet und somit kann eine Zustandsänderung der Brücke nicht immer frühzeitig erkannt werden.

### 1.3 Stand der Technik zu Merkmalen fürs Brückenmonitoring

Aus der Motivation in Abschnitt 1.1 kann abgeleitet werden, dass das indirekte Brückenmonitoring<sup>1</sup> die, in Abschnitt 1.2 umrissene, konventionelle Brückenbewertung ergänzen kann. Beim Brückenmonitoring soll eine Zustandsänderung der Brücke erkannt werden [84, 203]. Dies erfolgt meistens mit Sensoren, die an der Brücke angebracht werden und die Brückenbewegung aufnehmen [203]. Die Brückenbewegung resultiert bspw. aus der Anregung von

<sup>1</sup>In dieser Arbeit wird das indirekte Brückenmonitoring kurz als Brückenmonitoring bezeichnet.

Wind, Wasser oder Fahrzeugen, die über die Brücke fahren [86]. Meistens werden hierfür Dehnungsmessstreifen (DMS) oder Beschleunigungssensoren verwendet [1]. Dabei weisen Beschleunigungssensoren ein hohes Messrauschen auf [18]. In dieser Arbeit wird die Schadenserkenkung mit Sensoren betrachtet, die die Dehnung oder Verschiebung messen. Neben den verformungsbasierten Ansätzen gibt es weitere Möglichkeiten der Schadenserkenkung, wie z. B. von Kameras und Bilderkennung, mit der Risse, Betonabplatzungen, Korrosion usw. erkannt werden sollen [18, 95, 131, 138, 167, 208, 271, 272, 273, 275].

Aus den gemessenen Beschleunigungs-, Dehnungs- und Verschiebungssignalen kann nicht immer ohne weiteres direkt auf den Brückenzustand geschlossen werden. Daher werden für die Schadenserkenkung Merkmale (engl. Features) benötigt [84]. Sie werden aus den gemessenen Signalen extrahiert [84]. Dabei müssen die Merkmale schadenssensitiv sein, um eine frühe Zustandsänderung zu erkennen [84]. Außerdem sollten die Merkmale robust gegenüber Messrauschen und Umwelteinflüsse, wie Temperaturänderungen, sein. Zusätzlich sollten die Merkmale unabhängig von der Anregung, wie bspw. den Eigenschaften der überquerenden Fahrzeuge, sein.

Die meisten extrahierten Merkmale können dem Zeit-, Frequenz- oder Zeitfrequenzbereich zugeordnet werden [4, 21, 91]. Der Zeitbereich spiegelt das gemessene Signal über der Zeit wider. Mithilfe des Frequenzbereichs können Aussagen zum Schwingungsverhalten der Brücken getroffen werden. Hierzu zählen vor allem die modalen Parameter [91], die in Abschnitt 1.3.1 vorgestellt werden. Für die Bestimmung des Zeitfrequenzbereichs wird meist die Short-Time Fourier Transformation (STFT), die Wavelettransformation oder die Empirical Mode Decomposition (EMD) verwendet [4, 21, 91]. Mithilfe der STFT kann der Frequenzbereich über der Zeit dargestellt werden [4]. Bei der Wavelettransformation wird eine Basisfunktion, das sogenannte Wavelet, mit dem gemessenen Signal verglichen [4, 160]. Die EMD dient zur Analyse von nicht-stationären oder nicht-linearen Zeitfrequenzverhalten [21, 91, 128]. Bei der EMD wird das Signal in sogenannte Intrinsic Mode Functions (IMF) zerlegt [21, 91, 128]. Die Wavelettransformation oder die EMD können jedoch auch zur Verarbeitung des Zeitsignals genutzt werden, um bspw. eine Glättung oder Filterung zu erreichen [264]. In dieser Arbeit wird nur zwischen modalbasierten Merkmalen, die auf den modalen Parametern basieren und nicht-modalbasierten Merkmalen unterschieden.

Neben den Merkmalen ist ein statistisches Modell hilfreich. Da bspw. zwei Überfahrten mit dem selben Fahrzeug und für den selben Brückenzustand in der Realität nicht im gleichen gemessenen Signal resultieren, das ein zufälliges Messrauschen überlager ist [155]. Außerdem ist es schwierig z. B. die genaue Geschwindigkeit oder die selbe Fahrspurwahl zu reproduzieren. Durch die Berücksichtigung dieser Effekte durch ein statistisches Modell können Aussagen im Hinblick zur Robustheit der Merkmale gegenüber Messrauschen, Dynamik, unterschiedlichen Fahrspuren usw. getroffen werden. Vielen Veröffentlichungen zu Merkmalen, die auch im Folgenden vorgestellt werden, fehlt die statistische Auswertung. Zumeist

wird nur eine Überfahrt oder nur ein Kollektiv an Überfahrten für die unterschiedlichen Zustände betrachtet und so fehlen Aussagen zur Reproduzierbarkeit der Ergebnisse. Hierfür wird des öfteren Maschinelles Lernen (ML) verwendet (engl. Machine Learning) [187].

Während sich die meisten Veröffentlichungen zu Strukturmonitoring bis 2013 auf die Entwicklung von Merkmalen fokussierten [84], entsteht aktuell der Eindruck, dass die meisten Veröffentlichungen sich auf ML-Verfahren konzentrieren. Dabei basieren die meisten Merkmale auf den modalen Parametern [69, 70, 83, 230]. Für die letzten sechs Jahre liegen mindestens zehn Übersichtsveröffentlichungen zu Strukturmonitoring vor, in denen ML-Verfahren thematisiert werden [1, 16, 18, 57, 78, 91, 95, 162, 208, 239]. Dies kann auf die rasante Entwicklung im Bereich ML in den letzten Jahren zurückgeführt werden [16, 18, 57, 91, 95]. Jedoch können die Ergebnisse einiger ML-Verfahren, vor allem die, die Deep Learning (DL) verwenden, nicht immer einfach erklärt und interpretiert werden, was in sicherheitsrelevanten Domänen, wie dem Brückenmonitoring, maßgeblich ist [124, 162]. In dieser Arbeit liegt der Fokus auf Merkmalen, die eine physikalische Interpretierbarkeit erlauben. Diese sind unabhängig von ML-Verfahren und können in Kombination mit unterschiedliche ML-Verfahren verwendet werden. Die Eignung der Merkmale für die Verwendung mit unterschiedlichen ML-Verfahren erleichtert die Umsetzung eines automatisierten Brückenmonitoringsystems. Denn die anfallenden Datenmengen können im Regelbetrieb nicht von einem Ingenieur ausgewertet werden.

Im folgenden Abschnitt werden Merkmale basierend auf den modalen Parametern und in Abschnitt 1.3.2 basierend auf nicht-modalen Parametern vorgestellt. Eine besondere Form von Merkmalen, die nicht auf modalen Parametern basieren, leiten sich aus der sogenannten Einflusslinie ab. Da diese im Fokus dieser Arbeit liegen, werden sie gesondert in Abschnitt 1.3.3 betrachtet.

### 1.3.1 Merkmale basierend auf den modalen Parametern

Die modalen Parameter beschreiben das Schwingungsverhalten der Brücke [82]. Zu den modalen Parametern zählen beispielsweise die Dämpfung, die Eigenfrequenzen und die Eigenmoden sowie die Krümmung der Eigenmoden, welche die zweite Ableitung der Eigenmoden darstellt [83]. Die Eigenfrequenz stellt die Frequenz dar, bei der die Brücke, sich selbst überlassen, nach einer Auslenkung frei schwingen würde [245]. Die dazugehörige Schwingungsform der Brücke heißt Eigenmode, auch Eigenform oder Eigenvektor genannt [245]. Mit Schwingungsform ist die Auslenkung (Verschiebung) der Brücke gemeint. Modale Parameter bzw. Merkmale, die aus ihnen abgeleitet werden, stellen die am meisten verwendeten Merkmale dar [44, 91].

Die modalen Parameter einer Brücke werden mithilfe der Operativen Modalanalyse (OMA) (engl. Operational Modal Analysis) bestimmt [86, 199]. Dabei ist die OMA von der Experi-

mentellen Modalanalyse (EMA) zu unterscheiden, bei der die Anregung bekannt ist. Bei der EMA erfolgt die Anregung beispielsweise mit einem Impulshammer, Shaker oder einem fallen gelassenen Gewicht [3, 82, 86, 199]. Die Anregung bei der OMA erfolgt bspw. durch Wind, Wasser oder den Fahrzeugverkehr auf der Brücke [15, 86, 199]. Ein Vorteil dabei ist, dass die Fahrzeugparameter nicht bekannt sein müssen und der laufende Verkehr nicht beeinträchtigt werden muss [199]. Die Anregung erfolgt in einem Bereich, in dem die Brücke tatsächlich belastet wird [147, 199]. So kann auf eine künstliche Anregung, die eventuell zu stark ist und die Brücke schädigen könnte, verzichtet werden [147, 199]. Es kann auch vorkommen, dass nicht die gleichen Moden für unterschiedliche Datensätze identifiziert werden, da die Anregung der Brücke immer unterschiedlich ausfällt [147].

Die modalen Parameter einer Brücke, die mit der OMA bestimmt werden, werden aus der Anregung mehrerer Fahrzeugüberfahrten extrahiert, die innerhalb eines Zeitfensters stattfinden. Wobei so viele unterschiedliche Fahrzeuge wie möglich die Brücke passieren sollten, um eine räumlich und zeitlich breitbandige Anregung zu gewährleisten [15, 199]. Die OMA ist somit kostengünstig, schnell umsetzbar, behindert nicht die reguläre Nutzung der Brücke und der Zustand der Brücke wird unter realen Betriebslasten bestimmt [199]. Die Nachteile sind, dass sensitive und rauscharme Sensoren benötigt werden, da die Anregungskraft niedrig ist. Zusätzlich kann die Amplitude nicht bestimmt werden, da die Anregung unbekannt ist und es können eventuell bestimmte Frequenzen aufgrund der ambienten Anregung nicht angesprochen werden [147, 199]. Da die OMA auf linearen Annahmen basiert [199], können durch die Linearisierung nicht-lineare Effekte verschmiert werden oder zu falschen Ergebnissen führen [84]. Außerdem fließt die Masse der überquerenden Fahrzeuge in die bestimmten modalen Parameter ein.

Als Erstes werden die Merkmale basierend auf der modalen Dämpfung in diesem Abschnitt behandelt. Anschließend folgen die Eigenfrequenzen, Eigenmoden und die Krümmung der Eigenmoden. Die modale Dämpfung weist keinen eindeutigen Zusammenhang zwischen dem Dämpfungsmaß und den Schädigungsprozessen auf [39, 42]. Außerdem kann die Dämpfung nicht verlässlich bestimmt werden [42, 203]. Aufgrund der schlechten Sensitivität gegenüber Schäden ist das Dämpfungsmaß nicht zur frühen Schadenserkenkung geeignet [70].

Die erste Schadenserkenkung anhand der Eigenfrequenzen in einer Struktur wurde bereits im Jahr 1979 vorgestellt [45]. Die Eigenfrequenzen können direkt als Merkmal in einem ML-Modell, wie beispielsweise in einem Autoregressive with Exogenous Input (ARX)-Modell [194], einem Autoassoziatives Neuronales Netz (AANN)-Modell [277], einem Back Propagation Neural Network (BPNN)-Modell [226], einem Support Vector Machine (SVM) [2], einem Gaussian Mixture Model (GMM) [92] oder in einem Treed Gaussian Process (TGP) [260] verwendet werden. Mithilfe des ARX-Modells können aufgrund vergangener Signale zukünftige vorhergesagt werden [221]. AANN und BPNN basieren auf künstlichen Neuronalen Netzen,

die im Folgenden kurz Neuronales Netz (NN) genannt werden [149, 187, 198, 256]. AANN bzw. Autoencoder sind NN die im Ausgang das Eingangssignal rekonstruieren sollen, wobei das NN einen Flaschenhals aufweist, der das Modell zwingt Vereinfachungen zu treffen [149, 198]. BPNN ist ein Verfahren ein NN zu lernen [256]. Das SVM hat das Ziel zwei Klassen so zu trennen, dass der größte Abstand zwischen diesen entsteht [54]. Mit GMM wird die reale Verteilung mit mehreren Normalverteilungen beschrieben [170]. TGP stellt eine Variante von Gaussian Process (GP) dar, die für alle Dimensionen eine Normalverteilung annimmt [200]. Alternativ können weitere Merkmale aus den Eigenfrequenzen generiert werden, wie bspw. Multiple Damage Location Assurance Criterion (MDLAC) [174] oder Single Damage Indicator (SDI) [144, 145]. Die Eigenfrequenzen sind mit den Eigenmoden die am häufigsten untersuchten Merkmale an real geschädigten Brücken [88, 194, 203, 255]. Der Nachteil der Eigenfrequenzen ist, dass erst sehr große Steifigkeitsänderungen zu messbaren Änderungen in den Eigenfrequenzen führen, was auch theoretisch gezeigt werden kann [44, 84]. Außerdem kann das reale Verhalten nicht immer plausibel erklärt werden. Eine Steifigkeitsreduktion sollte mit einer sinkenden Eigenfrequenz einhergehen, was an einer schrittweise geschädigten Brücke für die ersten Schadensszenarien nicht beobachtet wurde [84, 88]. Erst mit fortschreitender Schädigung fielen die Eigenfrequenzen [88]. Ein weiterer Nachteil der Eigenfrequenzen ist, dass Schäden in den Schwingungsknoten der Eigenmoden nicht erfasst werden können [113, 147]. Des Weiteren hängen die Eigenfrequenzen von der Temperatur ab [44, 195, 203], sodass Schäden durch die Temperaturänderungen verschleiert werden können [83]. Auch die Eigenfrequenzen sind gegenüber Schäden nicht sensitiv, um diese in einem frühen Stadium zu erkennen [70]. Hinzu kommt, dass die Eigenfrequenzen von der Anregungslast abhängen können [163, 249].

Der Vorteil der Eigenmoden ist, dass diese lokale Informationen beinhalten und somit Schadenssensitiver als Eigenfrequenzen sind [83]. Außerdem sind die Eigenmoden weniger sensitiv gegenüber Umwelteinflüssen, wie Temperaturänderungen [87, 161]. Die Eigenmoden können ebenfalls direkt als Merkmale genutzt werden. Dies wurde bspw. mit den ML-Verfahren NN [154, 231] und BPNN [172] untersucht. Die Eigenmoden können jedoch auch zur Berechnung weiterer Merkmale dienen, wie z. B. der erweiterten MDLAC [225], Fractal Dimension (FD) bzw. Generalised Fractal Dimension (GFD) [114, 115, 140, 157, 252], Modal Assurance Criterion (MAC) [5, 88, 89], Coordinate Modal Assurance Criterion (COMAC) [84, 159] der Wavelettransformation der Eigenmoden [253], Nachgiebigkeitsmatrix [188, 266, 267, 276]. Wobei zur Wavelettransformation der Eigenmoden eine Vielzahl an Veröffentlichungen vorliegt [7, 83, 126]. Obwohl manche Merkmale basierend auf den Eigenmoden keinen Referenzzustand benötigen, wie z. B. FD, GFD oder Wavelettransformation, fehlt es diesen an Anwendungsbeispielen über den des Simulations- oder Laborbereichs hinaus. Es liegen jedoch Untersuchungen einiger der genannten Merkmale an realen ungeschädigten Brücken vor [113, 147]. Darüber hinaus sind die Eigenmoden mit den Eigenfrequenzen die am häufigsten untersuchten Merkmale an real geschädigten Brücken

[88, 203, 194, 255]. Nachteile der Eigenmoden sind, dass diese ein dichtes Sensornetz benötigen und, dass die Eigenmoden anfälliger gegenüber Rauschen sind als Eigenfrequenzen [44, 83, 147]. Da die Materialeigenschaften von der Temperatur abhängen, können sich die Eigenmoden im Laufe eines Tages ändern, denn durch die Positionsänderung der Sonne erfährt die Brücke eine uneinheitliche Sonneneinstrahlung und somit einen sich über den Tag ändernden Temperaturverteilung [91, 158, 211]. Die Eigenmoden sind nicht sensitiv genug, um Schäden im frühen Stadium erkennen zu können [70, 83]. Außerdem sind die meisten Merkmale basierend auf den Eigenmoden nicht sensitiv genug gegenüber Schäden an bestimmten Schadenspositionen [83, 147]. Zusätzlich gilt eine hohe Anforderung an die Messgenauigkeit des Messsystems [147]. Des Weiteren ist die Übertragbarkeit auf reale Strukturen limitiert [83]. Einige Merkmale, die auf den Eigenmoden basieren, erfordern die Normierung auf die Massenmatrix, was eine weitere Fehlerquelle darstellt [47, 113]. Hinzu kommt, dass die genaue Masse der Fahrzeuge, die die Brücken überqueren, unbekannt ist [147]. Außerdem stellt die Bestimmung der Massenverteilung der Brücke nur eine Abschätzung dar, die meist mithilfe numerischer Modelle erfolgt.

Als Folge der niedrigen Sensitivität der Eigenmoden gegenüber kleinen Schäden wird die Krümmung der Eigenmoden eingehender untersucht [83]. Diese stellt die zweite Ableitung der Eigenmoden in Balkenlängsrichtung dar. Jedoch ist die Berechnung der Krümmung der Eigenmoden nicht trivial, wenn diese aus den Eigenmoden bestimmt werden soll. Die einfachste Form zur Bestimmung der Krümmung der Eigenform stellt die Zentrale Differenzenmethode dar [189]. Bei der Zentralen Differenzenmethode führen die kleinsten Ungenauigkeiten, welche vor allem durch Messrauschen hervorgerufen werden, zu einem verfälschten Ergebnis und somit auch zu unbrauchbaren Ableitungen [84, 113, 147, 166]. Des Weiteren würden Strukturen mit einer veränderlichen Biegesteifigkeit in Längsrichtung, z. B. durch Voutungen, zu Falschalarmen führen [113]. Daher erscheint die Bestimmung der Krümmung der Eigenmoden direkt aus der Dehnung mithilfe von Fiber Bragg Grating (FBG) Sensoren robuster als die zweimalige Ableitung der Eigenmoden [8]. Eine weitere Möglichkeit zur Bestimmung der Krümmung der Eigenmoden bieten Verfahren, die die Moden glätten, wie z. B. der Mixed Approach, auch Mindlin Approach genannt [19, 166]. Durch die Glättung der Moden werden auch die Diskontinuitäten im Krümmungsverlauf geglättet, die auf einen Schaden hinweisen sollen. Daher gilt bei der Wahl der Parameter für die Optimierung (Penalty-Faktoren) einen Kompromiss zwischen zu starker Glättung, bei der keine Diskontinuitäten geglättet werden, und einer zu schwachen Glättung, bei der Rauschen nicht hinreichend unterdrückt wird, zu finden [113, 147]. Die Krümmung der Eigenmode kann für jede Mode direkt als Merkmal in NN verwendet werden [156] oder es können weitere Merkmale darauf basierend berechnet werden, wie z. B. Damage Index Method (DIM) [235, 236] oder Gapped Smoothing Method (GSM) [1, 201, 202]. Zusätzlich gibt es zahlreiche Untersuchungen zu Wavelettransformationen der Krümmung der Eigenmoden [7, 83, 143]. Es liegen zwar Untersuchungen zu einigen genannten Merkmale an realen Brücken vor, jedoch wurden nur un-

geschädigte reale Brücken untersucht [113, 147]. Die Leistungsfähigkeit der Merkmale wurde meist an Finite-Elemente (FE)-Modellen beurteilt [113, 147]. Für die Schadenerkennung mit der Krümmung der Eigenmoden eignen sich nur die niedrigen Moden, da höhere Moden häufiger zu Falschalarmen führen [247]. Außerdem wird ebenfalls ein dichtes Sensornetz benötigt [44, 83]. Es sollten mehr Sensoren für eine angemessene Bestimmung der Krümmung der Eigenmoden verwendet werden als für die Bestimmung der Eigenmoden [247]. Zusätzlich werden hohe Anforderungen an die Messgenauigkeit gestellt [113].

Die modalen Parameter wurden auch mit dem GBR bestimmt [81, 101, 103, 132, 197, 205]. Jedoch gibt es keine Untersuchungen an geschädigten Brücken und auch keine weitere Verwendung der modalen Parameter. Es fehlt zudem an einer statistischen Auswertung über Tage hinweg. Somit kann keine Aussage über die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse gemacht werden.

Die in diesem Abschnitt genannten Beispiele stellen nur eine Auswahl an Merkmalen, basierend auf den modalen Parametern, dar. Viele weitere Merkmale und Vergleiche können den Quellen [1, 16, 18, 57, 61, 64, 69, 70, 78, 83, 91, 95, 113, 126, 182, 230] entnommen werden. Die meisten Merkmale, basierend auf den modalen Parametern, werden an einfachen Strukturen wie Balken oder Platten untersucht [83]. Generell können modale Parameter Hinweise auf mögliche Schäden geben, jedoch sind diese nicht zuverlässig genug, um zu beurteilen, ob ein Schaden eingetreten ist [29]. Außerdem können modale Parameter zu Fehllarmen führen, denn neben Schäden können eine Vielzahl anderer Ursachen zu dauerhaften oder vorübergehenden Veränderungen in den modalen Parametern führen [29]. Des Weiteren können nur die Moden niedriger Ordnung verlässlich bestimmt werden, jedoch werden die höheren Moden mit lokalen Schäden assoziiert [18]. Das Problem von Merkmalen wie denen, die auf den modalen Parametern basieren, ist, dass Parameter zur Identifizierung des lokalen Schadens verwendet werden, die für ein zeitlich veränderliches System nicht geeignet sind [264].

### 1.3.2 Merkmale basierend auf nicht-modalen Parametern

Brücken werden für eine bestimmte definierte Belastung ausgelegt. Wenn diese überschritten wird, kann die Brücke nicht den geplanten Lasten standhalten. Mit der sinkenden Steifigkeit geht eine Erhöhung der Dehnungen und Auslenkungen einher [84]. Somit stellt das Überschreiten eines bestimmten Schwellwerts der Dehnung bzw. Durchbiegung das einfachste Merkmal dar [84]. Jedoch kann hieraus nicht automatisch der Zustand der Brücke abgeleitet werden, wenn die Masse des überquerenden Fahrzeugs unbekannt ist. Ein Überschreiten des Schwellwerts kann auch durch Überladung des Fahrzeugs oder durch Sonderfahrzeuge erfolgen. Eine weitere Möglichkeit, auf den Brückenzustand zu schließen, ist die Betrachtung eines Kollektivs an Überfahrten. Mithilfe der Wöhlerlinien bzw. Schadensakku-

mulationshypothesen nach Palmgren/Miner kann eine statistische Aussage zur verbleibenden Nutzungsdauer gemacht werden [183, 233]. Es ist jedoch schwierig aus der Verteilung mehrerer Überfahrten über die Zeit auf den Zustand der Brücke zu schließen, da sie über der Zeit variiert. Die Verteilung variiert über den Tag, den Wochentag und über Jahre.

Die Zeitsignale mehrerer Sensoren können auch direkt als Merkmal ohne Verarbeitung verwendet werden, wie z. B. die Dehnungssignale mehrerer DMS für das ML-Verfahren Temporal-Convolutional-Network (TCN) [137]. Das TCN soll im Ausgang das Eingangssignal rekonstruieren [137]. Durch die Abweichung des Ausgangs- zum Eingangssignal kann beim Überschreiten eines Schwellwerts ein möglicher Schaden angenommen werden [137]. Bei dieser Art von ML-Verfahren korreliert allerdings nicht immer die Höhe des Abstandes mit der Höhe des Schadens [84].

Weiterhin können die Zeitreihen bspw. mit Autoregressive (AR) [93, 221], Autoregressive-Moving Average (ARMA) [43, 99, 179, 221], ARX [110, 221], Autoregressive Moving Average with Exogenous Input (ARMAX) [17, 151, 221] oder Nonlinear Autoregressive Moving Average with Exogenous Input (NARMAX) modelliert werden [61, 84, 222]. Viele Umsetzungsmöglichkeiten von Modellen, die auf Zeitreihen basieren, stellen die Quellen [16, 79] vor. Wo bei nur ein Anwendungsbeispiel zu Brücken gemacht wird [79]. Allgemein werden AR- und ARMA-Modelle am häufigsten für Merkmale, die auf dem Zeitbereich basieren, verwendet [91]. Die genannten Modelle versuchen, basierend auf dem vergangen Signal, das zukünftige zu prognostizieren [84, 151]. Dabei können zwei Merkmale verwendet werden, die Modellparameter (Koeffizienten) oder die Abweichung der Vorhersage zum gemessenen Wert [98, 151]. Jedoch haben diese Modelle keine physikalische Bedeutung um die Ergebnisse zu interpretieren oder zu veranschaulichen [84] sowie Schwierigkeiten in der Detektion von Schäden bereits in einfachen Strukturen wie Balken [99]. Des Weiteren ist darauf zu achten, dass die Zeitsignale angemessen modelliert sind, um später eventuelle Schäden feststellen zu können [93]. Außerdem erweisen sich einige Modelle im Labor am Stahlbetonbalken als nicht sensitiv genug für die Erkennung von kleinen Schäden [151]. Ein weiterer Kritikpunkt ist, dass die Modelle auf linearen Annahmen basieren, somit werden nicht-lineare Effekte verschmiert und Schäden eventuell nicht erkannt [84].

Eine besondere Rolle nehmen in dieser Arbeit die nicht-modalen Merkmale ein, die auf dem Zeitbereich und gleichzeitig auf der Einflusslinie basieren. Diese werden im nächsten Abschnitt gesondert behandelt.

### 1.3.3 Merkmale basierend auf den Einflusslinien

In jüngerer Zeit werden vermehrt Merkmale zur Schadenserkenkung basierend auf der Einflusslinie untersucht. Dabei stellt die Einflusslinie das Signal an einem festen Referenzpunkt (Sensorposition) dar, welches sich ergibt, wenn eine Einheitslast über die Struktur wandert



[68]. Somit hängt die Einflusslinie von der Lastposition ab. Unter der Annahme einer konstanten Geschwindigkeit der wandernden Last, kann die Abhängigkeit der Einflusslinie in eine Abhängigkeit von der Zeit transformiert werden. Das Zeitsignal, das bei einer Einzelüberfahrt an einer Sensorposition erfasst wird, stellt eine Approximation einer Einflusslinie dar. Daher werden Merkmale, die dieses Zeitsignal nutzen, den Merkmalen basierend auf Einflusslinien zugeordnet. Die Einflusslinie kann für die Dehnung sowie die Krümmung, die Neigung oder die Verschiebung angegeben werden. Über mehrere verschobene superpositionierte Einflusslinien kann das gemessene Signal einer Fahrzeugüberfahrt rekonstruiert werden. Da die Einflusslinie das resultierende Signal für eine Last darstellt, werden für die Rekonstruktion des gemessenen Signals so viele gewichtete Einflusslinien benötigt wie das Fahrzeug Achsen besitzt. Die Gewichtung der Einflusslinie muss der Last der jeweiligen Achse entsprechen. Jedoch haben einige, im Folgenden vorgestellte, Merkmale den Vorteil, dass die Einflusslinien nicht bestimmt werden müssen und das gemessene, unverarbeitete Signal verwendet werden kann. Zunächst werden die Merkmale basierend auf der Dehnungs- bzw. Krümmungseinflusslinie vorgestellt. Anschließend folgen die Merkmale basierend auf der Neigungseinflusslinie und zum Schluss die auf der Verschiebungseinflusslinie.

### **Merkmale basierend auf der Dehnungs- bzw. Krümmungseinflusslinie**

Die Krümmung für lange schlanke Strukturen, wie Brücken, kann als proportional zur Dehnung angenommen werden [232]. In der Regel werden die Einflusslinien für einzelne Bauwerke mithilfe des analytischen Biegebalkens auf der Grundlage der Euler-Bernoulli-Theorie bestimmt [177]. Die Krümmungseinflusslinie ist nicht nur für die Schadenserken- nung von Interesse, denn im Bereich des Weigh-in-Motion (WIM) bzw. Bridge Weigh-in-Motion (BWIM) ist die Krümmungseinflusslinie ein wesentlicher Bestandteil der meisten Systeme [186]. Im WIM ist das Ziel die Bestimmung der Achslasten eines Fahrzeugs während der Fahrt mithilfe von Sensoren [186]. Dabei sind die Sensoren in die Fahrbahn integriert [186]. Für die Bestimmung der Achslasten werden die Dehnungs- bzw. Krümmungseinfluss- linien benötigt [186]. BWIM beschäftigt sich mit der Bestimmung der Achslasten während das Fahrzeug über die Brücke fährt [186]. Dabei sind die Sensoren meist unterhalb der Brücke angebracht.

Merkmale für das Brückenmonitoring, die auf der Krümmungseinflusslinie oder Dehnungs- einflusslinie basieren, sind zum Beispiel Merkmale, die die Einflusslinie beschreiben. Hierzu zählt die Änderung der Einflusslinie über die Zeit. Zunächst wird die Einflusslinie aus dem gemessenen Signal mehrerer Überfahrten bestimmt. Dabei setzt sich die Einflusslinie für eine reale Brücke aus einem individuellen Mischungsverhältnis von Los- und Festlagerung in den äußeren Lagern zusammen. Dieses Verhältnis kann als Merkmal verwendet werden. Kleinste Veränderungen in der Brückenstruktur konnten in der Änderung der Einflusslinie festgemacht werden. Jedoch hat dieses Merkmal den Nachteil, dass es von der Temperatur

abhängig ist und die Einflusslinie mit weiteren Verfahren bestimmt werden muss. [278]

Ein weiteres Merkmal, dass mit BWIM-Systemen bestimmt werden kann, ist der Girder Distribution Factor (GDF). Das GDF stellt die Lastverteilung des überquerenden Fahrzeugs auf die Stege (engl. Girder) dar. Der Stichprobenumfang hierfür muss im unteren zweistelligen bis unteren dreistelligen Bereich liegen. Dieses Merkmal hängt stark von der gewählten Fahrspur des Fahrzeugs bzw. der Abweichung von der idealen Fahrspur ab. Außerdem ändert sich die Referenz des Merkmals, wenn die Verkehrsführung geändert wird. [278]

Das Merkmal Dynamischer Beiwert (DAF) oder Inkrement (engl. Dynamic Amplification Factor) stellt das Verhältnis der dynamischen Komponente zur statischen des resultierenden Signals einer Einzelüberfahrt dar [20, 41, 58, 278]. Dieses Merkmal kann aus der Verschiebung sowie aus der Dehnung extrahiert werden [20]. Die gängigste Variante zur Bestimmung des statischen Anteils ist die Filterung des gemessenen dynamischen Signals [20, 41, 278]. Es gibt acht Möglichkeiten das Verhältnis zu bestimmen [20]. Dieses Merkmal hängt stark von den Fahrzeugparametern ab, insbesondere dem Gewicht und der Federsteifigkeit des Fahrzeugs [20, 278].

Die folgenden drei Merkmale basieren auf Long-Gauge FBG Sensoren. Ein Long-Gauge FBG Sensor ist ein Lichtwellenleiter, der entlang der Struktur angebracht wird. Entlang des Lichtwellenleiters kann nun abschnittsweise die integrierte Dehnung für die einzelnen Zellen gemessen werden [49, 264]. Das erste Merkmal Maximum of Strain Influence Lines (MIE), auch Long-Gauge Strain Influence Envelope Method genannt, verwendet das Maximum der einzelnen Dehnungseinflusslinie entlang des Balkens [49, 264]. Die einzelnen Maximalwerte ergeben eine umhüllende Kurve über die Balkenlänge. Durch die Messung der Abweichung zu den benachbarten Zellen kann der potentielle Schaden quantifiziert werden [49]. Bevor die Maxima aus den Signalen extrahiert werden, werden mithilfe der EMD die höheren Frequenzanteile entfernt [264]. Das Merkmal wurde an einem numerischen einfeldrigen Biegebalken, für den auch Schäden berücksichtigt wurden, vorgestellt [49, 264]. An einer beispielhaften Anwendung in einem Feld einer mehrfeldrigen realen Brücke konnten mehrere Positionen festgestellt werden, in denen die Brücke Risse aufwies [264]. Dieses Merkmal schneidet allerdings unter Berücksichtigung von Rauschen schlecht ab [49].

Das Merkmal Strain Time History Area Ratio (STHAR) bzw. Long-Gauge Strain History Area bzw. Integral of Strain Influence Lines (IMIL) verwendet die integrierten Dehnungseinflusslinien entlang des Balkens [49, 125, 263]. Die Untersuchung erfolgte an numerischen Einfeld Biegebalken [49, 125], an einer einfeldrigen Balkenbrücke im Labor [263] und an einer, in der FE modellierten, Einfeldbrücke [125]. Außerdem wurde dieses Merkmal an einer mehrfeldrigen Brücke als Durchlaufträger in numerischen Simulationen und in der Realität untersucht [265]. Bei der Untersuchung an den realen Messdaten konnten Schäden an der Brücke festgestellt werden [265]. Weiterhin konnte dieses Merkmal auf Fälle erweitert werden, in denen mehrere Fahrzeugüberfahrten gleichzeitig statt fanden [50]. Dies wurde an der realen Brücke

und im Labor vorgestellt [50]. Dieses Merkmal ist robuster gegenüber Rauschen als MIE und Second Derivative of Strain Influence Lines (SODM) [49].

Beim Merkmal SODM, auch Two Order Derivative of the Influence Line (TODIL) genannt, wird die zweite Ableitung aller Einflusslinien entlang des Balkens verwendet. Die Anwendung erfolgte bisher nur an numerischen einfeldrigen Balken. Für diesen wurde auch der geschädigte Fall berücksichtigt. [48, 49]

Durch die zweifache Ableitung ohne weitere Verarbeitung des Signals, ist dieses Merkmal unbrauchbar, da Messrauschen vergrößert wird.

Die letzten drei genannten Merkmale basieren auf dem Messprinzip von Long-Gauge FBG Sensoren. Der Vorteil der drei Merkmale ist, dass sie keinen Referenzzustand benötigen. Jedoch sind Long-Gauge FBG Sensoren teuer und müssen aufwendig angebracht werden. Außerdem kann ein lokaler Schaden in einem lokalen Bereich des Lichtwellenleiters den kompletten Sensor außer Betrieb setzen. Die Instandsetzung eines beschädigten Long-Gauge FBG Sensors ist aufgrund des verwendeten Lichtwellenleiters nicht trivial.

Ein weiteres Merkmal stellt Deformation Area Difference (DAD) dar. Hier wird das Integral der Krümmungseinflusslinien mehrerer Sensoren, die am Balken entlang angebracht wurden, berechnet. Über einen Vergleich der geschädigten zur ungeschädigten Struktur kann bei einer Abweichung ein Schaden festgestellt werden. DAD kann genauso für die Neigungs- und Verschiebungseinflusslinien angewendet werden. Dieses Merkmal wurde an Untersuchungen von FE Simulationen und an einem Balken im Labor vorgestellt. [80]

Eine Berücksichtigung von Rauschen erfolgte nicht. Der entscheidende Nachteil dieses Merkmals ist, dass die Parameter des Fahrzeugs, welches die Brücke überfährt, für den ungeschädigten und geschädigten Zustand gleich sein müssen.

Zwei weitere Merkmale basierend auf der Dehnung von DMS sind das Max/Min-Verhältnis und das Verhältnis des integrierten positiven Dehnungssignals zum integrierten negativen Dehnungssignals innerhalb einer Überfahrt eines einzelnen Fahrzeugs [248]. Beide Merkmale können aus dem spezifischen resultierenden Signal einer zweifeldrigen Brücke mit Durchlaufträger extrahiert werden. Die Untersuchung fand mit FE Daten und realen Messdaten einer schrittweise geschädigten Brücke statt [77, 248].

Zwei weitere Merkmale sind der  $R$ -Wert [134, 135, 136] und der  $M$ -Wert [136]. Aus den Quellen [134, 135, 136] wird die Bezeichnung für das  $R$ - und  $M$ -Merkmal für diese Arbeit übernommen. Beim  $R$ -Wert wird das Verhältnis von Integralen zweier Dehnungssignale an zwei unterschiedlichen Sensorpositionen und beim  $M$ -Wert wird das Verhältnis zweier Maxima aus Dehnungssignalen in unterschiedlichen Sensorpositionen verwendet [136]. Somit ist der  $R$ -Wert dem STHAR-Merkmal ähnlich. Als ML-Verfahren wird ein Autoencoder verwendet, der das Eingangssignal wieder rekonstruiert [136]. Der entstandene Fehler stellt das Maß der Abweichung zum Referenzzustand dar [136]. Beim überschreiten eines Schwellwerts handelt

es sich um eine Anomaliedetektion [136]. Die Verhältnisse aller  $R$ -Werte werden  $R$ -Signatur genannt [136]. Analog zum  $R$ -Wert gilt für den  $M$ -Wert die  $M$ -Signatur [136]. Die Merkmale werden an Messdaten einer realen ungeschädigten Brücke vorgestellt [136]. Anschließend wird die Leistungsfähigkeit der Merkmale an FE-Simulationen einer einfeldrigen Brücke, für die auch Schäden berücksichtigt werden, gezeigt [135]. Durch die Hauptkomponentenzerlegung kann eine Invarianz gegenüber unterschiedlichen Fahrspuren und unterschiedlichen Temperaturen erreicht werden [134].

### **Merkmale basierend auf der Neigungseinflusslinie**

Mit Neigungsmessern, auch Inklinometer genannt, kann die Neigung in der Sensorposition gemessen werden. Alternativ kann die Neigung aus Beschleunigungssensoren bestimmt werden. [123, 130]

Auch anhand der Neigungseinflusslinie kann auf eine Zustandsänderung der Brücke geschlossen werden [6, 80, 130, 203]. Das einfachste Merkmal ist die Differenz zwischen der ungeschädigten und geschädigten Brücke [123, 130]. Der Neigungswinkel wird aus Beschleunigungssensoren berechnet [123, 130]. Dies erfordert eine weitere Berechnungsmethode, die schließlich weitere Unsicherheiten generiert. Die Differenz der Neigungseinflusslinie wurde am numerischen Biegebalken und einem Balken im Labor untersucht [123, 130]. Hier wird das selbe Fahrzeug für den ungeschädigten sowie für den geschädigten Zustand benötigt.

Das Merkmal DAD wurde bereits in dieser Arbeit für die Krümmungseinflusslinie vorgestellt [80]. Dieses kann auch aus den Neigungseinflusslinien extrahiert werden [80]. Für die Extraktion des Merkmals DAD aus den Neigungseinflusslinien gelten die selben Nachteile wie für die aus der Krümmungseinflusslinie.

### **Merkmale basierend auf der Verschiebungseinflusslinie**

Es gibt bisher wenige untersuchte Merkmale, die auf der Verschiebungseinflusslinie basieren. Dies kann auch darauf zurück geführt werden, dass bisher selten Sensoren verwendet werden, die die Verschiebung messen [1]. Des Weiteren ist die Messung der Verschiebung mit Einschränkungen bei der Anbringung der Sensoren verbunden.

Drei Merkmale, die auf der Verschiebung basieren, sind Change in the Displacement Influence Lines (CDIL), Change in the Curvature of Displacement Influence Lines (CRDIL) und Change in the Rotation of Displacement Influence Lines (CCDIL). Alle drei Merkmale benötigen eine Messung für den Referenzzustand der Brücke. Die CDIL gibt die Differenz der gemessenen Verschiebungseinflusslinie zwischen Referenzzustand und Istzustand wieder. CRDIL stellt die Differenz der ersten Ableitung der Verschiebungseinflusslinie zwischen

Referenzzustand und Istzustand dar. Analog ist CCDIL die Differenz der zweimalig abgeleiteten Einflusslinie zwischen Referenzzustand und Istzustand. Dabei sollen Unstetigkeiten in der Differenz über der Zeit der Überfahrt auf Schäden hindeuten. [107]

CDIL ist nicht schadenssensitiv [107] und CRDIL/CCDIL verwenden Ableitungen, welche beim Auftreten von Dynamik oder Rauschen unbrauchbar werden. Die Untersuchung der Merkmale beschränkt sich auf FE-Biegebalkensimulationen und Labormessungen. Die Merkmale haben den Nachteil, dass diese genau das gleiche Fahrzeug benötigen für die Erstellung des Referenzzustandes und für den später zu untersuchenden Brückenzustand.

Das Merkmal Grey Relational Coefficient (GRC) stellt eine Erweiterung des Merkmals CCDIL dar. Im Gegensatz zu CCDIL benötigt GRC keinen Referenzzustand. Die Untersuchung erfolgt an FE-Biegebalkensimulationen und einem Balkenmodell im Labor. Mit GRC soll eine Lokalisierung des Schadens und eine Abschätzung der Schadenshöhe möglich sein. [106]

Jedoch besitzt GRC die selben Nachteile wie CCDIL: Durch die Verwendung der zweiten Ableitung der Verschiebungseinflusslinie werden dynamische Effekte und Rauschen verstärkt.

Zwei weitere Merkmale, die auf der Verschiebungseinflusslinie basieren, sind Displacement Assurance Criterion (DAC) und Displacement based Index (DBI). Das Merkmal DAC gibt eine Abschätzung der Steifigkeitsreduktion für das Gesamtsystems ab und kann somit zur Schadenserkennung genutzt werden. Mithilfe des DBI-Merkmals kann der Schaden lokalisiert werden. Die Merkmale wurden an FE-Biegebalkensimulationen untersucht, wobei das Modell statisch aufgebaut ist. [112]

Für den Referenzzustand und den Istzustand wird eine gleichlange Überfahrtsdauer benötigt. Das Merkmal benötigt mehrere Messpunkte und stellt höhere Anforderung an das Messsystem. Die Anwendung des Merkmals wurde nur für sehr niedriges Rauschen vorgestellt. Es wird das gleiche Fahrzeug für den Referenzzustand sowie für den Istzustand benötigt.

Das Merkmal DAD wurde oben für die Krümmungseinflusslinie vorgestellt [80]. Dieses kann nicht nur aus den Krümmungs- und Neigungseinflusslinien extrahiert werden, sondern auch aus den Verschiebungseinflusslinien [80]. Die Nachteile, die sich für das extrahierte Merkmal DAD aus den Verschiebungseinflusslinien ergeben, sind die selben wie für die Krümmungseinflusslinien.

Das Merkmal Verhältnis zweier Verschiebungssignale von Sensoren an unterschiedlichen Positionen kann fürs FE-Update unter der Nutzung von Markov Chain Monte Carlo (MCMC) verwendet werden. Mithilfe der FE-Update wird ein FE-Modell der realen Brücke basierend auf dem gemessenen Signal erstellt. Aus den wesentlichen Modellparametern kann auf einen Schaden geschlossen werden. Für das Merkmal wird zunächst ein Fenster um den Ausschlag aus dem Signal extrahiert und anschließend wird das Integral des extrahierten Signals auf den Einheitswert normiert. Die Anwendung des Merkmals wird an Überfahrten eines Wagens über einen Balken im Labor und an Überfahrten über eine Brücke vorgestellt. In den Untersuchungen am Balken im Labor kann gezeigt werden, dass unterschiedliche

Massen und Geschwindigkeiten durch die Verhältnisbildung gekürzt werden. In den Laboruntersuchungen wurden mehrere Überfahrten berücksichtigt. Aus den Untersuchungen an der realen Brücke kann entnommen werden, dass die Masse und die Geschwindigkeit der unbekanntesten Fahrzeuge eliminiert wird. Durch den iterativen Vergleich des verhältnisbasierten Merkmals aus den Messungen mit dem aus den Simulationen können die Modellparameter der Vorlage angenähert werden. Bei dem Vergleich eines ungeschädigten und eines geschädigten Balkens, konnte der Schaden aus den bestimmten Modellparametern herausgelesen werden. [269]

Bei einem Vergleich des Merkmals mit den Eigenfrequenzen in der FE-Update, zeigt sich, dass die Modellparameter für die Fälle mit den Rissen basierend auf den Eigenfrequenzen nicht korrekt bestimmt werden können. Dagegen kann das Merkmal Eigenfrequenzen den Fall mit einem festeingespannten Lager gut erkennen. Jedoch schneiden Betrachtungen, in denen beide Merkmale verwendet werden, am besten ab. [270] Bisher wurde die Modellparameter nur für das Balkenmodell bestimmt.

## 1.4 Offene Fragestellungen

Mithilfe des GBR kann die Verschiebung der Brücke an mehreren Positionen kontaktlos gemessen werden. In der Literatur wurden bisher fast ausschließlich Merkmale basierend auf den modalen Parametern für das GBR untersucht. Die modalen Parameter weisen einige Schwächen auf, wie dies im vorangegangenen Abschnitt dargestellt wurde. Hinzu kommt, dass in vielen Szenarien die Sensorpositionierung für das GBR beschränkt ist, sodass die modalen Parameter nicht im vollen Umfang bestimmt werden können.

Neben den modalen Parametern können Merkmale auch aus dem Zeitbereich extrahiert werden. Eine Untergruppe dieser stellen Merkmale basierend auf den Einflusslinien dar. Die Verschiebungseinflusslinie stellt das vereinfachte Signal dar, welches aus der Messung einer Überfahrt über die Brücke resultiert. Im vorangegangenen Abschnitt wurde gezeigt, dass nur wenige Untersuchungen zu Merkmalen vorliegen, die aus der Verschiebungseinflusslinie extrahiert werden können. Da die gemessenen Verschiebungen, wie alle anderen Messsignale, Rauschen aufweisen, ist die Verwendung der Merkmale, die die Ableitungen verwenden, nicht ohne Weiteres möglich, denn durch die Ableitung wird das Rauschen verstärkt. Zusätzlich ist die Sensorpositionierung aufgrund des Messkonzepts des GBR beschränkt, sodass Merkmale, die ein dichtes Sensornetz benötigen, nicht berechnet werden können. Es stellt sich nun die Frage, ob Merkmale aus Verschiebungseinflusslinien extrahiert werden können, die für eine Schadenserkenkung geeignet sind. Dabei sollten die Merkmale schadenssensitiv für eine frühe Erkennung und robust gegenüber Rauschen sein, um nicht von diesem verschleiert zu werden. Des Weiteren erweisen sich in der Literatur viele schadensensitive Merkmale als nicht unabhängig von der Temperatur. Die Unabhängigkeit der Merkmale

gegenüber unterschiedlichen Fahrspuren wird selten untersucht. Somit müssen die neuen Merkmale im Hinblick auf die Unabhängigkeit gegenüber Temperaturänderungen und unterschiedlichen Fahrspuren untersucht werden. Im Allgemeinen kann festgehalten werden, dass Forschungsbedarf an Merkmalen basierend auf den Einflusslinien besteht und dies vor allem für Merkmale basierend auf den Verschiebungseinflusslinien gilt.

Weiter stellt sich die Frage, ob extrahierte Merkmale aus den Verschiebungssignalen mit denen aus den Dehnungssignalen vergleichbar sind. Hier liegen zwar mehr Untersuchungen vor, jedoch basieren fast alle Merkmale, die aus Dehnungseinflusslinien extrahiert werden, auf Long-Gauge FBG Sensoren. Diese besitzen einige entscheidende Nachteile. Merkmale, die aus den Signalen von DMS extrahiert werden können, sind der  $M$ -Wert und  $R$ -Wert bzw. die unverarbeitete Zeitreihe der Dehnung [133, 134, 135, 136]. Somit wären weitere Merkmale von Interesse, die auf dem Dehnungssignal basieren, und eine weitere Analyse der bestehenden Merkmale. Diese sollten ebenfalls auf den Einflusslinien weniger Sensoren basieren und robust gegenüber Rauschen, unterschiedlichen Temperaturen und unterschiedlichen Fahrspuren sein.

Zumeist werden einfache Balkenstrukturen im Labor oder in der Simulation betrachtet. Generell liegen nur wenige Untersuchungen im Kontext des Brückenmonitorings an realen Brücken vor [1]. Gerade einmal 18 Untersuchungen wurden zwischen 2017 und 2020 an realen Brücken gemacht [1]. Die meisten Schäden sind im Verhältnis zur Brücke klein und der Signalrauschabstand (SNR) nicht groß genug, um die Schäden zu lokalisieren sowie die Schadenshöhe zu bestimmen [47]. Deswegen ist es fraglich, ob die Merkmale aus den Untersuchungen in den Laboren bzw. Simulation auf Messungen von realen Brücken übertragen werden können. Dies gilt vor allem für Merkmale, die numerische Ableitungen verwenden. Daher ist eine Abschätzung der Leistungsfähigkeit der Merkmale auf Messungen an realen Brücken entscheidend. Des Weiteren werden die Signale bzw. Einflusslinien von Überfahrten von Fahrzeugen benutzt, deren Parameter für den ungeschädigten und geschädigten Zustand gleich sind bzw. bekannt sind. Zu prüfen ist, ob Merkmale extrahiert werden können, die eine Invarianz gegenüber unterschiedlichen Fahrzeugparametern erreichen können und ob diese unbekannt bleiben können, um eine Schadenserkenkung mit unbekanntem Fahrzeugen zu gewährleisten ohne den Verkehr einschränken zu müssen. Zusätzlich ist es wünschenswert auf weitere Verarbeitungsschritte zu verzichten, die weitere Unsicherheiten in die Schadenserkenkung einführen.

## 1.5 Ziele und Gliederung der Arbeit

Für die vorliegende Arbeit ergibt sich somit das Ziel, neue Merkmale aus wenigen Verschiebungseinflusslinien zur Schadenserkenkung an Brücken zu extrahieren. Das mit dem GBR

kontaktlos gemessene Verschiebungssignal einer Einzelüberfahrt über die Brücke stellt mehrere superpositionierte Verschiebungseinflusslinien dar. Da die Sensorpositionierung für das GBR beschränkt ist, soll die Schadenserkennung auf wenigen Sensoren basieren. Während der Messphase sollen keine Eingriffe in den Verkehrsfluss erfolgen und die Fahrzeuge, die die Brücke überqueren, bleiben mit den zugehörigen Fahrzeugparametern unbekannt.

Für eine frühe Schadenserkennung müssen die extrahierten Merkmale schadenssensitiv sein. Dabei sollen die Merkmale unabhängig gegenüber den Fahrzeugparametern, der Temperatur und der Fahrspurwahl sein sowie robust gegenüber der Dynamik und Rauschen. Des Weiteren soll die Leistungsfähigkeit der Merkmale, die aus den Verschiebungssignalen extrahiert werden, mit der von Dehnungssignalen verglichen werden. Im Hinblick an die gestellten Anforderungen sollen die Merkmale analysiert werden.

Diese Arbeit geht davon aus, dass die Verschiebung der Brücke mithilfe von Reflektoren gemessen wird, die an der Brücke befestigt sind, wie dies im Verbundvorhaben ZEBBRA umgesetzt wurde [74, 142]. Mit den Reflektoren kann die Signalqualität des Verschiebungssignals gesteigert werden.

Die neuen Merkmale sollen sich physikalisch interpretieren lassen. Zusätzlich sollen die Merkmale für mehrere Überfahrten bzw. Einflusslinien zum selben Zustand betrachtet werden, um statistische Aussagen ableiten zu können [98]. Hierfür ist es hilfreich, auch statistische Modelle und ML-Verfahren zu verwenden, die eine einfache Interpretation erlauben. Weiter gilt zu beachten, dass sich die extrahierten Merkmale für eine Anomaliedetektion eignen sollen.

Zunächst werden in Kapitel 2 die Grundlagen für die folgende Arbeit gelegt. In Kapitel 3 wird eine erste Abschätzung von Merkmalen basierend auf den Einflusslinien gegeben mit anschließender Einführung der neuen Merkmale und einer Untersuchung des Integrals der Einflusslinie. Kapitel 4 behandelt die Eignung der neuen Merkmale zur Schadenserkennung am analytischen Biegebalken mithilfe der Klassifikation. Weiter wird in Kapitel 4 die optimale Sensorpositionierung für die  $R$ -Merkmalsvariationen untersucht und eine beispielhafte Anomaliedetektion mit Ergebnisdiskussion vorgestellt. In Kapitel 5 werden die Merkmale an simulierten Überfahrten über eine, in der FE modellierten, Brücke verglichen. Dabei werden die Fahrzeugparameter zufällig variiert. Außerdem wird der Einfluss unterschiedlicher Fahrspuren des überquerenden Fahrzeugs sowie der Temperatureinfluss analysiert. Das Kapitel 5 schließt mit einem Vergleich der  $R$ -Merkmale aus dem FE-Modell mit den Messdaten an der realen Brücke ab. Kapitel 6 gibt eine Zusammenfassung der Ergebnisse und einen Ausblick auf zukünftige Forschungsfragen.



## 2 Grundlagen

In diesem Kapitel werden die Grundlagen erläutert, die in den folgenden Kapiteln benötigt werden. Als Erstes werden die Schadensarten in Abschnitt 2.1 beschrieben. Anschließend wird das Brückenmonitoring in Abschnitt 2.2 eingeführt. In Abschnitt 2.3 werden die Grundlagen zum Maschinelles Lernen (ML) und in Abschnitt 2.4 die Messsysteme, mit denen die Dehnung und Verschiebung gemessen werden kann, eingeführt. Der Euler-Bernoulli-Biegebalken wird in Abschnitt 2.5 erörtert. In Abschnitt 2.6 wird die Extraktion eines Zeitfensters aus dem Signal, während sich ein Fahrzeug auf der Brücke befindet, vorgestellt.

### 2.1 Schadensarten

Unter einem Schaden werden Veränderungen in den Material- bzw. der Geometrieigenschaften der Brücke bzw. Brückenteile verstanden, die sich nachteilig auf die gegenwärtige oder zukünftige Leistung, Sicherheit, Zuverlässigkeit oder Nutzungsdauer auswirken [55, 85, 96]. Dabei gilt es zu beachten, dass alle Materialien schon beim Neubau Fehler und Defekte enthalten [60, 261]. Insbesondere der Beton weist von Anfang an Risse auf, die zunächst keine negativen Auswirkungen haben, solange die Risse unter 0.4 mm bleiben [60].

Am häufigsten treten Schäden an Brücken auf, die bis 1985 erbaut wurden. Die Schäden, die am häufigsten im Überbau auftreten, sind freiliegende Bewehrung, Risse im Beton sowie Betonabplatzungen und -ausbrüche. Prinzipiell treten die einzelnen Schadensarten in bestimmten Bereichen auf, jedoch können die einzelnen Schadensarten überall an der Brücke verortet werden. Bei den Schäden in den Lagern handelt es sich meist um Korrosion sowie Beschädigungen des Elastomers oder um eine fehlerhafte Lage. [220]

Allgemein ist der wirtschaftliche Schaden, der durch Korrosion entsteht, sehr hoch [10, 146]. Dies trifft auch auf Brücken zu. Korrosion ist die am häufigsten vorkommende Schadensursache an Brücken[100]. Über 70 % der Schadensursachen sind auf Korrosion der Bewehrung zurückzuführen und etwa 18 % resultierten aus der Konstruktion bzw. Bauausführung [220]. Der teilweise Einsturz des Polcevera-Viadukts ist mitunter auf Korrosion zurückzuführen [185]. Für die Korrosion des Bewehrungsstahls ist neben einem Riss das Vorhandensein von Chlorid oder die Karbonatisierung des Betons bis zum Bewehrungsstahl Vorausset-

zung [24, 60]. Zunächst schützt der Beton die Bewehrung, jedoch verliert der Beton mit der Zeit seine schützende Wirkung durch die Karbonatisierung [24, 60]. Bei der Karbonatisierung diffundiert das Kohlenstoffdioxid aus der Luft in den Beton, wodurch der Beton seine schützende Wirkung gegenüber der Korrosion des Stahls verliert [60, 220]. 66 % der Schäden im Beton- und Spannstahl werden durch chloridinduzierte Korrosion hervorgerufen [62]. Wenn genug Feuchtigkeit und Sauerstoff vorhanden ist, fängt schließlich die Bewehrung zu korrodieren an [220]. Chloride sind im Tausalz enthalten, welches bei kaltem Wetter gestreut wird [60]. Die Bewehrung kann auch durch Betonabplatzungen freigelegt werden, die durch Frost-Tausalz-Wechsel entstehen können [220]. In der Regel kann auf Korrosion durch visuelle Anzeichen geschlossen werden, jedoch kann es auch vorkommen, dass Korrosion keine visuellen Indizien hinterlässt [9]. Die Korrosion führt zu einer Reduktion der Steifigkeit.

Eine weitere Schadensart, die das Versagen der Brücke zur Folge haben kann, ist die Auskolkung von Brückenpfeilern und Widerlagern [52]. Bei der Auskolkung bilden sich Vertiefungen in den Bauteilen der Brücke oder deren Umgebung, die durch strömendes Gewässer entsteht. Eine Auskolkung kann zu Änderungen in den Randbedingungen führen [84]. Dieser Schaden beeinflusst nicht die Masse bzw. die Steifigkeit und kann nur schwer durch globales Brückenmonitoring wahrgenommen werden [84]. Jedoch können Änderungen in den Randbedingungen die Einflusslinie beeinflussen [278]. Somit kann durch eine Veränderung der Einflusslinie auf einen potenziellen Schaden zurück geschlossen werden.

Die Erforschung von Schäden gestaltet sich schwierig. Der Stahlbeton ist langlebig und somit ist die Erforschung von Alterungsprozessen langwierig, es müssen Zeiträume von mehreren Jahren betrachtet werden [10]. Zudem ist die Bewertung von Hüllrohren der Bewehrung schwierig. Da die Anwesenheit von Lufteinschlüssen, chloridhaltigen Einpressmörtel oder durchlöcherter Hüllrohre nicht einfach festgestellt werden kann [10]. Außerdem entsprechen künstlich erzeugte Brückenschäden in der Forschung nicht denen, die in der Realität durch die reguläre Nutzung entstehen [84]. Beispielsweise ist ein Riss der durch den Schweißbrenner in eine metallische Struktur eingebracht wird, breiter als ein Ermüdungsriss, der durch dynamische Wechselbelastung zu Stande kommt [84]. Schäden die durch die Betriebsbelastung entstanden sind, weisen einen höheren Grad an nicht linearem Verhalten auf. So kommt es zu einem Kontakt in Rissen beim Öffnen und Schließen, was bei künstlich erzeugten Rissen nicht der Fall ist [84].

Für die Schadenserkenkung, die im Rahmen dieser Arbeit betrachtet wird, gilt, dass nur Schäden verlässlich erkannt werden können, die durch die Biegebeanspruchung entstehen können. Daher wird für die Analyse der Euler-Bernoulli-Biegebalken verwendet und in den Simulationen mit der Finite-Elemente (FE) die Dehnung in Längsrichtung sowie die Durchbiegung der Brücke betrachtet.

## 2.2 Brückenmonitoring

Beim Brückenmonitoring soll eine Erkennung des Schadens erfolgen, der durch Alterung oder Überbelastung der Brücke hervorgerufen wurde [95]. Hierzu zählen die Materialalterung, Korrosion von metallischen Werkstoffen und Lagern sowie mechanische Überbelastung bzw. andere Schadensmechanismen [95]. Zu beachten ist, dass mit den verwendeten Sensoren kein Schaden gemessen wird, sondern die Antwort die durch eine Anregung erzeugt wird [261]. Durch die intelligente Sensorpositionierung und die Wahl des Sensorsystems wird eine globale Einschätzung des Zustandes verfolgt [91]. Dabei stellt Brückenmonitoring eine Mischung aus den Disziplinen Bauingenieurwesen, den Materialwissenschaften sowie der Elektrotechnik, Informatik, Mechanik, Signalverarbeitung und des Datenmanagements dar [91].

Beim Brückenmonitoring gilt es, verschiedene Unterscheidungskriterien zu differenzieren. Zum einen kann das Brückenmonitoring in der Baukontrollphase, in der der Baufortschritt überwacht wird, von der Routineüberwachung, die direkt nach dem Bau der Brücke erfolgt, und schließlich von der Phase der Schadenserkenkung, in der Brückenschäden während des laufenden Betriebs erkannt werden sollen, unterschieden werden [95]. In dieser Arbeit ist das Brückenmonitoring während des laufenden Betriebs gemeint.

### Physik-basierter und datengetriebener Ansatz

Eine Weitere Unterscheidung kann zwischen physik-basierten und dem datengetriebenen Brückenmonitoring gemacht werden, wobei für gewöhnlich eine Mischung aus beiden zum Einsatz kommt [90]. Der physik-basierte Ansatz, der manchmal auch modellbasierter Ansatz genannt wird, ist meistens rechenintensiv und wird mithilfe von FE-Modellen umgesetzt, die auf physikalischen Regeln aufbauen [84, 90]. Jedoch ist die Abbildung realer Brücken mit der FE mit erheblichen Unsicherheiten und zahlreichen Fehlerquellen behaftet [91]. Außerdem ändern sich die Parameter über die Zeit [91]. Beim datengetriebenen Ansatz wird kein Modell benötigt [84]. Es werden dabei Muster im Signal zwischen den aktuellen Messungen mit denen aus der Vergangenheit verglichen [90]. Das heißt, beim datengetriebenen Ansatz wird ein statistisches Modell für den Referenzzustand erstellt und in der folgenden Monitoringphase weißen Abweichungen zum Referenzzustand auf den Neuheitsgrad hin und damit auf potenzielle Schäden [84]. Der Referenzzustand wird für die ungeschädigte Brücke erstellt [84]. Der Vorteil beim datengetriebenen Ansatz ist, dass kein Modell aufwendig erstellt und mit Messungen abgeglichen werden muss [84]. Die Merkmale für den datengetriebenen Ansatz können dennoch einen physikalischen Bezug besitzen [84]. Datengetriebene Ansätze sind zu bevorzugen, wenn viele Sensoren verwendet werden, die physikalischen Eigenschaften der Brücke schwer abbildbar sind oder wenn die Rechenleistung reduziert werden soll

[226]. In dieser Arbeit wird das datengetriebene Brückenmonitoring untersucht, bei dem auf ein genaues Modell der Brücke verzichtet werden kann.

### **Kurzzeit-, Langzeit- und Dauermonitoring**

Eine weitere Unterscheidung beim Brückenmonitoring kann in Form von Kurzzeit-, Langzeit- und Dauermonitoring getroffen werden [65]. Dabei dauert beim Kurzzeitmonitoring die Messung wenige Minuten bis mehrere Tage. Beim Langzeitmonitoring erstrecken sich die Messungen zwischen mehreren Wochen bis mehrere Monate und beim Dauermonitoring beträgt der Messzeitraum mehrere Jahre. Beim Letzteren handelt es sich um eine Messung, die sich bis zum Ende der Nutzungsdauer erstrecken kann. Die Messzeiträume, die im Verbundvorhaben „Eventbasierte Zustandserfassung und -bewertung von Brücken basierend auf Radar-Sensorik in Kombination mit intelligenten Algorithmen (ZEBBRA)“ betrachtet wurden, können der Kategorie Kurzzeitmonitoring zugeordnet werden, da die Messungen an einzelnen Tagen durchgeführt wurden. Mit dem Ground-Based Interferometric Radar (GBR) kann die Brückenbewegung über längere Zeiträume gemessen werden, jedoch ist es empfehlenswert das GBR zu beaufsichtigen, da es unter der Brücke auf dem Boden steht und somit vor Vandalismus sowie Diebstahl nicht geschützt ist. Dennoch eignen sich die Merkmale, die in Abschnitt 3.2 vorgestellt werden, auch für Langzeit- und Dauermonitoring. Hier würden die aus den Sensordaten abgeleiteten Merkmale auch den Vorteil bieten die Datenmengen, die bei längeren Messzeiträumen anfallen, stark zu reduzieren.

### **Lokales und globales Brückenmonitoring**

Weiterhin kann zwischen lokalem und globalem Brückenmonitoring unterschieden werden [83, 84, 97]. Zum lokalen Brückenmonitoring zählen unter anderem Ultraschall- [216], Durchstrahlungs- [215] und Wirbelstromprüfung [122] sowie elektromagnetische [165] und magnetische Prüfungen [212]. Für die Auswahl der Methode und der Feststellung von Schäden mit lokalen Methoden ist eine Vorahnung des Prüfenieurs notwendig und hängt damit stark von dessen Erfahrung und Wissen ab. Komplexe Bauwerke, wie Brücken, müssen aufwendig untersucht werden, was viel Zeit in Anspruch nimmt und somit auch teuer ist [84]. Beim globalen Brückenmonitoring sollen die Veränderungen der Brücke aus deren Schwingungsverhalten, welches anhand lokaler Messungen erfolgt, wahrgenommen werden [84]. In dieser Arbeit geht es um das Brückenmonitoring, bei dem die Schadenserkenung global durch lokale Messungen erfolgen soll.

## Schadensbeurteilung mithilfe des Brückenmonitorings

Die Schadensbeurteilung im Brückenmonitoring kann in die Schritte

1. Schadenserkenkung
2. Schadenslokalisierung
3. Schadensquantifizierung
4. Schadensbewertung

unterteilt werden [206]. Zuerst soll das Vorhandensein eines Schadens erkannt werden [206]. Anschließend wird die Position des Schadens bestimmt und dessen Schadenshöhe [206]. Im letzten Schritt folgt eine Bewertung des Schadens in Bezug auf die Sicherheit der Struktur und die Abschätzung der restlichen Betriebsdauer der Brücke [206]. Die Schadensbeurteilung wird häufig um den Schritt der Bestimmung des Schadenstyps erweitert, der an dritter Stelle vor der Schadensquantifizierung erfolgen soll [44, 84]. Für die Schadenslokalisierung und die Bestimmung des Schadenstyps sowie Schadensquantifizierung sind zwei Zustände erforderlich, die miteinander verglichen werden [261]. Dies erfordert ein genaues Modell der Brücke, welches später mit den Messdaten abgeglichen werden kann. Wie bereits erwähnt, ist die Erstellung des Modells aufwendig und unterliegt vielen Schwierigkeiten. Aufgrund der Randbedingungen, die für die vorliegende Arbeit gelten, kann somit nur eine Schadenserkenkung erfolgen. Hieraus ergeben sich Konsequenzen für die Wahl der ML-Verfahren, die in Abschnitt 2.3 vorgestellt werden.

## Umsetzung des Brückenmonitorings

Beim Übertrag des Brückenmonitorings aus der Forschung in die Praxis können Schwierigkeiten festgestellt werden. Zum einen wird nicht darauf geachtet, wie die großen Datenströme gehandhabt werden sollen und zum anderen fehlt die Validierung der Leistungsfähigkeit an realen Brücken in der realen Messumgebung [44]. Tatsächlich liegt wenig Forschung konkret zum Brückenmonitoring vor [1, 91]. Die fehlende Validierung ist ein besonderes Problem, da die Brücken einzigartige Bauwerke sind, in denen sich der Schaden nur langsam entwickelt [44]. Hierfür müssen Merkmale gefunden werden, die nicht nur im Labor oder in Simulationen schadenssensitiv sind, sondern auch in der realen Messumgebung. Die Anforderungen an die Merkmale werden in Abschnitt 2.3.1 erörtert.

Die Umsetzung des Brückenmonitorings setzt sich aus den vier Schritten

1. Bewertung der Betriebsbedingungen,
2. Datenakquise und Cleansing,
3. Feature Extraction und
4. Statistische Modellierung

zusammen. Im ersten Schritt ist zu bewerten welche Schadensarten entstehen und wie diese erkannt werden können sowie welche Betriebsbedingungen und Randbedingungen vorliegen. Im zweiten Schritt gilt es zu definieren, welche Daten aufgezeichnet werden sollen. Daraufhin ist das daraus resultierende Monitoringsystem zu wählen. Es müssen auch die Randbedingungen (Sensortyp, Sensoranzahl, Sensorpositionen, Messaufnehmer, Kabelverlegung, usw.) für das Monitoringsystem geprüft werden [85, 98]. Zwei Sensorsysteme, die Biegeschäden erkennen können, werden in Abschnitt 2.4 vorgestellt. Im zweiten Schritt kann bereits die Auswahl der Daten, die verwendet werden sollen, erfolgen. Dies wird Cleansing genannt und kann auch im dritten oder vierten Schritt stattfinden. Auch die Normierung, Datenzusammenführung und Datenkompression kann bereits im zweiten Schritt erfolgen, aber auch in den beiden folgenden. Die Normierung hat die Invarianz der Daten gegenüber den Betriebs- und Umwelteinflüssen zum Ziel. Bei der Datenzusammenführung werden die Informationen aus unterschiedlichen Sensoren kombiniert. Mithilfe der Datenkompression werden die Datenmengen durch die Reduzierung der Dimension verkleinert. Dies erfolgt im Hinblick auf die Verbesserung der statistischen Quantifizierung sowie die Datenvisualisierung. [84, 85, 98]

Im dritten Schritt, der Feature Extraction, werden die Merkmale (engl. Features) extrahiert [85, 98, 261]. Denn es kann nicht ohne Weiteres auf den Zustand der Brücke, nur anhand des gemessenen Signals, geschlossen werden [85, 98, 261]. In Abschnitt 1.3 wurden bereits einige Merkmale vorgestellt. Dabei müssen die extrahierten Merkmale gewisse Anforderungen erfüllen, die in Abschnitt 2.3.1 vorgestellt werden. Die Feature Extraction wird auch Feature Engineering genannt [25]. Im vierten Schritt wird basierend auf den extrahierten Merkmalen ein statistisches Modell, welches in der vorliegenden Arbeit ML-Verfahren genannt wird, erstellt [85, 98]. Mithilfe der Algorithmen eines ML-Verfahrens soll die Brücke bewertet werden [85, 98]. Bei der Wahl des ML-Verfahrens muss unterschieden werden, ob Daten der geschädigten Brücke bei der Erstellung des Modells bekannt sind oder nicht [85, 98]. Hierauf wird in Abschnitt 2.3 näher eingegangen.

## 2.3 Mustererkennung und Maschinelles Lernen

Unter ML wird die Generierung von Wissen und Zusammenhängen aus Daten verstanden [187]. ML ist eine Technik der Künstlichen Intelligenz (KI) (engl. Artificial Intelligence). Unter KI wird das Lernen und Problemlösen von Aufgaben verstanden [187]. ML basiert auf statistischen Modellen [91, 187], die im Kontext des Brückenmonitorings nicht nur hilfreich bei der finalen Einordnung des Brückenzustandes sind, sondern auch für die Analyse der extrahierten Merkmale selbst. So können statistische Aussagen in Bezug auf die Merkmale getroffen werden [98], wie z. B. der Bereich in dem das Merkmal streut. Gerade beim Brückenmonitoring spielt die statistische Betrachtung eine wichtige Rolle, da in der Realität aufgrund von

Messrauschen sich auch Signale aus Überfahrten unter den selben Bedingungen (Brücken-zustand, Umwelteinflüsse, Fahrzeug, usw.) unterscheiden. Darüber hinaus ist es nicht ohne Einschränkung des laufenden Betriebs möglich Überfahrten unter exakt gleichen Bedingungen, wie Geschwindigkeit und Spurwahl, durchzuführen.

## Unüberwachtes und Überwachtes Lernen

ML-Modelle müssen zunächst trainiert werden. Damit ist die Minimierung einer Fehlerfunktion gemeint [25]. Die Fehlerfunktion stellt dabei die Differenz zwischen Prognose des Modells und der Ground-Truth dar [25]. Im ML wird zwischen überwachtem Lernen (engl. Supervised Learning) und unüberwachtem Lernen (engl. Unsupervised Learning) unterschieden [259]. Beim überwachtem Lernen sind die Ein- und die zugehörigen Ausgabewerte des Modells beim Training bekannt [25]. Dabei kann das überwachte Lernen weiter zwischen Klassifikation und Regression unterschieden werden [84]. Bei der Klassifikation wird zwischen diskreten Werten, den Klassen, unterschieden und in der Regression wird ein stetiger Wert ausgegeben [84]. Für die Klassifikation stehen beispielsweise Support Vector Machine (SVM) [54], Entscheidungsbäume (Decision Trees) [28] und Ensemblemethoden, wie Random Forest [26, 27], zur Verfügung. Die Klassifikation mit Random Forest wird in Abschnitt 2.3.2 erörtert. Beim unüberwachtem Lernen dagegen kennt das Modell die Ein- und Ausgabegrößen nicht beim Training. Hier wird versucht durch Clustering Gruppen von Objekten abzuleiten. Die Anomaliedetektion ist ein Beispiel für unüberwachtes Lernen, wobei es mehrere Möglichkeiten der Umsetzung gibt. In Abschnitt 2.3.3 wird die multivariate Normalverteilung mit der Mahalanobisdistanz (MD) als eine Möglichkeit der Anomaliedetektion vorgestellt, da diese später für das Brückenmonitoring verwendet wird.

Wie in Abschnitt 2.2 bereits angedeutet, hängt die Wahl des ML-Verfahrens für das Brückenmonitoring davon ab, ob Daten von der geschädigten Brücke vorliegen oder nicht. Unüberwachtes Lernen kann dazu verwendet werden, um die Existenz des Schadens festzustellen sowie dessen Position [85, 98, 184, 261]. Mithilfe des überwachtem Lernens kann der Schadenstyp und die -höhe bestimmt werden [85, 98, 184, 261]. Dies setzt jedoch voraus, dass Daten für den geschädigten Zustand vorhanden sind [85, 98], wobei die Schadenslokalisierung in der Literatur manchmal der Regression zugeordnet wird und somit zum überwachtem Lernen zählt [85]. In der Literatur zu Brückenmonitoring wird am häufigsten unüberwachtes Lernen verwendet, da wenige Datensätze von geschädigten Brücken vorliegen [91].

## Datensätze

In der Regel wird beim ML der zur Verfügung stehende Datensatz in einen Trainings-, Validierungs- und Testdatensatz unterteilt. Mit dem Trainingsdatensatz wird das ML-Modell

trainiert. Der Validierungsdatensatz wird für die Anpassung der Hyperparameter verwendet. Unter dem Begriff Hyperparameter werden die Parameter des ML-Verfahrens verstanden. Das finale Ergebnis wird für den Testdatensatz angegeben. Wenn der Datensatz groß genug ist, stellt der Validierungsdatensatz einen eigenen Datensatz dar. Ist dies nicht der Fall, ist die Kreuzvalidierung zu bevorzugen, bei der mehrere Durchläufe gemacht werden, in denen variierende Untermengen des Trainingsdatensatzes für den Validierungsdatensatz verwendet werden. [105]

### **Training des Modells: Unteranpassung und Überanpassung**

Wenn ein ML-Modell keine gute Leistung für den Trainingsdatensatz aufweist, handelt es sich dabei um Unteranpassung (engl. Underfitting) [105, 187]. Die Ursache hierfür können eine zu kurze Trainingsdauer sein oder, dass eine oder mehrere relevante Merkmale fehlen [187]. Somit kann die Genauigkeit durch ein längeres Trainieren oder eine Erhöhung der Komplexität des ML-Verfahrens gesteigert werden [105, 187]. Die Komplexität kann bspw. durch mehr Merkmale, Freiheitsgrade oder Hyperparameter gesteigert werden [187]. Erzielt dagegen das ML-Modell eine sehr gute Leistung für den Trainingsdatensatz, aber eine schlechte für den Testdatensatz, handelt es sich dabei um Überanpassung (engl. Overfitting) [105, 187]. Solch ein ML-Modell kann schlecht generalisieren [72, 105, 187]. Dies kann auf ein zu langes Training oder zu viele Merkmale, die irrelevant sind, zurückgeführt werden [105, 187]. Aber auch ML-Modelle mit zu vielen Parametern bzw. Freiheitsgraden tendieren zur Überanpassung [40, 72]. Der Überanpassung kann durch rechtzeitiges Stoppen des Trainings oder durch die Verwendung einfacherer ML-Verfahren, im Sinne von weniger Freiheitsgraden, entgegengewirkt werden. Neben der besseren Generalisierbarkeit einfacher ML-Verfahren, haben diese auch den Vorteil, dass weniger Daten benötigt werden sowie die Modelle einfacher erklärbar und interpretierbar sind [40, 72, 124, 162].

Eine nicht einfache Erklär- und Interpretierbarkeit weisen viele komplexere ML-Verfahren aufgrund ihres Black-Box-Charakters auf. Mit der Erklärbarkeit und Interpretierbarkeit von ML-Verfahren beschäftigt sich der Forschungsbereich Erklärbare Künstliche Intelligenz (XAI) (engl. Explainable Artificial Intelligence) [124]. Eine Möglichkeit, ML-Verfahren erklärbar zu machen, ist die Formulierung des zugrunde liegenden Problems als Klassifikationsaufgabe (überwachtes Lernen) [162]. Dabei handelt es sich zumeist um Klassifikationsmodelle [162]. Des Weiteren können Modelle verwendet werden, die bereits gut erforscht sind und deren Ansatz bereits erklärbar ist, wie z. B. Random Forest und lineare Regression [124].



## Feature Extraction

Für die vorliegende Arbeit wird der Ablauf in Abbildung 2.1 für die Merkmalsfindung und -auswahl gewählt. Die Eingangsgrößen stellen die Dehnung und Verschiebung dar, aus denen Merkmale extrahiert werden sollen. Zunächst wird das Signal vorverarbeitet. Hierunter fällt bspw. die Extraktion von Einzelüberfahrten aus dem Messsignal (siehe Abschnitt 2.6) oder die Tiefpassfilterung zur Rauschunterdrückung.

Als nächstes folgt die Feature Extraction, das auch Feature Engineering genannt wird [25, 84]. Anhand extrahierter Merkmale kann die Dimension reduziert und eine bessere Generalisierung durch die Reduzierung der Varianz erreicht werden [25, 84]. Bei der Feature Extraction werden keine neuen Informationen generiert, sondern die vorhandenen Informationen werden sichtbar gemacht bzw. für den Menschen interpretierbar [84]. Die Anforderungen an die Merkmale werden in Abschnitt 2.3.1 formuliert. Diese Arbeit hat den Anspruch, Merkmale zu extrahieren, die physikalisch interpretiert und die unabhängig des gewählten ML-Verfahrens verwendet werden können. Daher sollen auch ML-Verfahren zum Einsatz kommen, die erklär- und interpretierbar sind. Somit wird in den Untersuchungen in dieser Arbeit die Klassifikation mit Random Forest (überwachtes Lernen) und für die Anomaliedetektion eine multivariate Normalverteilung gewählt.



**Abbildung 2.1:** Ablauf für die Merkmalsfindung und -auswahl.

## Feature Selection

Durch die Feature Selection sollen unwichtige und redundante Merkmale aussortiert werden. Die Feature Selection stellt damit einen weiteren Schritt der Dimensionsreduzierung dar. Dies kann bspw. mit der Hauptkomponentenanalyse umgesetzt werden, wenn nicht alle Komponenten aus der Hauptkomponentenanalyse verwendet werden [193]. Die Reduzierung der Dimensionen senkt den Speicherplatzbedarf [25] und beugt der Überanpassung vor [72]. Außerdem können ML-Modelle schneller trainiert werden wenn weniger Dimensionen verwendet werden. Des Weiteren können Modelle mit niedrigeren Dimensionen besser interpretiert werden [40, 72]. Im Kontext dieser Arbeit gilt es im Schritt Feature Selection die Merkmale für das Brückenmonitoring miteinander zu vergleichen und zu bewerten. Daraufhin soll für die besten Merkmale die optimale Sensorpositionierung ausfindig gemacht werden. In der Regel helfen mehr Dimensionen das Problem besser zu beschreiben [25]. Wenn jedoch zu viele Dimensionen vorliegen, können diese nicht ausreichend durch den vorliegenden Trainingsdatensatz beschrieben werden [23, 25]. Dies wird als Fluch der Dimension

bezeichnet [23, 25]. Mit dem Fluch der Dimension ist das Hughes Phänomen verwandt, welches besagt, dass bis zu einem Punkt durch die Zunahme von Merkmalen die Leistungsfähigkeit des ML-Modells gesteigert werden kann. Jedoch fällt die Leistungsfähigkeit wenn weitere Merkmale hinzugenommen werden [129].

Bei zu hohen Dimensionen neigen ML-Verfahren zur Überanpassung und können somit schlechter generalisieren [84]. Daher gibt es Methoden zur Dimensionsreduzierung, die in die drei Kategorien Wrapper, Filter und Embedded eingeteilt werden können. Unter Wrapper wird das mehrfache trainieren von Modellen mit einer Untermenge der Merkmale verstanden, wobei Merkmale iterativ hinzugefügt oder entfernt werden und die Leistungsfähigkeit der Modelle miteinander verglichen wird. Der Nachteil dieses Verfahrens ist der hohe Rechenaufwand und die Neigung zur Überanpassung. Der Vergleich der Merkmale in den Abschnitten 4.2 und 5.2 kann der Wrapper-Methode zugeordnet werden, da alle Kombinationen bestehend aus zwei Sensoren miteinander verglichen werden. Bei der Filtermethode erfolgt die Einstufung der Merkmale anhand deren Eigenschaften wie zum Beispiel anhand des Korrelationskoeffizienten [192] oder der Varianzanalyse (engl. Analysis of Variance (ANOVA)) [94]. Die Merkmale werden vor dem Training ausgewählt und hängen somit nicht vom gewählten ML-Verfahren ab. Bei der Embedded Methode ist die Gewichtung der Merkmale Teil des ML-Verfahrens. Somit wählt der Algorithmus die zu ihm passenden Merkmale selber aus. Hierzu zählen bspw. Entscheidungsbäume oder Random Forest. Diese gewichten die Merkmale und können die Feature Importance für die einzelnen Merkmale ausgeben. In Abschnitt 2.3.2 wird die Klassifikation und die Feature Importance näher vorgestellt. [111]

Nachdem die Merkmale extrahiert, bewertet und ausgewählt wurden, folgt im abschließenden Schritt in Abbildung 2.1 die Schadenserkennung. Die Schadenserkennung ist in dieser Arbeit als Anomaliedetektion umgesetzt, die in Abschnitt 2.3.3 beschrieben wird.

Zunächst werden in Abschnitt 2.3.1 die Anforderungen an die Merkmale formuliert. Als Nächstes wird das überwachte Lernen mit der Klassifikation in Abschnitt 2.3.2 vorgestellt. In Abschnitt 2.3.3 wird die Anomaliedetektion behandelt. Die Kennzahlen für die Bewertung eines binären Klassifikators werden in Abschnitt 2.3.4 erörtert.

### 2.3.1 Anforderungen an die Merkmale für das Brückenmonitoring

Der Begriff Merkmal wird in dieser Arbeit mehrdeutig verwendet. Ein Merkmal bezeichnet in dieser Arbeit eine Eigenschaft, die aus dem Zeitsignal bzw. der Einflusslinie extrahiert werden kann. Das Zeitsignal bzw. die Einflusslinie selbst kann schon als Rohmerkmal angesehen werden. Ein Merkmal kann aus mehreren Komponenten bestehen, wie z. B. die erste Eigenmode. Die erste Eigenmode beschreibt die Grundschwingungsform einer Struktur, indem es die Amplitude in  $n_D$  Positionen wiedergibt. Somit besitzt das Merkmal erste Eigenmode die Dimension  $n_D$ . Werden mehrere Merkmale verwendet, wie z. B. erste und zweite Eigenmode,

wird dies als ein (aggregiertes) Merkmal aufgefasst. Im ML- bzw. Statistikkontext ist ein Merkmal jede einzelne Komponente, die dem ML-Modell übergeben wird. Daraus ergibt sich für das gewählte Beispiel, dass die erste Eigenfrequenz  $n_D$  Merkmale besitzt. Diese werden in dieser Arbeit, abweichend zum ML- bzw. Statistikkontext, Merkmalskomponenten genannt. In der Literatur werden die Begriffe Feature oder Variable synonym zu Merkmal verwendet.

Die Merkmale für das Brückenmonitoring müssen bestimmte Anforderungen erfüllen. Geeignete Merkmale sind schadenssensitiv und nicht sensitiv gegenüber Betriebswechsel oder Umwelteinflüsse [261]. Hier gilt es einen Kompromiss zwischen Schadenssensitivität der Merkmale und der Robustheit gegenüber Rauschen und Umwelteinflüssen zu finden [261]. Des Weiteren müssen Sensortypen ausgewählt und so positioniert werden, dass diese den gewünschten Schaden aufnehmen können [261]. Da in dieser Arbeit das GBR mit dem Dehnungsmessstreifen (DMS) verglichen wird, sollen die Merkmale auf der Verschiebungs- bzw. Dehnungseinflusslinie basieren. Die jeweilige Einflusslinie stellt die vereinfachten Signale einer Fahrzeugüberfahrt über die Brücke dar. Dabei wird angenommen, dass sich während der Überfahrt kein weiteres Fahrzeug auf der Brücke befindet.

Jedes elektronische Messsystem weist Rauschen auf [120]. Daher sollen die Merkmale robust gegenüber Messrauschen sein. Das Rauschen wird in Abschnitt 2.4.3 weiter behandelt.

Außerdem sollen die Merkmale invariant gegenüber Umwelteinflüssen sein. Wobei im Brückenmonitoring die Temperatur den meisten Einfluss auf das Brückenverhalten ausübt [3, 8, 37, 44, 194, 195, 203, 229, 260, 268], da sie einen großen Einfluss auf die Biegesteifigkeit der Brücke hat [214, 258, 268]. In Untersuchungen an realen Brücken wurde festgestellt, dass die Temperatur der einzige Umweltparameter ist, von dem die Eigenfrequenzen abhängen [194]. Auch die Lagerung hängt von der Temperatur ab [203]. Daher hängen auch Merkmale basierend auf den Einflusslinien von der Temperatur ab [134, 278]. Nun gilt es in dieser Arbeit zu klären, in welchem Umfang die extrahierten Merkmale aus der Einflusslinie von der Temperatur abhängen.

Des Weiteren zeigt sich, dass die Fahrzeugparameter Einfluss auf die Merkmale besitzen. Bei der Bestimmung der modalen Parameter mithilfe der Operativen Modalanalyse (OMA) kann der Masseneintrag durch die Fahrzeuge, die die Brücke anregen, nicht berücksichtigt werden, da diese unbekannt ist [147]. Es wird zwar angegeben, dass die Masse der Anregung mithilfe der OMA vernachlässigt werden kann, da der Anteil der Zeit überwiegt, in der sich kein Fahrzeug auf der Brücke befindet [38]. Jedoch kann dies nicht immer sichergestellt werden. Außerdem kann festgestellt werden, dass die Masse die modalen Parameter beeinflusst [147, 164]. Es können bspw. nicht die gleichen Moden mit jedem Datensatz angeregt werden, da unterschiedliche Fahrzeuge die Brücke überqueren [147]. Durch die Fahrzeuge ändert sich die Masse des Brückensystems über der Zeit [164]. Da Risse durch die Vorspannung des Betons geschlossen sind, ist eine gewisse Belastung der Brücke notwendig, um diese überdrückten Risse zu öffnen [113, 164, 243]. Eine Steifigkeitsreduktion, die durch eine moderate

Überlastung der Brücke entsteht, kann nicht ohne weitere Belastung der Brücke aufgedeckt werden, da Risse im unbelasteten Zustand überdrückt werden [164, 243]. Erst ab einer Schädigung nahe der Bruchlast kommt es zu einer höheren Steifigkeitsreduktion, die auch ohne weitere Belastung nachgewiesen werden kann [164, 243].

Merkmale, die auf den Einflusslinien basieren, weisen eine Abhängigkeit von der Fahrspurwahl auf [133, 134, 135]. Somit müssen die extrahierten Merkmale in Bezug auf die Unabhängigkeit von Fahrzeugparametern und der Fahrspurwahl geprüft werden.

Die Merkmale sollten für ein datengetriebenes Brückenmonitoring geeignet sein, um auf eine aufwendige Modellierung der Brücke zu verzichten. Vorteilhaft sind Merkmale, die sich physikalisch interpretieren lassen. Dabei sollten diese sich unabhängig vom ML-Verfahren einsetzen lassen.

### 2.3.2 Binäre Klassifikation

In dieser Arbeit ist die Schadenserkenkung anhand der Merkmale das Ziel. Somit soll zwischen einer ungeschädigten und einer geschädigten Brücke unterschieden werden. Das heißt, es handelt sich um eine binäre Klassifikation, bei der zwischen einem negativen (ungeschädigten) und einem positiven (geschädigten) Fall zu unterscheiden ist. Bei der Klassifikation handelt es sich um überwachtes Lernen. Es gibt viele ML-Verfahren, die eine Klassifikation erlauben, wie z. B. SVM [54], Entscheidungsbäume (engl. Decision Trees) [28] und Ensemblemethoden, wie Random Forest [27].

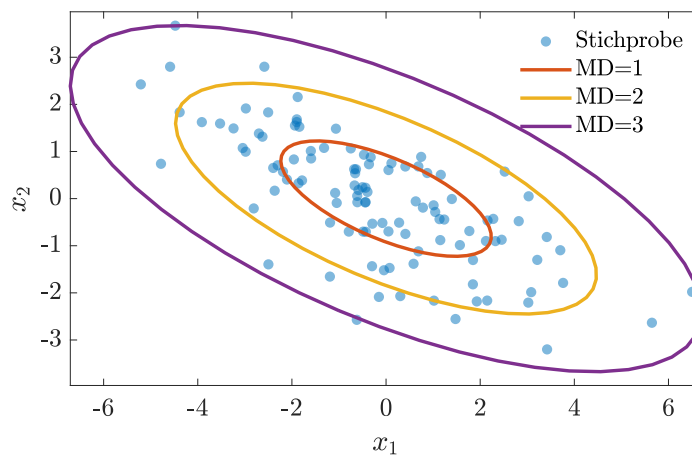
In Voruntersuchungen zu den Abschnitten 4.2 und 5.2 wurde festgestellt, dass Random Forest im Rahmen dieser Untersuchungen am besten abschneidet. Dabei wurde die Matlabfunktion „fitcensemble“ aus der Version R2022b verwendet [241]. Diese Umsetzung verwendet Bootstrap Aggregation (Bagging) Ensembles [241]. Als Lerner wurde der Entscheidungsbaum ausgewählt. Der verwendete Klassifikator aus Matlab wird in der vorliegenden Arbeit kurz Bagged-Tree genannt.

Unter Ensemble wird die Nutzung mehrerer schwacher Lerner verstanden [26]. Während ein großer Entscheidungsbaum zu hohen Fehlerraten und einer hohen Varianz neigt, bieten Ensembles mit vielen kleinen Entscheidungsbäumen den Vorteil einer niedrigeren Fehlerrate und Varianz [26]. Ensembles können unterschiedlich umgesetzt werden, eine Möglichkeit stellt Bagging dar [26]. Bootstrapping stellt eine Möglichkeit dar, eine Untermenge aus dem vorhandenen Datensatz zu bilden [26]. Zuerst werden  $n_{\text{Lerner}}$  Untermengen aus dem Datensatz generiert [26]. Anschließend werden  $n_{\text{Lerner}}$  Klassifikationsmodelle trainiert und zum Schluss zusammengebracht, in dem bspw. der Mittelwert aller Ergebnisse Verwendung findet [26]. Der Schritt der Zusammenführung der Ergebnisse wird Aggregation genannt [26]. Darüber hinaus kann jeder Entscheidungsbaum im Ensemble zufällig Merkmale auswählen, dies wird als Random Forest bezeichnet [27].

Für den Random Forest kann die Feature Importance, auch Variable Importance genannt, ausgegeben werden [27]. Mit dieser kann die Wichtigkeit der einzelnen Merkmalskomponenten im trainierten ML-Modell analysiert werden [27]. Somit zählt die Feature Importance der Random Forest zur Feature Selection Methode Embedded (siehe Abschnitt 2.3).

### 2.3.3 Anomaliedetektion

Wenn keine Daten von geschädigten Brücken vorliegen, dann kann nur eine Anomaliedetektion umgesetzt werden, die zum unüberwachten Lernen zählt [46, 84, 91]. Die Anomaliedetektion wird auch Ausreißerererkennung (engl. Anomaly Detection, Novelty Detection oder Outlier Detection) genannt. Die meisten ML-Algorithmen werden in der Literatur zum Brückenmonitoring zur Anomaliedetektion genutzt [91]. Eine Anomaliedetektion kann auf unterschiedliche Varianten umgesetzt werden [46, 175], wie z. B. mit einem Autoassoziatives Neuronales Netz (AANN) bzw. einem Autoencoder [198, 237, 262]. Für diese Arbeit basiert das Modell für den Referenzzustand auf einer multivariaten Normalverteilung [25, 46, 56, 175]. Dabei stellt die ungeschädigte Brücke den Referenzzustand dar [56, 84]. Abbildung 2.2 gibt eine beispielhafte Stichprobe des Referenzzustands durch die ●-Symbole wieder. Dabei handelt es sich um ein Merkmal bestehend aus den beiden Merkmalskomponenten  $x_1$  und  $x_2$ .



**Abbildung 2.2:** Beispielhafte Stichprobe eines zweidimensionalen Merkmals ( $n_D = 2$ ), wobei die einzelnen Fälle durch das ●-Symbol dargestellt sind. Die Mahalanobisdistanz  $MD = 1$  ist für die Stichprobe durch die —-Linie, für  $MD = 2$  durch die — und für  $MD = 3$  durch die — wiedergegeben.

Die Anomaliedetektion unter Verwendung der Normalverteilung zählt zu den parametrischen ML-Verfahren [46, 175]. Hierfür müssen folglich die einzelnen Komponenten des verwendeten Merkmals normalverteilt sein. Für die Anomaliedetektion wird neben dem Modell

ein Schadensindex benötigt [56, 84, 92]. Der Schadensindex stellt die Distanz zwischen dem aktuell betrachteten Fall und dem Referenzzustand dar [25, 46, 56, 84, 92, 175]. Als Schadensindex wird in dieser Arbeit die Mahalanobisdistanz

$$MD = \sqrt{(X - \mu)^T S^{-1} (X - \mu)} \quad (2.1)$$




gewählt, wobei  $X$  die Stichprobe darstellt und  $\mu$  den Mittelwert des Referenzdatensatzes [168].  $S^{-1}$  ist die Inverse der Kovarianzmatrix [168]. Die  $MD = 1$  für das zweidimensionale Merkmal in Abbildung 2.2 ist durch die , für  $MD = 2$  durch die  und für  $MD = 3$  durch die -Linie dargestellt.

Tabelle 2.1 stellt die Abdeckung des Datensatzes der Stichprobe für  $MD \leq 1$ ,  $MD \leq 2$  und  $MD \leq 3$  in Prozent in Abhängigkeit der Anzahl der Merkmalskomponenten  $n_D$  dar. Während für ein eindimensionales Merkmal  $n_D = 1$  68.27 % der Daten innerhalb  $MD \leq 1$ , 95.45 % innerhalb  $MD \leq 2$  und 99.73 % innerhalb  $MD \leq 3$  liegen, liegen für ein zweidimensionales Merkmal 39.35 % der Daten innerhalb  $MD \leq 1$ , 86.47 % innerhalb  $MD \leq 2$  und 98.89 % innerhalb  $MD \leq 3$  [250]. Mit steigender Dimension des Merkmals sinkt die Abdeckung, die für eine bestimmte MD gemacht werden kann, wie dies Tabelle 2.1 entnommen werden kann. Aus Tabelle 2.1 kann abgeleitet werden, dass bei einer Anomaliedetektion mit der Mahalanobisdistanz der Schwellwert von der Dimension abhängt.

**Tabelle 2.1:** Abdeckung des Referenzzustandsdatensatzes in % für unterschiedliche Mahalanobisdistanz und unterschiedliche Dimensionen  $n_D$  nach der Quelle [250].

	Anzahl der Merkmalskomponenten									
	$n_D = 1$	$n_D = 2$	$n_D = 3$	$n_D = 4$	$n_D = 5$	$n_D = 6$	$n_D = 7$	$n_D = 8$	$n_D = 9$	$n_D = 10$
$MD \leq 1$	68.27 %	39.35 %	19.87 %	9.02 %	3.74 %	1.44 %	0.52 %	0.18 %	0.06 %	0.02 %
$MD \leq 2$	95.45 %	86.47 %	73.85 %	59.40 %	45.06 %	32.33 %	22.02 %	14.29 %	8.86 %	5.27 %
$MD \leq 3$	99.73 %	98.89 %	97.07 %	93.89 %	89.09 %	82.64 %	74.73 %	65.77 %	56.27 %	46.79 %

Nach der Erstellung des Modells mit der multivariaten Normalverteilung muss ein Schwellwert  $c$  definiert werden, ab dem eine Anomalie vorliegt und somit eine Zustandsänderung der Brücke erwartet werden kann [56, 84].

### 2.3.4 Kennzahlen zur Bewertung der Schadenserkennung

In diesem Abschnitt werden Kennzahlen eingeführt mit denen im Allgemeinen ein binärer Klassifikator bewertet werden kann (siehe Abschnitt 2.3.2 für binäre Klassifikation). Auch die ML-Modelle für die Anomaliedetektion, wie diese in Abschnitt 2.3.3 vorgestellt wurde, können mithilfe der hier eingeführten Kennzahlen beurteilt werden.

Eine Stichprobe besteht aus  $n_{\text{Stichprobe}}$  Fällen, wobei ein Fall entweder in die Klasse positiv oder negativ eingeteilt wird. Im Kontext der Schadensklassifikation wird unter der Klasse der Balkenzustand verstanden. Dabei stellt die negative Klasse einen ungeschädigten Balken oder Brücke dar und die positive Klasse einen geschädigten. In Tabelle 2.2 ist die Konfusionsmatrix für einen binären Klassifikator dargestellt, dessen Klassifikationsergebnisse in

- richtig positiver Fall (tp) (richtig klassifizierter wahrer positiver Fall),
- richtig negativer Fall (tn) (richtig klassifizierter wahrer negativer Fall),
- falsch positiver Fall (fp) (falsch klassifizierter wahrer negativer Fall, auch Fehler 1. Art) sowie
- falsch negativer Fall (fn) (falsch klassifizierter wahrer positiver Fall, auch Fehler 2. Art)

eingeteilt werden können [152, 210]. Dabei stellt

- $n_{\text{tn}}$  die Anzahl der richtig klassifizierten wahren negativen Fälle,
- $n_{\text{tp}}$  die Anzahl der richtig klassifizierten wahren positiven Fälle,
- $n_{\text{fp}}$  die Anzahl der falsch klassifizierten wahren negativen Fälle und
- $n_{\text{fn}}$  die Anzahl der falsch klassifizierten wahren positiven Fälle

dar [152, 210]. Die Größe der Stichprobe

$$n_{\text{Stichprobe}} = n_{\text{tp}} + n_{\text{tn}} + n_{\text{fp}} + n_{\text{fn}} \quad (2.2)$$

setzt sich aus der Summe der vier Einteilungsmöglichkeiten zusammen [152]. Wenn beide Klassen innerhalb der Stichprobe gleich groß sind, dann ergibt

$$n_{\text{tn}} + n_{\text{fp}} = n_{\text{tp}} + n_{\text{fn}} = n_{\text{Stichprobe}}/2. \quad (2.3)$$

**Tabelle 2.2:** Konfusionsmatrix für zwei Klassen. [152, 210]

		Klassifikation	
		Negativ (Kein Schaden)	Positiv (Schaden)
Wahrer Wert	Negativ (Kein Schaden)	$n_{\text{tn}}$	$n_{\text{fp}}$
	Positiv (Schaden)	$n_{\text{fn}}$	$n_{\text{tp}}$

Die falsch klassifizierten Fälle werden zum einen mit der Falsch-Negativ-Rate (FNR)

$$\text{FNR} = \frac{n_{\text{fn}}}{n_{\text{tp}} + n_{\text{fn}}} \quad (2.4)$$

und der Falsch-Positiv-Rate (FPR)

$$\text{FPR} = \frac{n_{\text{fp}}}{n_{\text{tn}} + n_{\text{fp}}} \quad (2.5)$$

ausgedrückt [152, 210]. Die FNR ist der Anteil, der fälschlicherweise als negativ klassifiziert wird, obwohl dieser positiv ist. Dies würde einem unentdeckten Schaden entsprechen. Die FPR drückt den Anteil aus, der fälschlicherweise positiv klassifiziert wird, jedoch negativ ist. Dies entspricht dem Fehllarm. Bei der Verwendung gleicher Klassengrößen (negativ und positiv) kann über den Zusammenhang in Gleichung (2.3) die Gleichung (2.4) in

$$\text{FNR} = 2 \frac{n_{\text{fn}}}{n_{\text{Stichprobe}}} \quad (2.6)$$

und die Gleichung (2.5) in

$$\text{FPR} = 2 \frac{n_{\text{fp}}}{n_{\text{Stichprobe}}} \quad (2.7)$$

umgeschrieben werden. Des Weiteren wird die Richtig-Positiv-Rate (TPR)

$$\text{TPR} = \frac{n_{\text{tp}}}{n_{\text{tp}} + n_{\text{fn}}} \quad (2.8)$$

benötigt, die auch Sensitivität oder Recall genannt wird, und die Precision

$$\text{Precision} = \frac{n_{\text{tp}}}{n_{\text{tp}} + n_{\text{fp}}} \quad (2.9)$$

[152, 210]. Die TPR hängt über

$$\text{TPR} = 1 - \text{FNR} \quad (2.10)$$

mit der FNR zusammen.

Mit der





$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{\text{Anzahl richtig klassifizierter Fälle}}{\text{Stichprobengröße}} \\ &= \frac{n_{\text{tp}} + n_{\text{tn}}}{n_{\text{Stichprobe}}} \end{aligned} \quad (2.11)$$

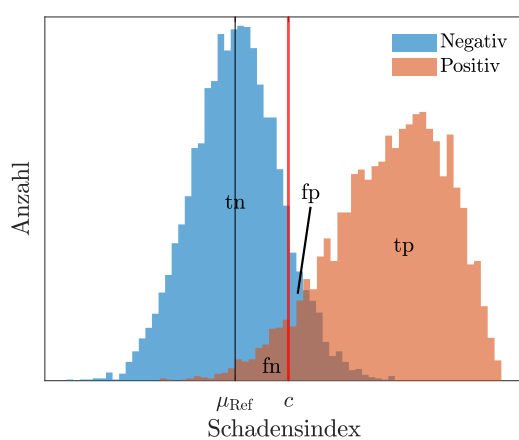
wird der Anteil der richtig klassifizierten Fälle ( $n_{\text{tp}}$  und  $n_{\text{tn}}$ ) der Stichprobe angegeben [152, 210]. Accuracy wird auch Trefferquote, True Rate oder Korrektklassifikationsrate genannt. Bei der Verwendung gleichgroßer Klassen ergibt sich für Gleichung (2.11) mithilfe Gleichung (2.3) der Zusammenhang



$$\text{Accuracy} = 1 - \frac{\text{FPR}}{2} - \frac{\text{FNR}}{2}. \quad (2.12)$$

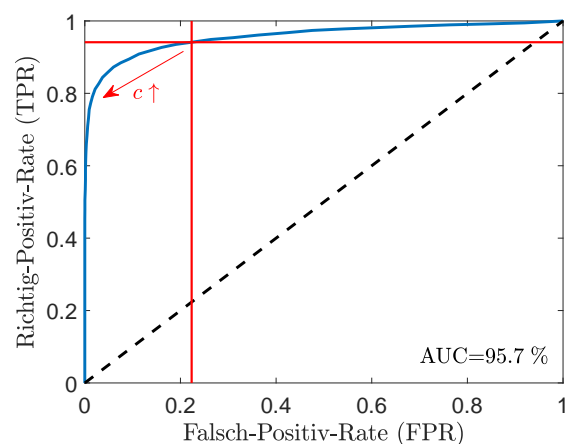
Eine Accuracy von 100 % bedeutet, dass alle Fälle einer Stichprobe vom ML-Modell richtig klassifiziert wurden. Dieses Ergebnis wird in dieser Arbeit auch *perfekte Klassifikation* genannt. Bei einer Accuracy von 50 % eines binären Klassifikators (ML-Modell) kann von einer zufälligen Klassifikation ausgegangen werden. Unter einer Accuracy  $\geq 95\%$  wird im Rahmen dieser Arbeit eine *sehr gute Klassifikation* und unter einer Accuracy  $\geq 85\%$  eine brauchbare Klassifikation verstanden. Eine *unbrauchbare Klassifikation* ist somit eine Accuracy unter 85 %.



Für die Bewertung und Beschreibung der Anomaliedetektion sind das Receiver Operating Characteristic (ROC) und das Area Under the Curve (AUC) der ROC-Kurve hilfreich. Die ROC-Kurve (—-Linie) in Abbildung 2.3b wird anhand der beiden beispielhaften Verteilungen in Abbildung 2.3a motiviert. Dabei stellt das -Histogramm die wahren negativen Fälle über dem Schadensindex dar und das -Histogramm die wahren positiven Fälle. Der Schadensindex ist in diesem Fall die Mahalanobisdistanz (siehe Gleichung (2.1)). Während die negativen Fälle  sich um den Mittelwert  $\mu_{\text{Ref}}$  des Referenzzustandes (—-Linie) verteilen, verteilen sich die wahren positiven Fälle  abseits des Mittelwerts  $\mu_{\text{Ref}}$ .



(a) Beispielhafte Verteilung einer Stichprobe für den ungeschädigten  und geschädigten Zustand . Der Mittelwert  $\mu_{\text{Ref}}$  für den Referenzwert ist durch die —-Linie und ein beispielhafter Schwellwert  $c$  durch die —-Linie visualisiert. Die, aus dem beispielhaften Schwellwert  $c$ , resultierende Einteilung der Klassifikation für die Konfusionsmatrix ist durch tn, fn, fp und tp dargestellt.



(b) Die —-Linie stellt die resultierende ROC-Kurve für die beiden Verteilungen in Abbildung 2.3a dar. Die gestrichelte Linie gibt das Ergebnis für eine zufällige Klassifikation wieder und der Schnittpunkt der beiden durchgezogenen —-Linien ist der beispielhafte Schwellwert  $c$  in Abbildung 2.3a.

**Abbildung 2.3:** Beispiel für zwei Verteilungen zur Schadenserkennung und der daraus resultierenden ROC-Kurve.

Die ROC-Kurve, —-Linie in Abbildung 2.3b, ergibt sich nun aus unterschiedlichen Schwellwerten  $c$ . Ein beispielhafter Schwellwert  $c$  ist durch die —-Linie in Abbildung 2.3a dargestellt. Für einen bestimmten Schwellwert  $c$  können die Ergebnisse in tn, fp, tp und fn eingeteilt werden. Die ROC-Kurve stellt die TPR aus Gleichung (2.8) über der FPR aus Gleichung (2.5) für unterschiedliche Schwellwerte  $c$  dar. Der beispielhaft eingetragene Schwellwert  $c$  in Abbildung 2.3a resultiert in dem Schnittpunkt der beiden durchgezogenen —-Linien in Abbildung 2.3b. Wenn nun der Schwellwert  $c$  erhöht wird, dann sinken die TPR sowie die FPR. Das Ziel bei der Festlegung des Schwellwerts  $c$  ist eine hohe TPR, um wahre positive Fälle verlässlich entdecken zu können, und gleichzeitig eine niedrige FPR, um

wenige Fehlalarme zu haben.

Die AUC beschreibt das Integral der ROC-Kurve. Ein hoher AUC-Wert deutet auf eine gute Trennung der positiven von den negativen Fällen, unabhängig vom Schwellwert  $c$ , hin.

Die Umsetzung der Anomaliedetektion setzt keine positiven Fälle (geschädigter Zustand) voraus. Jedoch werden positive Fälle für die Bestimmung der ROC-Kurven benötigt.

## 2.4 Sensorsysteme für das Brückenmonitoring

Am häufigsten wird die Bewegung der Brücke mittels Beschleunigungs-, Dehnungs- oder Verschiebungssensoren gemessen. Dabei erfolgt die Messung über Sensoren, die an der Brücke angebracht werden [274]. Manche Messungen können kontaktlos erfolgen [274]. Fast alle kontaktlosen Messsysteme nehmen die Verschiebung auf [274], wie das in Abschnitt 2.4.2 vorgestellte GBR. Als Vergleichssystem zum GBR werden DMS gewählt, welche die Dehnung aufnehmen. Diese werden in Abschnitt 2.4.1 vorgestellt.

### 2.4.1 Messung der Dehnung mit Dehnungsmessstreifen

Die Dehnung an einer Brücke kann mithilfe von DMS oder Fiber Bragg Grating (FBG) Sensoren gemessen werden [274]. In dieser Arbeit werden Messdaten betrachtet, die mit DMS des Typs PL-120-11 von Tokyo Measuring Instruments Laboratory Co., Ltd. (TML) aufgenommen wurden. Die DMS benötigen einen Signalverstärker und einen Datenrekorder, um Daten aufzeichnen zu können. Der Messbereich des DMS PL-120-11 liegt zwischen  $0.1 \mu\text{m}/\text{m}$  und  $30 \mu\text{m}/\text{m}$ . Dabei handelt es sich um einen einachsigen DMS. Durch eine Dehnung bzw. Stauchung kommt es zu einer Änderung des elektrischen Widerstands im Draht des DMS [190, 191]. Der elektrische Widerstand

$$R_D = \rho_D \frac{l_D}{A_D} \quad (2.13)$$

hängt vom spezifischen Widerstand  $\rho_D$ , der Länge  $l_D$  und der Querschnittsfläche  $A_D$  des Drahtes ab [190]. Der Widerstand  $R_D$  liegt beim DMS PL-120-11 bei  $120 \Omega$ . Die Dehnung

$$\varepsilon = \frac{1}{k_D} \frac{\Delta R_D}{R_D} \quad (2.14)$$

setzt sich aus der Widerstandsänderung  $\Delta R_D$  bezogen auf den Widerstand  $R_D$  sowie der Proportionalitätskonstante  $k_D$  zusammen, die auch  $k$ -Faktor genannt wird [190, 191]. DMS weisen eine hohe Temperaturabhängigkeit auf, welche in den  $k$ -Faktor einfließt [191]. Die Widerstandsänderung  $\Delta R_D$  resultiert aus einer Wheatstone-Brücke, durch die die Genauigkeit erhöht wird.


Die DMS dienen in dieser Arbeit als Referenz, diese können als ausgereifte Sensortechnologie angesehen werden. Die ersten beiden Patentanmeldungen zu DMS gehen auf die Jahre 1942 und 1944 zurück [141].

DMS sind in die Struktur eingebunden und messen somit die Dehnung genau an der Stelle, an der diese angebracht sind [274]. Die Dehnungsmessungen mit DMS können als sehr genau angesehen werden und sind dabei im Vergleich zu anderen Sensortechnologien günstig. Dennoch konnten sich DMS außerhalb des Laborbetriebs für dauerhaftes Brückenmonitoring nicht durchsetzen. Die DMS weisen eine Temperaturabhängigkeit sowie einen Drift über die Zeit auf [274]. Ein weiterer Nachteil ist, dass DMS erst angebracht werden müssen, und, dass DMS nicht wiederverwendbar sind [274]. Es fließt viel Zeit in die Planung (Verlegung der Kabel, Verbindung der Sensoren mit Datenrekorder usw.) und Montage sowie die Validierung und die laufenden Überprüfungen ein. Hier könnten die Messtechnologien, die auf FBG Sensoren basieren, eine Alternative darstellen. Diese sind immun gegen Elektromagnetismus [274]. Aber, wie DMS, sind FBG Sensoren von der Temperatur abhängig [274].

## 2.4.2 Messung der Verschiebung mit Radarsystemen

Die Verschiebung der Brücke kann auf unterschiedliche Weisen gemessen werden, wie z. B. mit der Kamera [150], Linear Variable Differential Transformer (LVDT) [180], Laser-Doppler-Vibrometer (LDV) [180] oder Terrestrisches Laserscanning (TLS) [217]. In dieser Arbeit wurde die Verschiebung mittels GBR gemessen. Das verwendete GBR ist das Image by Interferometric Survey (IBIS) des Unternehmens IDS GeoRadar s.r.l.. Ein alternatives Messsystem bietet Metasensing mit dem Fast Ground-based Synthetic Aperture Radar (FastGBSAR) an [205].

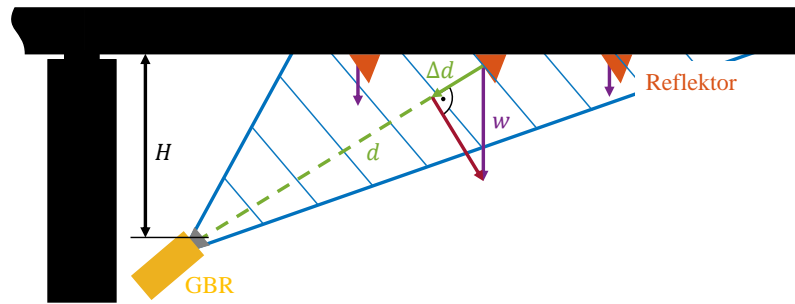
Es gibt die zwei Möglichkeiten Frequency-Modulated Continuous-Wave (FMCW) und Stepped-Frequency Continuous-Wave (SFCW) die Verschiebung mit einem GBR zu messen. Das benutzte Radar IBIS basiert auf der Technologie FMCW [132], die die modellierte Welle linear emittiert [251].

Um die Rückstrahlung zu verbessern, können Reflektoren, auch Eckreflektoren genannt, verwendet werden [63, 127]. Das GBR misst die Verschiebung  $\Delta d$  in Blickrichtung, welche in Abbildung 2.4 durch die -Linie für den mittleren Reflektor dargestellt ist. Die Durchbiegung  $w$  der Brücke an der Position des Reflektors, kann über die Projektion

$$w = \frac{d}{H} \Delta d \quad (2.15)$$

mithilfe der Höhendifferenz  $H$  und der Entfernung  $d$  zwischen Reflektor und GBR bestimmt werden [197].

Mit dem GBR kann die Verschiebung von Objekten gemessen werden. Hierfür sendet das GBR elektromagnetische Wellen und empfängt die reflektierten Wellen wieder [196]. Über



**Abbildung 2.4:** Piktogramm des Messaufbaus für die Verschiebungsmessung mithilfe des GBR. Das GBR • misst die Verschiebung  $\Delta d$  in Blickrichtung an den Reflektorpositionen •. Die Durchbiegung  $w$  der Brücke an den Reflektorpositionen wird über eine Projektion bestimmt. Der Kegel mit den Zellen, in denen gemessen wird, ist durch •-Linien kenntlich gemacht.

die Phasendifferenz  $\Delta\varphi$  kann die Verschiebung  $\Delta d$  in Blickrichtung des Radars (siehe Abbildung 2.4) bestimmt werden, wobei der Einfluss der Atmosphäre entfernt werden muss, wenn die Messungen länger als ein bis zwei Stunden dauern [196]. Bei längeren Messungen machen sich Änderungen in den atmosphärischen Bedingungen bemerkbar, denn sie führen zu einer Phasenverschiebung, die wiederum die Verschiebungsmessung beeinflusst [132]. Nach der Entfernung bzw. Vernachlässigung des Atmosphäreinflusses kann die Verschiebung in Blickrichtung des Radars

$$\Delta d = \frac{\Delta\varphi}{4\pi} \lambda \quad (2.16)$$

mit der übertragenen Wellenlänge  $\lambda$  zwischen zwei Samples bestimmt werden, wenn das Rauschen vernachlässigbar ist [196]. Die Abtastrate beim IBIS beträgt 200 Hz. Das Rauschen der gemessenen Verschiebung kann als normalverteilt angesehen werden [53].

Die Verschiebungen der Objekte wird innerhalb von Zellen ausgegeben, diese sind in Abbildung 2.4 durch die Zellen innerhalb des Kegels — angedeutet. Die Zellenbreite

$$\delta_d = \frac{c_0}{2B} \quad (2.17)$$

hängt von der Lichtgeschwindigkeit  $c_0$  und der Bandbreite  $B$  ab [169, 238]. Beim IBIS beträgt die Bandbreite  $B = 200$  MHz. Somit ergibt sich eine Zellenbreite von  $\delta_d \approx 0.75$  m. Objekte innerhalb einer Zelle können nicht auseinander gehalten werden [132], daher müssen die Reflektoren in Blickrichtung entsprechend versetzt angeordnet werden, sodass diese in unterschiedliche Zellen fallen.

Die Qualität der Rückstreuung ist am höchsten wenn der Rückstrahler orthogonal zur Blickrichtung des GBR orientiert ist und je näher das zu messende Objekt am Vektor in Blickrichtung liegt. Dies hat den Vorteil, dass die Verschiebung von Objekten, die von keinem

Interesse sind, gedämpft wird. Der  $-3$  dB Bereich liegt in einem horizontalen Winkel von  $17^\circ$  und einem vertikalen Winkel von  $15^\circ$  in Blickrichtung beim IBIS mit den verwendeten Antennen [132]. Dies bedeutet aber auch, dass die Genauigkeit für Reflektoren außerhalb dieses Bereichs niedriger ist. Mit dem IBIS kann eine maximale Reichweite von 1000 m erreicht werden [132].

Die Genauigkeit der Verschiebungsmessung mit dem GBR kann bis 0.02 mm betragen, wobei erwartet werden kann, dass diese niedriger ausfällt aufgrund von störenden statischen Rückstreuern (Clutter) [132]. Beim Clutter handelt es sich um Objekte, die erfasst werden, aber unerwünscht sind. Durch die Entfernung des Clutters kann die Genauigkeit verbessert werden bzw. erst das richtige Signal berechnet werden [53, 207].

Das GBR bietet mehrere Vorteile gegenüber konventionellen Sensortechnologien, wie den DMS. Die Messung der Verschiebung mit GBR erfolgt kontaktlos. Daraus ergibt sich der Vorteil, dass keine Sensoren an der Brücke angebracht werden müssen. Somit fällt der Planungsaufwand der Installation weg und es müssen auch keine Kabel verlegt werden. Wenn Reflektoren für die Messung der Verschiebung benötigt werden, ist die Installationszeit und der -aufwand deutlich niedriger im Vergleich zu konventionellen Sensortechnologien und somit auch kostengünstiger. Die Reflektoren selbst sind günstiger als DMS. Der Wartungsaufwand der Reflektoren ist deutlich niedriger im Vergleich zu konventionellen Sensortechnologien. Außerdem kann das GBR an mehreren Brücken eingesetzt werden. Dabei ist die Positionierung des GBR unerheblich, solange alle gewünschten Messpositionen innerhalb des Messkegels liegen. Des Weiteren bietet das GBR gegenüber anderen Technologien zur Messung der Verschiebung eine höhere Genauigkeit und die Möglichkeit mehrere Messpunkte zu verwenden. Die Anwendung des GBR wurde bereits an Brücken vorgestellt und es konnten Eigenfrequenzen sowie Eigenmoden bestimmt werden [81, 101, 103, 197].

Die in Abschnitt 5.8 verwendeten Verschiebungssignale des GBR wurden vom Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung (IPF) verarbeitet und zur Verfügung gestellt.

### 2.4.3 Signalrauschabstand

Jedes elektrische System weist Rauschen auf, wie z. B. Schrotrauschen, Quantisierungsrauschen oder Hintergrundrauschen [117, 118]. Somit liegt auch Rauschen in den, in Abschnitt 2.4.1 und 2.4.2, vorgestellten Messsystemen vor. Beim Rauschen wird für gewöhnlich von einer mittelwertfreien normalverteilten Verteilung ausgegangen [119]. Das gemessene Signal

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad (2.18)$$

setzt sich additiv aus dem Nutzsignal  $s(t)$  und dem Rauschen  $n(t)$  zusammen [173]. In der Regel wird der Signalrauschabstand (SNR) aus dem Verhältnis vom Effektivwert des Nutzsignals  $s(t)$  zum Effektivwert des Rauschens  $n(t)$  bestimmt [173]. Jedoch kann der SNR bei

der Verwendung des Effektivwerts des Nutzsignals nicht von einer Struktur auf die andere übertragen werden. Denn z. B. fällt der Effektivwert für einen Zweifeldbalken kleiner aus als für einen Einfeldbalken, wenn beide in der Feldmitte die gleiche absolute Durchbiegung aufweisen, da die Verschiebung beim Zweifeldbalken kleiner ist wenn die Last das mittlere Lager passiert hat. Daher wird in dieser Arbeit für die Berechnung des SNR

$$SNR = 20 \log \left( \frac{\max |s(t)|}{\sigma_n} \right) \text{ dB} \quad (2.19)$$

das absolute Maximum des Signals  $|s(t)|$  verwendet. Dadurch fällt zwar der SNR höher aus und entspricht nicht der Definition, jedoch erlaubt dies einen Vergleich zwischen den Strukturen. Der Effektivwert eines mittelwertfreien normalverteilten Rauschens entspricht der Standardabweichung  $\sigma_n$  des Rauschens [173]. Der SNR wird als Pegel in der Einheit Dezibel (dB) angegeben [121]. Dabei stellt die Differenz von 3 dB etwa den Faktor zwei dar und 4.8 dB den Faktor drei [234].

## 2.5 Diskontinuierlicher Euler-Bernoulli-Biegebalken

Die Einflusslinie wird basierend auf dem analytischen Biegebalken bestimmt. In diesem Abschnitt wird der diskontinuierliche Biegebalken basierend auf der Euler-Bernoulli-Biegebalken-Theorie vorgestellt. Die Modellierung der Diskontinuität, die den Schaden darstellt, erfolgt mithilfe von Singularitätsfunktionen, welche in Abschnitt 2.5.2 erläutert werden. In Abschnitt 2.5.3 wird die Berechnung der Krümmung und der Verschiebung basierend auf der Euler-Bernoulli-Theorie aufgezeigt. Hierfür wird ein Zweifeldbalken als Durchlaufträger ausgewählt. Solch ein Balken ist statisch unbestimmt und kommt somit realen Strukturen näher. In Abschnitt 2.5.4 wird der Bezug vom analytischen Biegebalken zu realen Brückenstrukturen hergestellt. Abschließend wird in Abschnitt 2.5.5 die Bestimmung der modalen Parameter erörtert. Zunächst wird jedoch die Einflusslinie in Abschnitt 2.5.1 eingeführt.

### 2.5.1 Einflusslinie

Die Einflusslinie

$$\eta = \eta(x_{\text{ref}}, d_F) \quad (2.20)$$

für den Euler-Bernoulli-Biegebalken ist das Signal welches sich in einer feste Sensorposition  $x = x_{\text{ref}}$  ergibt, während eine Last  $F$  von links  $d_F = 0$  bis rechts  $d_F = L$  wandert. Die Einflusslinie besteht dabei aus  $n_{\text{Samples}}$  Abtastpunkten, die auch Samples genannt werden. Für diese Arbeit sind Krümmungs-  $w''\eta$  und Dehnungs-  $\epsilon\eta$  sowie Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  relevant. Bei einer kleinen Neigungen kann die Dehnung  $\epsilon$  proportional zur Krümmung  $w''$  über

den Zusammenhang

$$\varepsilon = -w'' \cdot z \quad (2.21)$$

angesehen werden [108]. Diese hängen linear über die Konstante  $z$  ab. Wenn eine Last  $F$  bspw. auf einen Einfeldbalken von oben wirkt, ist der Balken auf der Unterseite unter Zug belastet und auf der Oberseite unter Druck [108, 232]. Eine Belastung unter Zug wird durch eine positive Dehnung  $\varepsilon$  ausgedrückt [108, 232]. Auf der Oberseite des Balkens liegt eine Stauchung vor und somit ist die Dehnung  $\varepsilon$  negativ [108, 232]. A priori muss es eine Stelle geben, in der für die Dehnung  $\varepsilon = 0$  gilt [108, 232]. Diese Stelle wird neutrale Faser genannt [108, 232]. Die höchste Dehnung erfährt der Balken dabei auf der Unterseite und  $z$  stellt den Höhenunterschied zwischen der neutralen Faser und der Balkenunterseite dar [108]. Bei den Betrachtungen am analytischen Biegebalken wird daher die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  und die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  verwendet. Zur besseren Übersicht wird nur das Symbol  $\eta$  verwendet, wenn die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  und die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  gleichermaßen gemeint sind.

Abbildung 2.5 beschreibt die Bestimmung der Einflusslinie mithilfe der vom Autor der vorliegenden Arbeit entwickelten Matlab-Umsetzung [73], für die in Abschnitt 2.5.3 die Grundlagen gelegt wurden. Dabei stellt Abbildung 2.5 eine Momentaufnahme dar, in der die Last bei  $d_F = 0$  bis  $d_F = 8/10L$  gewandert und angehalten wurde. Der —-Pfeil stellt die Last  $F$  dar. Die Balkenverschiebung  $w$ , die ein Beobachter von außen sieht, wenn eine Last in  $d_F = 8/10L$  wirkt, ist in Abbildung 2.5b durch die —-Kurve dargestellt. Analog dazu ist die resultierende Balkenkrümmung  $w''$  die in dem Moment, in dem die Last  $F$  in  $d_F = 8/10L$  wirkt, in Abbildung 2.5a ebenfalls durch die —-Kurve dargestellt. Die resultierende Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  bis zu diesem Moment ist in Abbildung 2.5a durch die —-Linie wiedergegeben sowie die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in Abbildung 2.5b durch die —-Linie. Die Einflusslinien für geschädigte Balken sehen qualitativ vergleichbar zu den Einflusslinien für ungeschädigte aus. Jedoch weisen diese bei gleicher Last höhere Extremwerte auf. Wenn die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  liegt ist der Unterschied, bei gleicher Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$ , höher als wenn die Sensorposition außerhalb des Schadens liegt. Für die letztgenannte Schadenskonfiguration kann zum Teil visuell kein Unterschied zwischen geschädigten und ungeschädigten Balken festgestellt werden, wenn diese unabhängig voneinander betrachtet werden.

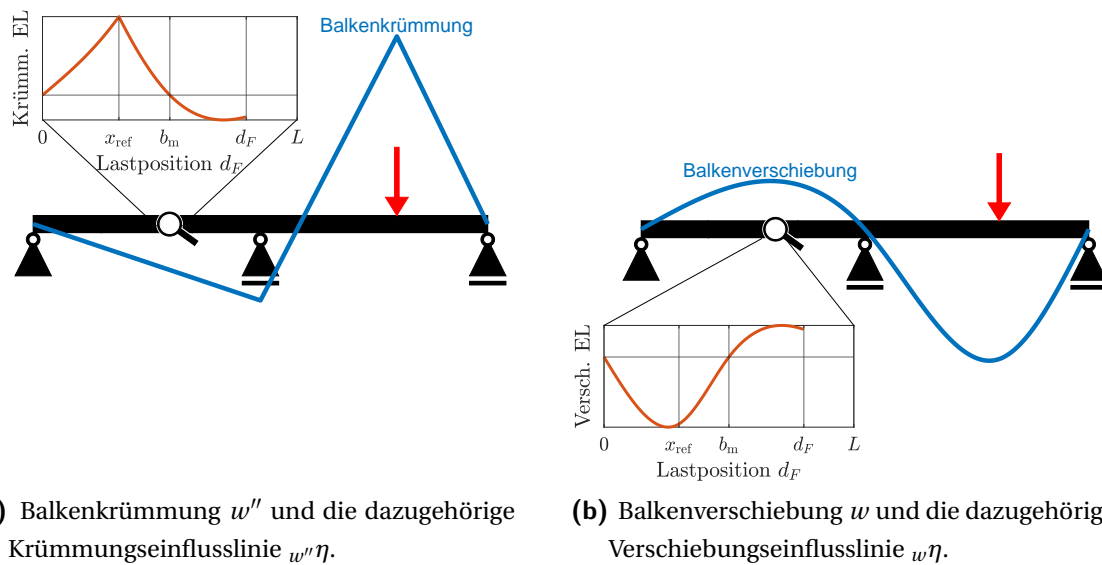
Im Folgenden werden des öfteren zwei Einflusslinien verwendet. Daher werden die beiden Einflusslinien durch

$$\eta_i(d_F) = \eta(x_{\text{ref}} = x_i, d_F) \quad (2.22)$$

und

$$\eta_j(d_F) = \eta(x_{\text{ref}} = x_j, d_F), \quad (2.23)$$

voneinander unterschieden, wobei für  $\eta_i$  die Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_i$  bzw. für  $\eta_j$  die  $x_{\text{ref}} = x_j$  gemeint ist.



**Abbildung 2.5:** Momentaufnahme der Bestimmung der Einflusslinien, dabei ist die Last  $F$ , in  $\color{red}$  dargestellt, von  $d_F = 0$  bis  $d_F = 8/10L$  gewandert. Die Lupe deutet die Sensorposition an.  $\color{blue}$  stellt den Zustand des Balkens von außen betrachtet für eine Last  $F$  in  $d_F = 8/10L$  und  $\color{orange}$  die resultierende Einflusslinie von  $0L$  bis  $d_F = 8/10L$  für die Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 3/10L$ .

Eine Einflusslinie, die von der Zeit abhängt, kann über den Zusammenhang

$$d_F = tv \quad (2.24)$$

in eine Einflusslinie, die von der Last abhängt, transformiert werden. Dabei entspricht  $t$  der Zeit und  $v$  der Geschwindigkeit der Last. In dieser Arbeit wird von einer konstanten Geschwindigkeit  $v = \text{konst.}$  der Fahrzeuge über die komplette Brückenüberfahrt ausgegangen. Dies gilt auch für die Betrachtung am analytischen Biegebalken.

## 2.5.2 Singularitätsfunktionen

Mit den Singularitätsfunktionen kann diskontinuierliches Verhalten, wie Sprünge oder Knicke, in einer Gleichung beschrieben werden [109, 204]. Das heißt, mithilfe der Singularitätsfunktionen kann eine sprunghafte Biegesteifigkeitsänderung modelliert werden. Die Singularitätsfunktionen werden mithilfe der Föppl-Klammer  $\langle \cdot \rangle$  ausgedrückt. Für  $n > 0$  gilt

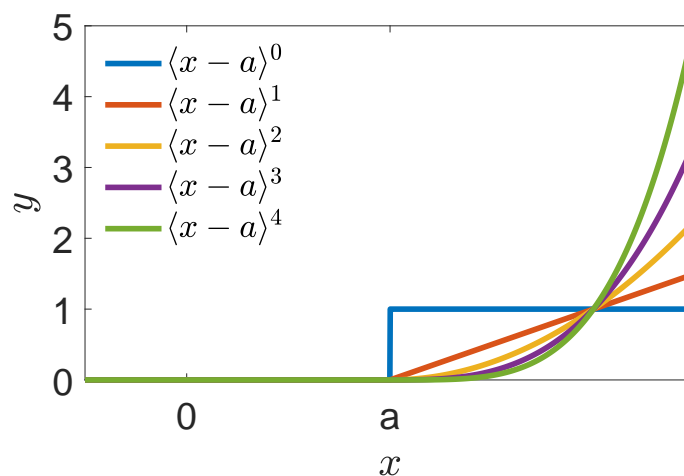
$$\langle x - a \rangle^n = \begin{cases} 0 & \text{if } x < a \\ (x - a)^n & \text{if } x \geq a \end{cases}, \quad (2.25)$$



wobei  $n$  eine Ganzzahl sein muss ( $n \in \mathbb{Z}$ ) [51]. Beträgt  $n = 0$  entspricht dies der Sprungfunktion

$$\langle x - a \rangle^0 = \begin{cases} 0 & \text{if } x < a \\ \frac{1}{2} & \text{if } x = a \\ 1 & \text{if } x \geq a \end{cases}, \quad (2.26)$$

die im Englischen Heaviside-Funktion genannt wird [51]. In Abbildung 2.6 sind Singularitätsfunktionen für  $n = 0$  bis  $n = 4$  eingezeichnet. Dies sind die Singularitätsfunktionen die bis zur Berechnung des Integrals der Einflusslinie benötigt werden.



**Abbildung 2.6:** Beispielhafte Singularitätsfunktionen für unterschiedliche  $n$ .

Die Singularitätsfunktion für  $n = -1$

$$\langle x - a \rangle^{-1} = \begin{cases} 0 & \text{if } x \neq a \\ \infty & \text{if } x = a \end{cases} \quad (2.27)$$

entspricht der Dirac-Funktion, die auch Delta-Funktion oder Dirac-Impuls genannt wird [51].

Die Föppl-Klammern können bei der Ableitung und der Integration wie runde Klammern aufgefasst werden [109]. Somit ergibt sich für die Ableitung

$$\frac{d}{dx} \langle x - a \rangle^n = n \langle x - a \rangle^{n-1} \quad (2.28)$$

und für die Integration

$$\int_0^x \langle x - a \rangle^n dx = \frac{\langle x - a \rangle^{n+1}}{n+1} \quad (2.29)$$

[109].

Die, in diesem Abschnitt vorgestellten Singularitätsfunktionen werden im nächsten Abschnitt benötigt um die Krümmung und Verschiebung für den diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalken zu bestimmen. Zunächst wird jedoch die Lösung der Integration für

die drei beispielhaften Terme  $f_1(x, a)$ ,  $f_2(x, a, b)$  und  $f_3(x, a, b)$  vorgestellt, da diese bei der Lösung des Euler-Bernoulli-Biegebalkens und der dazugehörigen Einflusslinien helfen. Für die Integration der beispielhaften Terme ist die partielle Integration

$$\int_0^x uv' = uv - \int_0^x u'v dx \quad (2.30)$$

notwendig [11]. Der Strich ' weist auf die Ableitung nach  $x$  hin. Die Integration des ersten beispielhaften Terms

$$f_1(x, a) = \langle x - a \rangle^0 x \quad (2.31)$$

führt auf

$$\int_0^x f_1(x, a) dx = \langle x - a \rangle^1 x - \frac{1}{2} \langle x - a \rangle^2. \quad (2.32)$$

Die zweimalige Integration von  $f_1(x, a)$  führt auf

$$\int_0^x \int_0^x f_1(x, a) dx dx = \frac{1}{2} \langle x - a \rangle^2 x - \frac{1}{3} \langle x - a \rangle^3. \quad (2.33)$$

Der zweite beispielhafte Term

$$f_2(x, a, b) = \langle x - a \rangle^0 \langle x - b \rangle^1 \quad (2.34)$$

kann nach [51] in

$$f_2(x, a) = \langle a - b \rangle^1 \langle x - a \rangle^0 + \langle a - b \rangle^0 \langle x - a \rangle^1 + \langle b - a \rangle^0 \langle x - b \rangle^1 \quad (2.35)$$

umgeschrieben werden. Durch die Aufteilung von  $f_2$  in mehrere Terme vereinfacht sich die Integration. Somit kann auf eine partielle Integration mit weiteren Rechenregeln für die Singularitätsfunktionen verzichtet werden. Nun können die Terme einfacher integriert werden.

Die erste Integration führt auf

$$\int_0^x f_2(x, a, b) dx = \langle a - b \rangle^1 \langle x - a \rangle^1 + \frac{1}{2} \langle a - b \rangle^0 \langle x - a \rangle^2 + \frac{1}{2} \langle b - a \rangle^0 \langle x - b \rangle^2 \quad (2.36)$$

und die zweite auf

$$\int_0^x \int_0^x f_2(x, a, b) dx dx = \frac{1}{2} \langle a - b \rangle^1 \langle x - a \rangle^2 + \frac{1}{6} \langle a - b \rangle^0 \langle x - a \rangle^3 + \frac{1}{6} \langle b - a \rangle^0 \langle x - b \rangle^3. \quad (2.37)$$

Für einen dritten beispielhaften Term

$$f_3(x, a, b) = \langle x - a \rangle^0 \langle b - x \rangle^3 \quad (2.38)$$

wird nur die erste Integration

$$\int_0^x f_3(x, a, b) dx = -\frac{1}{4} \langle x - a \rangle^0 \langle b - x \rangle^4 + \frac{1}{4} \langle x - a \rangle^0 \langle b - a \rangle^4 \quad (2.39)$$

benötigt.

### 2.5.3 Zweifeldbalken als Durchlaufträger

Für die Bestimmung der Balkenkrümmung und -verschiebung wird die Euler-Bernoulli-Theorie verwendet. Nach der Euler-Bernoulli-Theorie wird reine Biegung angenommen und die Schubverformung vernachlässigt [108, 232]. Somit gilt für alle Balkenquerschnitte in Balkenlängsrichtung  $x$ , dass diese senkrecht zur Balkenachse im deformierten Zustand stehen [108, 232]. Außerdem wird angenommen, dass keine Wölbung der Balkenquerschnittsfläche auftritt [232]. Die Annahmen hierfür sind ein schlanker Balken, bei dem für das Verhältnis von Balkenlänge zu Balkenbreite  $L/b \geq 5$  gilt bzw. Balkenlänge zu Balkenhöhe  $L/h \geq 5$  [232]. Dabei sollten die Verformungen idealerweise klein sein, als Richtwert wird eine Verschiebung von  $w/L \leq 1/500$  bzw.  $w \ll h, b$  genannt [232].

Die relevanten Lagerungsmöglichkeiten des Euler-Bernoulli-Biegebalkens im Kontext der Brückenlagerung sind die Festeinspannung, Festlagerung und Loslagerung [232, 242, 278]. Dabei sind die Konsequenzen der beiden Randbedingungen Fest- und Loslagerung für die Einflusslinie gleich [278].

In diesem Abschnitt wird die Euler-Bernoulli-Gleichung für die Krümmung  $w''$  und die Verschiebung  $w$  basierend auf den Singularitätsfunktionen gelöst. Die Gleichungen werden für einen Zweifeldbalken als Durchlaufträger, wie in Abbildung 2.7 dargestellt, ermittelt. Der Biegebalken in Abbildung 2.7 besitzt am linken Balkenende ein Festlager; am rechten Balkenende und in der Balkenmitte ein Loslager. Der Balken hat die Länge  $L$  und das mittlere Lager  $b_m$  liegt in dieser Arbeit immer in Balkenmitte ( $b_m = \frac{1}{2}L$ ). In Position  $d_F$  wirkt die Last  $F$ .  $(EI)_1$  und  $(EI)_2$  geben die Biegesteifigkeit an, wobei die Biegesteifigkeit  $(EI)_2$  zwischen  $b_1$  und  $b_2$  vorliegt. Die Biegesteifigkeit ist das Produkt aus dem Elastizitätsmodul  $E_1$  bzw.  $E_2$  und dem Flächenträgheitsmoment  $I_1$  bzw.  $I_2$ . Das Flächenträgheitsmoment

$$I_g = \frac{b_g \cdot h_g^3}{12} = A_g \frac{h_g^2}{12}, \quad g \in \{1, 2\} \quad (2.40)$$

für einen rechteckigen Querschnitt  $A_g$  hängt von der Breite  $b_g$  und der Höhe  $h_g$  ab [108, 232]. Der Index  $g$  gibt an, ob die Höhe  $h_g$ , Breite  $b_g$ , Querschnittsfläche  $A_g$  und das Flächenträgheitsmoment  $I_g$  außerhalb von  $b_1$  und  $b_2$  liegt ( $g = 1$ ) oder innerhalb von  $b_1$  und  $b_2$  ( $g = 2$ ). Für einen Schaden muss  $(EI)_1 > (EI)_2$  erfüllt sein. Ein Schaden kann somit umgesetzt werden, indem der Elastizitätsmodul  $E_2$  oder das Flächenträgheitsmoment  $I_2$  gesenkt wird. In dieser Arbeit wird ein Schaden durch die Senkung des Elastizitätsmoduls  $E_2$  umgesetzt. Somit ergibt sich für das Flächenträgheitsmoment

$$I_1 = I_2 = I. \quad (2.41)$$

Eine Änderung des Flächenträgheitsmoments würde eine Änderung der Masse nach sich ziehen. Dies würde auf die Brücke übertragen, bedeuten, dass Brückenteile sich lösen und abfallen. Für diese Art von Schäden werden keine Monitoringkonzepte benötigt, da solch

ein Schaden visuell nicht unbemerkt bleibt. Dagegen könnten Schäden in der Bewehrung, die die Steifigkeit reduzieren, bei einer visuellen Prüfung unbemerkt bleiben, daher stellt Monitoring eine Ergänzung zur konventionellen Brückenprüfung dar, die in Abschnitt 1.2 beschrieben ist. Bei einer Biegesteifigkeitsreduktion

$$\Delta EI = \frac{(EI)_1 - (EI)_2}{(EI)_1} \quad (2.42)$$

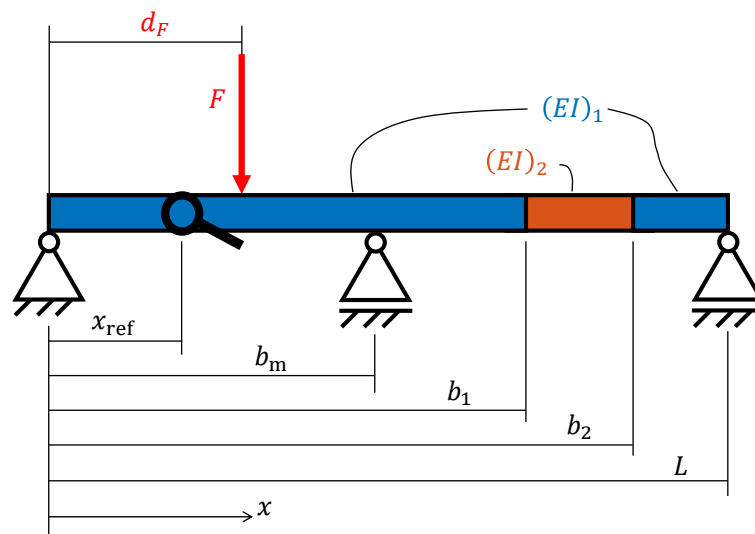
von  $\Delta EI = 0$  liegt kein Schaden vor. Wenn  $\Delta EI \geq 0$  gilt, liegt ein Schaden vor. Für die Bildung der Einflusslinie wird der Referenzpunkt  $x_{\text{ref}}$  benötigt, in dem die Krümmung bzw. Verschiebung gemessen wird, während die Last  $F$  über die Struktur wandert. Der Referenzpunkt wird in dieser Arbeit Sensorposition genannt. Die Schadensposition  $b_1$  und  $b_2$  kann auch über die Schadensmitte

$$b_{12,m} = \frac{b_1 + b_2}{2} \quad (2.43)$$

und die Schadenslänge

$$b_{12,l} = b_2 - b_1 \quad (2.44)$$

ausgedrückte werden.



**Abbildung 2.7:** Skizze des diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalkens.

Für die Lösung der Euler-Bernoulli-Gleichung werden die Randbedingungen

$$w(0) = 0, \quad (2.45a)$$

$$M(0) = 0, \quad (2.45b)$$

$$w(L) = 0, \quad (2.45c)$$

$$M(L) = 0 \text{ und} \quad (2.45d)$$

$$w(b_m) = 0. \quad (2.45e)$$

benötigt, die sich aus der Lagerung des skizzierten Balkens in Abbildung 2.7 ergeben. In Fest- und Loslagern erfährt der Biegebalken keine Verschiebung (siehe die Gleichungen (2.45a), (2.45c) und (2.45e)) und in den Balkenenden, in denen Fest- oder Loslager liegen, wirkt kein Moment (siehe die Gleichungen (2.45b) und (2.45d)) [232].

Der Querkraft-  $Q(x)$ , Momenten-  $M(x)$ , Krümmungs-  $w''(x)$  und Verschiebungsverlauf  $w(x)$  für einen diskontinuierlichen Biegebalken, der statisch unbestimmt ist, kann nicht alleine über die Integrationsmethode und einer Unterteilung des Biegebalkens in mehrere Abschnitte, wie in [108, 232] vorgestellt, gelöst werden. Die genannten Größen können dagegen mit den in Abschnitt 2.5.2 beschriebenen Singularitätsfunktionen bestimmt werden. Für die Berechnung der Größen  $Q(x)$ ,  $M(x)$ ,  $w''(x)$  und  $w(x)$  für den Zweifeldbalken muss zusätzlich das Kraftgrößenverfahren genutzt werden, um die das mittlere Lager berücksichtigen zu können [51, 67]. Beim Kraftgrößenverfahren für den Zweifeldbalken wird der Einfeldbalken als Grundlage genommen und mit einer angenommenen Reaktionskraft im mittleren Lager  $R_m$  so belastet, dass die Verschiebung in diesem Punkt  $w(b_m) = 0$  ergibt. Für die Reaktionskräfte des Einfeldbalkens gilt im linken Lager

$$R_l = \frac{F(L - d_F)}{L} \quad (2.46)$$

und im rechten Lager

$$R_r = \frac{Fd_F}{L}. \quad (2.47)$$

Die Berechnung des diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalkens beginnt mit der Differentialgleichung

$$(EI(x)w''(x))'' = q(x) \quad (2.48)$$

[51, 108, 232]. Für die Streckenlast  $q(x)$  gilt

$$q(x) = R_l \langle x \rangle^{-1} - F \langle x - d_F \rangle + R_m \langle x - b_m \rangle^{-1} + R_r \langle x - L \rangle^{-1}. \quad (2.49)$$

[51, 109]. Die erste Integration der Gleichung

$$\begin{aligned} (EI(x)w''(x))' &= -Q(x) = \\ R_l \langle x \rangle^0 - F \langle x - d_F \rangle + R_m \langle x - b_m \rangle^0 + R_r \langle x - L \rangle^0 + c_1 \end{aligned} \quad (2.50)$$

führt auf den Querkraftverlauf  $Q(x)$  [51, 108, 232]. Die zweite Integration der Gleichung

$$\begin{aligned} EI(x)w''(x) &= -M(x) = \\ R_l \langle x \rangle^1 - F \langle x - d_F \rangle + R_m \langle x - b_m \rangle^1 + R_r \langle x - L \rangle^1 + c_1 x + c_2 \end{aligned} \quad (2.51)$$

führt auf den Momentenverlauf  $M(x)$  und die Krümmung  $w''$  [51, 108, 232]. An dieser Stelle können die ersten Randbedingungen eingesetzt werden um die Integrationskonstanten zu lösen. Die Randbedingung aus Gleichung (2.45b) führt auf

$$c_2 = 0 \quad (2.52)$$

und die aus Gleichung (2.45d) auf

$$c_1 = -R_m \frac{L - b_m}{L}. \quad (2.53)$$

Für die weitere Integration wird Gleichung (2.51) in

$$\begin{aligned} w''(x) &= -\frac{M(x)}{EI(x)} \\ &= \frac{1}{EI(x)} \left[ R_1 \langle x \rangle^1 - F \langle x - d_F \rangle + R_m \langle x - b_m \rangle^1 + R_r \langle x - L \rangle^1 - R_m \frac{L - b_m}{L} x \right] \end{aligned} \quad (2.54)$$

umgeschrieben. Für die Inverse der Biegesteifigkeit gilt

$$\frac{1}{EI(x)} = \frac{1}{(EI)_1} + \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \langle x - b_1 \rangle^0 - \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \langle x - b_2 \rangle^0 \quad (2.55)$$

[51]. An dieser Stelle werden zur besseren Übersichtlichkeit die Einschränkungen

$$0 \leq x \leq L, \quad (2.56a)$$

$$0 \leq b_m \leq L, \quad (2.56b)$$

$$0 \leq b_1 \leq L, \quad (2.56c)$$

$$0 \leq b_2 \leq L \text{ und} \quad (2.56d)$$

$$0 \leq d_F \leq L \quad (2.56e)$$

getroffen. Somit können Terme gestrichen (z. B.  $R_r \langle x - L \rangle$ ) und umgeschrieben (z. B.  $\langle x \rangle = x$ ) werden. Sodass für Gleichung (2.54)

$$w''(x) = \frac{1}{EI(x)} \left[ F \frac{L - d_F}{L} x - R_m \frac{L - b_m}{L} x - F \langle x - d_F \rangle^1 + R_m \langle x - b_m \rangle^1 \right]. \quad (2.57)$$

gilt. Anschließend kann das Produkt des Moments  $M(x)$  und der inversen Biegesteifigkeit  $1/EI(x)$  ausmultipliziert werden. Die ausmultiplizierte Gleichung (2.57) kann Gleichung (A.1) entnommen werden. Die zweimalige Integration der Gleichung (A.1) führt auf die Verschiebung  $w(x)$  in Gleichung (A.2). Anschließend können die Integrationskonstanten mithilfe der Randbedingungen in Gleichung (2.45a) und Gleichung (2.45c) bestimmt werden (siehe Gleichungen (A.5) und (A.6)).

Für die Verschiebung  $w(x)$  ergibt sich nun Gleichung (A.7), wenn Gleichung (A.5) und Gleichung (A.6) eingesetzt werden. Die Verschiebung in Gleichung (A.7) gilt für den Einfeldbalken, wenn die Reaktionskraft  $R_m$  gleich Null gesetzt wird. Um die Verschiebung für den Zweifeldbalken zu bestimmen, muss das Kraftgrößenverfahren benutzt werden [67]. Hierfür wird die verbleibende Randbedingung in Gleichung (2.45e) benötigt. Nach dem einsetzen der Randbedingung in Gleichung (A.8) kann nun nach der Reaktionskraft in Gleichung (A.9) umgeformt werden.

Die Verschiebung  $w(x)$  kann so umgeformt werden, dass sich

$$w(x) = F w c_F \frac{1}{(EI)_1} + F \frac{g}{N} w c_{R_m} \frac{1}{(EI)_1} \quad (2.58)$$

ergibt. Wobei  $g$  Gleichung (A.10),  $N$  Gleichung (A.11),  $w c_F$  Gleichung (A.13) und  $w c_{R_m}$  Gleichung (A.14) entnommen werden kann. Für die Krümmung  $w''(x)$  gilt

$$w''(x) = F w'' c_F \frac{1}{(EI)_1} + F \frac{g}{N} w'' c_{R_m} \frac{1}{(EI)_1} \quad (2.59)$$

mit  $w'' c_F$  in Gleichung (A.16) und  $w'' c_{R_m}$  in Gleichung (A.17).

Wenn die Längskoordinate in Gleichung (2.58) bzw. in Gleichung (2.59) festgehalten wird  $x = x_{\text{ref}} = \text{konst.}$  und die Last  $F$  von  $d_F = 0$  nach  $d_F = L$  wandert, dann kann die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  bzw. die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  bestimmt werden.

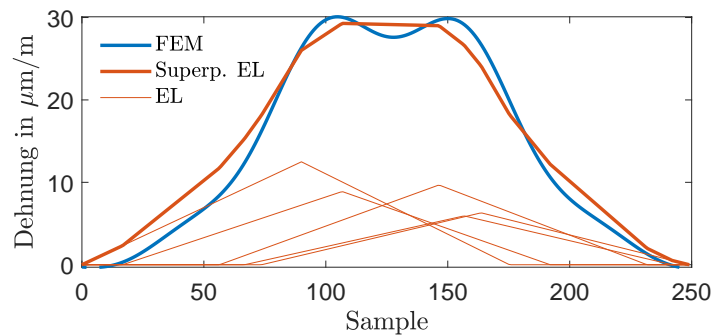
Die hier beschriebene Umsetzung des diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalkens kann [73] für Matlab entnommen werden.

## 2.5.4 Rekonstruktion des Signals einer Einzelüberfahrt mit Einflusslinien

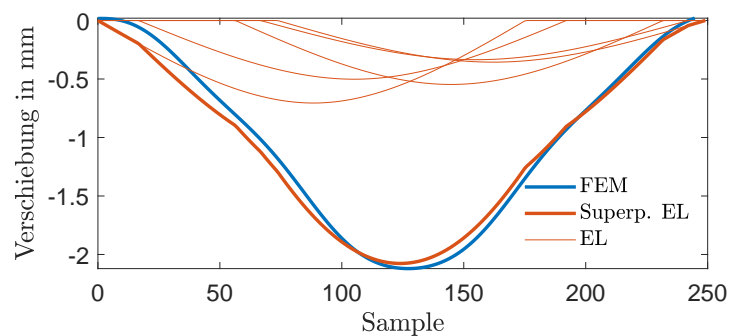
Durch die Superposition mehrerer verschobener Einflusslinien kann das gemessene Dehnungs- bzw. Verschiebungssignal rekonstruiert werden. Da die Fahrzeugparameter der Fahrzeuge, die die Brücke passieren, unbekannt sind, wird für diesen Abschnitt beispielhaft das Dehnungs- bzw. Verschiebungssignal aus den simulierten Überfahrten des FE-Modells verwendet. Die Signale aus dem FE-Modell entsprechen denen, die an einer realen Brücke gemessen werden können. Jedoch sind die Fahrzeugparameter in der Simulation bekannt, woraufhin das Signal einfacher mit den Einflusslinien rekonstruiert werden kann.

In Abbildung 2.8 sind die superpositionierten Einflusslinien — dem Dehnungs- bzw. Verschiebungssignal — aus der FE-Modell gegenübergestellt. Die superpositionierten Einflusslinien — setzen sich aus einzelnen verschobenen und nach der Achslast gewichteten Einflusslinien — zusammen. In Abbildung 2.8a ist die Gegenüberstellung für die Dehnungseinflusslinie dargestellt und in Abbildung 2.8b für die Verschiebungseinflusslinie. Mithilfe der Gleichung (2.24) kann die Abhängigkeit der Einflusslinie von der Lastposition  $d_F$  in eine von der Zeit  $t$  transformiert werden. Die Geschwindigkeit des Fahrzeugs liegt bei 61 km/h und das Fahrzeug ist vom Typ 98 (siehe Abbildung E.1 für Fahrzeugtypen). D. h. es handelt sich um eine Sattelzugmaschine mit zwei Achsen und einen Sattelaufleger mit drei Achsen. Da heißt, dass insgesamt fünf Einflusslinien für die Rekonstruktion betrachtet werden. Bei dem beispielhaften Fahrzeug liegt das Gesamtgewicht bei 33.3 t.

Die Signale — aus dem FE-Modell in den Abbildungen 2.8a und 2.8b stellen das tiefpassgefilterte Signal dar, da in dem FE-Modell die Dynamik des Fahrzeugs und der Brücke berücksichtigt wird. Außerdem wird im FE-Modell die Torsion der Brücke in Längsrichtung



(a) Vergleich der Dehnung mit den superpositionierten Krümmungseinflusslinien für einen Einfeldbalken.



(b) Vergleich der Verschiebung mit den superpositionierten Verschiebungseinflusslinien für einen Einfeldbalken.

**Abbildung 2.8:** Beispielhafte simulierte Überfahrt für das FE-Brückenmodell eines fünfsichtigen Fahrzeugs des Typs 98. Das simulierte Fahrzeug hat ein Gesamtgewicht von 33.3 t, eine Geschwindigkeit von 61 km/h und eine Länge von 29.6 m. Die —-Linie stellt die superpositionierte Einflusslinie, —-Linie die einzelnen verschobenen Einflusslinien und — das resultierende Signal aus dem FE-Modell.

berücksichtigt, da es sich um ein dreidimensionales Modell handelt. Somit hängt die Dehnung bzw. Verschiebung — von der Fahrspur des Fahrzeugs ab. Der Dehnungs- bzw. Verschiebungsanteil, der durch die Torsion entsteht, wird im Euler-Bernoulli-Biegebalken nicht berücksichtigt, da es sich um ein eindimensionales Modell handelt. Das heißt, für die Rekonstruktion des Signals — aus der FE, wird die Querschnittsfläche  $A_B$  und die Biegesteifigkeit  $EI$  benötigt sowie ein weiterer Verschiebungs- bzw. Dehnungsanteil, der durch die Torsion entsteht. Dieser wird durch eine weitere Konstante den Einflusslinien — hinzu addiert. Die Konstante hängt von der Fahrspur ab.

Während die superpositionierten Einflusslinien das Signal auf der rechten Seite in Abbildungen 2.8a und 2.8b gut abbilden, kann auf der linken Seite eine größere Differenz festgestellt werden. Dies liegt daran, dass das FE-Modell, wie die reale Brücke, nicht perfekt losgelagert auf der linken Seite ist und einen gewissen Grad an Einspannung aufweist. Der Balken dagegen ist perfekt losgelagert. Somit kommt es zu einer Differenz im Verlauf der Kurven.



## 2.5.5 Eigenfrequenzen, Eigenmoden und Krümmung der Eigenmoden

Die modalen Parameter beschreiben das Schwingungsverhalten einer Struktur und werden meistens für die Schadenserkennung verwendet [82]. Diese Merkmale werden für gewöhnlich im Kontext des Brückenmonitorings mithilfe der OMA bestimmt. Die Brücke wird durch die Fahrzeuge, die die Brücke überfahren, angeregt [86, 195]. Dabei werden die modalen Parameter für ein Zeitfenster, in dem mehrere Überfahrten statt gefunden haben, bestimmt. Für die Bestimmung der modalen Parameter werden meistens Beschleunigungssensoren verwendet. In diesem Abschnitt geht es um die Bestimmung der Eigenfrequenzen und der Eigenmoden des diskontinuierlichen analytischen Biegebalkens, der in Abschnitt 2.5.3 vorgestellt wurde.

Für die Berechnung der Eigenfrequenzen und Eigenmoden des Euler-Bernoulli-Biegebalkens wird ein Punktmassenmodell (engl. Lumped-Mass-Modell) verwendet [246, 257]. Die Eigenmoden werden auch Eigenform oder Eigenvektoren genannt [245]. Hierfür wird der beispielhafte Balken in Abbildung 2.9 mit  $n_{\text{el}} = 12$  Elementen diskretisiert. Die schwarzen Punkte zwischen den Elementen symbolisieren die Knoten mit der dazugehörigen Position  $x_i$ . Nur in den Knoten kann die Verschiebung ausgelesen und eine Last  $F$  aufgebracht werden. Die Elementlänge beträgt

$$l_{\text{el}} = \frac{L}{n_{\text{el}}}. \quad (2.60)$$

Der Schaden in dem Beispiel in Abbildung 2.9 liegt zwischen den Knoten  $b_1 = x_9$  und  $b_2 = x_{11}$  und somit im neunten und zehnten Element. Das heißt, dass im neunten und zehnten Element die Biegesteifigkeit  $(EI)_2$  gilt. In allen anderen Elementen gilt die Biegesteifigkeit  $(EI)_1$ .

Jeder Knoten besitzt eine Punktmasse  $m_i$ . Die Punktmasse setzt sich aus der halben Elementmasse der beiden angrenzenden Elemente zusammen. Da das Flächenträgheitsmoment  $I$  über die Balkenlänge als konstant angenommen wird (siehe Gleichung (2.41)), ist der Balkenquerschnittsfläche  $A_B$  ebenfalls konstant. Somit gilt für die Masse des zweiten bis zum vorletzten ( $n_{\text{el}} - 1$ ) Knoten

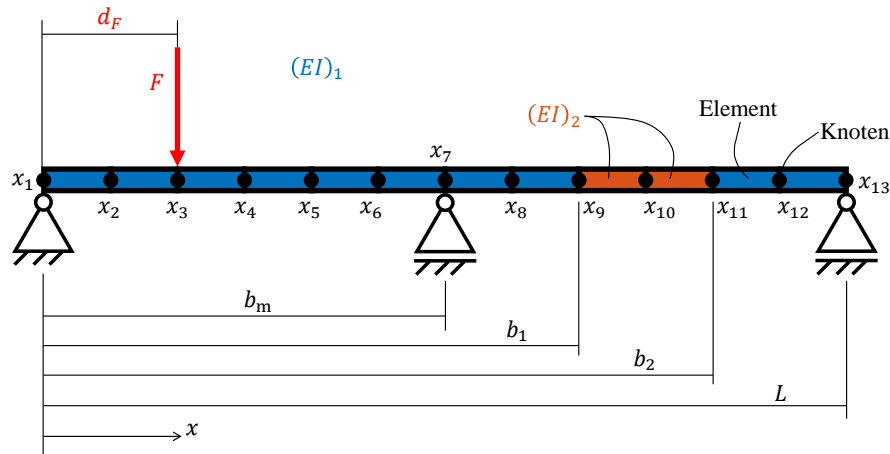
$$m_i = m_{\text{el}} = A_B \cdot l_{\text{el}} \cdot \rho \quad \forall \text{ Knoten } i = \{2, 3, \dots, n_{\text{el}}\}, \quad (2.61)$$

wobei  $\rho$  die Materialdichte ist. Die Masse beträgt für den ersten und letzten Knoten [51, 257]

$$m_1 = m_{n_{\text{el}}} = \frac{m_{\text{el}}}{2}. \quad (2.62)$$

Die Ausgangsgleichung der Modalanalyse in der FE ist

$$\mathbf{K}\hat{\Phi} = \Omega^2 \mathbf{M}\hat{\Phi} \quad (2.63)$$



**Abbildung 2.9:** Skizze des Punktmassenmodells für den diskretisierten diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalkens für die Berechnung der Eigenfrequenzen und Eigenmoden. Die Anzahl der Elemente beträgt  $n_{el} = 12$ .

für die Berechnung der Eigenkreisfrequenzen  $\Omega^2$  und der dazugehörigen (nicht normierten) Modalmatrix  $\hat{\Phi}$ . Für die Modalanalyse wird die Steifigkeitsmatrix  $\mathbf{K}$  und die Massenmatrix  $\mathbf{M}$  benötigt.  $\hat{\Phi}$ ,  $\mathbf{K}$ ,  $\Omega^2$  und  $\mathbf{M}$  haben die Dimension  $(n_{el} + 1) \times (n_{el} + 1)$ , wobei die beiden letztgenannten eine Diagonalmatrix darstellen.  $\Omega^2$  enthält das Quadrat der einzelnen Eigenkreisfrequenzen  $\omega_h^2$  in der Diagonalen und die Massenmatrix  $\mathbf{M}$  enthält die einzelnen Punktmassen aus den Gleichungen (2.61) und (2.62). Die Modalmatrix

$$\hat{\Phi} = \begin{bmatrix} \hat{\phi}_1 & \hat{\phi}_2 & \cdots & \hat{\phi}_{n_{el}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{1,1} & \phi_{2,1} & \cdots & \phi_{n_{el},1} \\ \phi_{1,2} & \phi_{2,2} & \cdots & \phi_{n_{el},2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{1,n_{el}} & \phi_{2,n_{el}} & \cdots & \phi_{n_{el},n_{el}} \end{bmatrix} \quad (2.64)$$

enthält die Eigenmoden, wobei die  $h$ -te Eigenmode  $\phi_h$  in der  $h$ -ten Spalte positioniert ist. Zu der  $h$ -ten Eigenmode gehört eine  $h$ -te Eigenkreisfrequenz. Die Eigenmode  $\phi_{i,h}$  gibt die Amplitude der Verschiebung im  $i$ -ten Knoten für die  $h$ -te Eigenmode an. [51, 257]

Als nächstes wird Gleichung (2.63) in

$$(\mathbf{K}^{-1} \mathbf{M} - \lambda) \hat{\Phi} = \mathbf{0} \quad (2.65)$$

umgestellt, wobei für

$$\lambda = 1/\Omega^2 \quad (2.66)$$

gilt und  $\mathbf{K}^{-1}$  die Nachgiebigkeitsmatrix darstellt. Über die Umformung des statischen Gleichgewichts

$$\mathbf{K} \mathbf{U} = \mathbf{F} \quad (2.67)$$

in

$$\mathbf{K}^{-1}\mathbf{F} = \mathbf{U} \quad (2.68)$$

kann die Nachgiebigkeitsmatrix  $\mathbf{K}^{-1}$  berechnet werden. Wobei  $\mathbf{F}$  eine Einheitsmatrix darstellt, die den Wert 1 in der Diagonalen enthält und  $\mathbf{U}$  besitzt die Form

$$\mathbf{U} = [\mathbf{w}(d_F = x_1) \ \mathbf{w}(d_F = x_2) \ \cdots \ \mathbf{w}(d_F = x_{n_{el}})], \quad (2.69)$$

wobei die  $i$ -te Spalte die Verschiebung in den einzelnen Knoten enthält, wenn eine Einheitslast im  $i$ -ten Knoten wirkt. So kann Gleichung (2.65) in

$$(\mathbf{UM} - \boldsymbol{\lambda}) \hat{\boldsymbol{\Phi}} = \mathbf{0} \quad (2.70)$$

umgeformt werden. Nun können die Eigenwerte über die Determinante bestimmt werden. Die Eigenwerte mit den dazugehörigen Eigenmoden können auch numerisch z. B. mithilfe der Matlab-Funktion

$$[\hat{\boldsymbol{\Phi}}, \boldsymbol{\lambda}] = \text{eigs}(\mathbf{UM})$$

bestimmt werden. Für diese Arbeit wurde die Version R2022b der Funktion verwendet [240]. Die Eigenwerte  $\lambda_h$  sind dabei in der Diagonalmatrix  $\boldsymbol{\lambda}$  organisiert. Die Eigenkreisfrequenz  $\omega_h$  kann über den Zusammenhang in Gleichung (2.66) berechnet werden. Hieraus kann die  $h$ -te Eigenfrequenz  $f_h$

$$f_h = \frac{\omega_h}{2\pi} \quad (2.71)$$

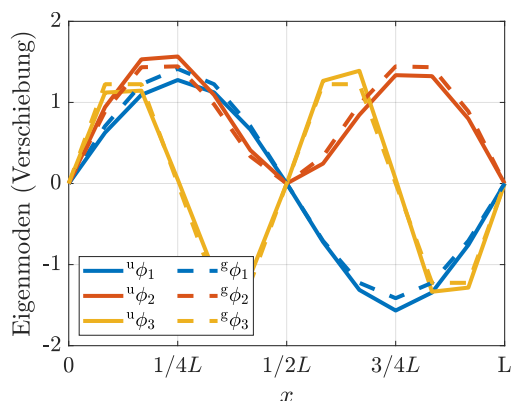
abgeleitet werden. [51, 257]

Die nicht normierte Eigenmode  $\hat{\boldsymbol{\Phi}}_h$  kann auf unterschiedliche Weisen normiert werden. Die gängigste Variante stellt die Normierung der Eigenmode auf die Masse dar [245]. Bei einem konstanten Balkenquerschnitt  $A_B$ , wie er in dieser Arbeit angenommen wird, berechnet sich die massennormierte  $h$ -te Eigenmode mit [245]

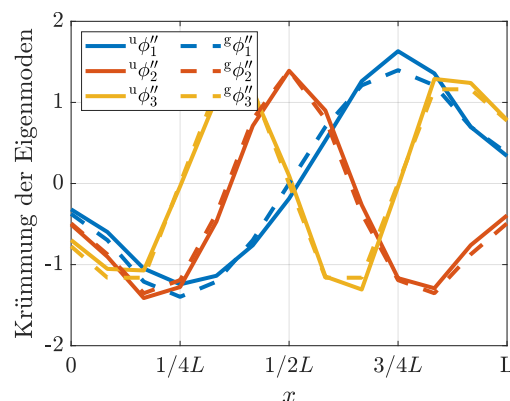
$$\boldsymbol{\phi}_h = \frac{\hat{\boldsymbol{\Phi}}_h}{\sqrt{(\hat{\boldsymbol{\Phi}}_h^T \cdot \mathbf{M} \cdot \hat{\boldsymbol{\Phi}}_h)}} = \frac{\hat{\boldsymbol{\Phi}}_h}{\sqrt{m_{el}} \cdot \sqrt{(\hat{\boldsymbol{\Phi}}_h^T \cdot \hat{\boldsymbol{\Phi}}_h)}}. \quad (2.72)$$

In Abbildung 2.10a sind die ersten drei Eigenmoden  $\boldsymbol{\phi}_1$ ,  $\boldsymbol{\phi}_2$  und  $\boldsymbol{\phi}_3$  für den beispielhaften Balken in Abbildung 2.9 dargestellt. Der Index u repräsentiert die Eigenmoden  ${}^u\boldsymbol{\phi}_1$ ,  ${}^u\boldsymbol{\phi}_2$  und  ${}^u\boldsymbol{\phi}_3$  des ungeschädigten Balkens und der Index g die Eigenmoden  ${}^g\boldsymbol{\phi}_1$ ,  ${}^g\boldsymbol{\phi}_2$  und  ${}^g\boldsymbol{\phi}_3$  eines Balkens mit einem Schaden zwischen  $b_1 = x_9$  und  $b_2 = x_{11}$  und einer Biegesteifigkeitsreduktion von  $\Delta EI = 30\%$ . Die Eigenmoden mit einer feineren Diskretisierung des ungeschädigten Balkens können bspw. Abbildung 3.1a zum Vergleich entnommen werden. In Abbildung 3.1a wurden 1000 Elemente verwendet.

Für die Berechnung der Eigenfrequenzen und den dazugehörigen Eigenmoden gilt, je feiner der Balken diskretisiert wird, desto genauer ist das Ergebnis. Tabelle 2.3 gibt die ersten fünf



(a) Die ersten drei Eigenmoden (Verschiebung) des Balkens.



(b) Die ersten drei Krümmung der Eigenmoden (zweite Ableitung der Verschiebung) des Balkens.

**Abbildung 2.10:** Eigenmoden und Krümmung der Eigenmoden für das Beispiel in Abbildung 2.9. Der Balken wurde mit  $n_{el} = 12$  Elementen diskretisiert. Die durchgezogenen Linien stellen die Eigenmoden für den geschädigten Balken und die gestrichelten Linien für den ungeschädigten Balken dar. Der Schaden liegt zwischen Knoten  $x_9$  und  $x_{11}$ . Die Biegesteifigkeitsreduktion beträgt  $\Delta EI = 30\%$ .

Eigenfrequenzen  $f_1, f_2, f_3, f_4$  und  $f_5$  in den einzelnen Spalten für eine unterschiedliche **Anzahl an Elementen**  $n_{el}$  wieder. Die Eigenfrequenzen wurden auf Basis der Theorie berechnet, die in diesem Abschnitt beschrieben wurde. Laut Tabelle 2.3 ist der Balken mit 100 Elementen hinreichend diskretisiert, da keine nennenswerte Änderung für mehr Elemente erwartet werden kann.

**Tabelle 2.3:** Die ersten fünf Eigenfrequenzen für unterschiedliche Elementlängen. Der Balken wird als ungeschädigt angenommen.

Anzahl Elemente $n_{el}$	Eigenfrequenz				
	$f_1$ in Hz	$f_2$ in Hz	$f_3$ in Hz	$f_4$ in Hz	$f_5$ in Hz
10	1.8136	2.8324	7.2373	9.1305	16.0212
100	1.8138	2.8335	7.2552	9.1824	16.3242
1000	1.8138	2.8335	7.2552	9.1824	16.3242
10000	1.8138	2.8335	7.2552	9.1824	16.3242

Im Brückenmonitoring wird häufig die Krümmung der Eigenmoden  $\phi_h''$  als Merkmal oder als Ausgang für weitere Merkmale verwendet, wie in Abschnitt 1.3.1 dargelegt. Die Krümmung der Eigenmode

$$\phi_h'' = \frac{\partial^2}{\partial x^2} \phi_h \approx \frac{\phi_{h,i+1} - 2\phi_{h,i} + \phi_{h,i-1}}{(l_{el})^2} \quad (2.73)$$

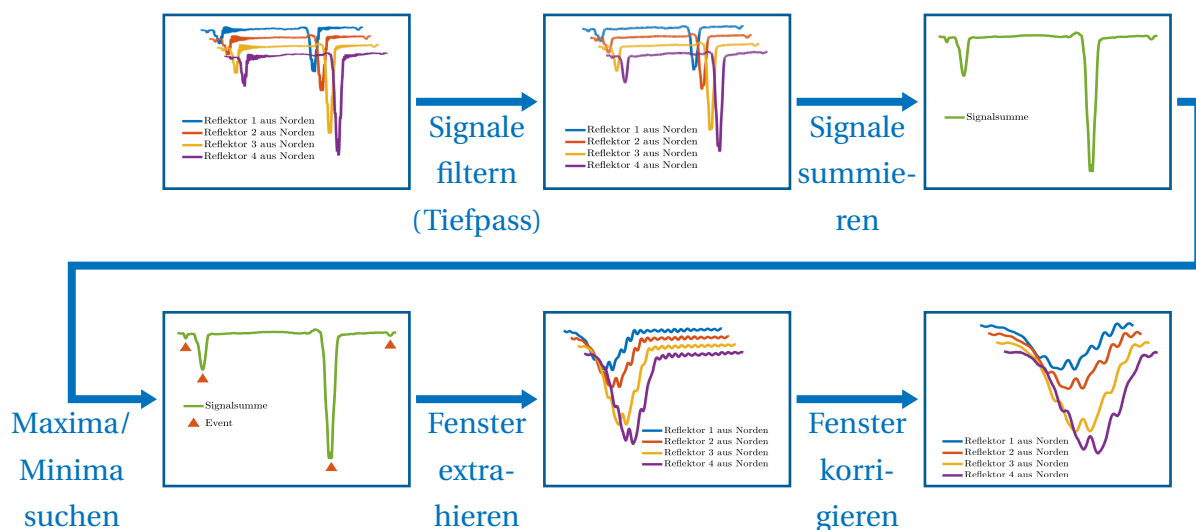
stellt die zweimalige Ableitung in Balkenlängsrichtung  $x$  dar. Die Annäherung der Ableitung erfolgt über die Finite Differenzen Methode [224], wobei  $\phi_{h,i}$  der Werte der  $h$ -ten Eigenmode und des  $i$ -ten Knotens ist. Die Krümmung der Eigenmoden  $\phi_1''$ ,  $\phi_2''$  und  $\phi_3''$  für den beispielhaften Balken in Abbildung 2.9 sind in Abbildung 2.10b dargestellt.

## 2.6 Extraktion von Einzelüberfahrten

Die Extraktion eines Fensters aus dem Signal während eine Überfahrt eines einzelnen Fahrzeugs stattfindet, ist ein entscheidender Aspekt in der Schadenserkennung mit Merkmalen basierend auf den Einflusslinien. Für die Extraktion von Überfahrten können speziell entwickelte Algorithmen verwendet werden, wie z. B. Dynamic Time Warping [209] oder speziell trainierte ML-Verfahren [13, 14]. In diesem Abschnitt wird ein eigener Algorithmus für die Eventerkennung beschrieben, der im Rahmen des Verbundprojekts ZEBBRA entwickelt wurde [74]. Der Algorithmus zur Eventerkennung besteht aus den Schritten

1. Filterung des Signals mit Tiefpassfilter,
2. Bildung der Signalsumme ausgewählter Reflektoren,
3. Suche von lokalen Minima/Maxima,
4. Extraktion eines fest definierten Fensters um die gefundenen Minima/Maxima sowie
5. Korrektur des Fenster durch eine Kurvenanpassung

und ist in Abbildung 2.11 visualisiert [74]. Die vorgestellte Signalverarbeitungskette kann gleichermaßen auf das Dehnungs- sowie das Verschiebungssignal angewendet werden.



**Abbildung 2.11:** Verarbeitungskette für die Extraktion von Einzelüberfahrten.

Das verwendete Tiefpassfilter ist ein akasuales Filter mit einer Grenzfrequenz von 2.5 Hz. D. h. die Grenzfrequenz liegt unterhalb der ersten Eigenfrequenz der betrachteten Brücke.

Durch das Tiefpassfilter werden die Schwingungen der Brücke und das höherfrequente Rauschen im Signal gemindert. Als Tiefpassfilter wird ein Finite Impulse Response (FIR) Filter mit der Ordnung 500 gewählt. Bei der Bildung der Signalsumme im zweiten Schritt werden Reflektoren nicht berücksichtigt, die häufiger zeitweise eine schlechte Signalqualität aufweisen, wie zum Beispiel der südlichste Reflektor der Brücke in Dietersdorf in Abbildung 5.15. Die Brücke wird in den Abschnitten 5.1 und 5.8.1 vorgestellt. Damit der Anteil der Verschiebung an den Reflektoren gleichmäßig für jede Fahrtrichtung ist, werden für die Eventerkennung in Dietersdorf die mittleren drei Reflektoren verwendet. Im dritten Schritt werden lokale Maxima gesucht, die eine Mindestbreite und Höhe im summierten Signal aufweisen. Im vierten Schritt wird ein Fenster mit einer fest definierten Breite extrahiert und anschließend wird im fünften Schritt die Breite des Fensters angepasst. Der Signalverlauf, der aus einer Überfahrt eines Fahrzeugs resultiert, kann einer Normalverteilung angenähert werden. Über eine Kurvenanpassung der Normalverteilung an das extrahierte Signal kann der Start und das Ende der Überfahrt bestimmt werden. Wenn der Fehler bei der Kurvenanpassung zwischen extrahiertem Signal und Normalverteilung zu groß ist, wird das Event verworfen, da es sich dann wahrscheinlich um ein Event handelt, bei dem mehrere Überfahrten im extrahierten Fenster stattgefunden haben.

Die Evaluierung des beschriebenen Algorithmus zur Eventerkennung erfolgt mit Videoaufnahmen, die mithilfe eines Unmanned Aerial Vehicle (UAV) während des Regelbetriebs von der Brücke gemacht wurden. Dabei flog das UAV neben der Brücke und erstellte dabei von oben Videoaufnahmen von den Fahrzeugen, die die Brücke überquerten. Die Videoaufnahmen wurden vom IPF am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) klassifiziert und dem Institut für Automation und angewandte Informatik (IAI) für die Evaluierung zur Verfügung gestellt. Das Ergebnis der Evaluierung für die Verschiebungssignale aus dem GBR ist in Tabelle 2.4 für die Brücke bei Dietersdorf zusammengefasst. Dabei wurde die Durchbiegung (Verschiebung in  $z$ -Richtung in Abbildung 5.15) herangezogen. Für die Evaluierung wurden beide Fahrtrichtungen berücksichtigt. Die Fahrtrichtungen kann durch den Vergleich der Signale in den beiden äußeren Reflektoren auseinander gehalten werden.

Die Anzahl  $n_{tp}$  stellt die Anzahl der im Signal erkannten Überfahrten, die auch in der Objekterkennung in den UAV-Aufnahmen erkannt wurden dar,  $n_{fp}$  die Anzahl im Signal erkannter Überfahrten, die aber nicht in der Objekterkennung in den UAV-Aufnahmen erkannt wurden, und  $n_{fn}$  die Anzahl der nicht erkannten Überfahrten, die in der Objekterkennung in den UAV-Aufnahmen detektiert wurden. Für die Evaluierung wurden die Kennzahlen **Recall** und **Precision** verwendet. Der **Recall** aus Gleichung (2.9) setzt sich aus der Anzahl  $n_{tp}$  und  $n_{fn}$  zusammen und die **Precision** aus Gleichung (2.9) der Anzahl  $n_{tp}$  und  $n_{fp}$ . Dabei sind  $n_{tp}$ ,  $n_{fp}$ ,  $n_{fn}$ , der Recall und die Precision für die vier vorliegenden **Messtage** angegeben. Die letzte Spalte **Messzeit** enthält die Dauer der, für die Evaluierung berücksichtigten, Messungen.

Der Schwellwert für die Eventerkennung wurde so gewählt, dass es zu keinen falsch posi-

**Tabelle 2.4:** Evaluationsergebnisse der Eventerkennung für die Verschiebungsmessungen mit dem GBR für die Brücke bei Dietersdorf.

<b>Messtag</b>	<b>Anzahl der richtig positiven Fälle <math>n_{tp}</math></b>	<b>Anzahl der falsch positiven Fälle <math>n_{fp}</math></b>	<b>Anzahl der falsch negativen Fälle <math>n_{fn}</math></b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>Messzeit in (mm:ss)</b>
23.10.2019	141	0	56	100.0 %	71.6 %	47:42
24.10.2019	67	0	13	100.0 %	83.8 %	15:21
27.02.2020	325	0	136	100.0 %	70.5 %	97:12
29.07.2020	153	0	69	100.0 %	68.9 %	41:41

tiven Fällen kommt, wie dies der Spalte  $n_{fp}$  entnommen werden kann. Somit werden nur Überfahrten von tendenziell schweren Fahrzeugen berücksichtigt, was aufgrund des besseren SNR zu Bevorzugen ist und schwere Fahrzeuge können wahrscheinlicher überdrückte Risse öffnen. Außerdem ist es wichtig Ausschwingvorgänge nicht mit Überfahrten leichter Fahrzeuge zu verwechseln, daher ist es von Vorteil den Schwellwert höher zu setzen, was in einer höheren Anzahl  $n_{fn}$  resultiert, da viele leichtere Fahrzeuge nicht erkannt werden. Somit fällt der Recall niedriger aus. Jedoch reicht die Anzahl  $n_{tp}$  für eine Schadenserkennung aus. Zusätzlich muss beachtet werden, dass die Evaluierung nur für den Messzeitraum gemacht werden kann, indem das UAV flog. Dieses konnte jedoch aufgrund begrenzter Akkukapazitäten nicht dauerhaft Videoaufnahmen erstellen.

Mit dem vorgestellten Algorithmus kann das Hauptziel erreicht werden, welches die Extraktion von Überfahrten einzelner Fahrzeuge aus dem Verschiebungs- bzw. Dehnungssignalen, die mit dem GBR oder DMS aufgenommen werden können, war.





## 3 Neue Merkmale zur Schadenserkennung

In diesem Kapitel wird zunächst in Abschnitt 3.1 das Potenzial der Einflusslinie zur Schadenserkennung abgeschätzt, indem die Differenz der Einflusslinie des geschädigten zum ungeschädigten Balken mit der Differenz der modalen Parametern verglichen wird. Anschließend werden in Abschnitt 3.2 die neuen Merkmale zur Schadenserkennung auf Basis der Krümmungs- und Verschiebungseinflusslinie vorgestellt. Im Vergleich der neuen Merkmale in der Klassifikation in Abschnitt 4.2 am analytischen Biegebalken und in Abschnitt 5.2 am Finite-Elemente (FE) Brückenmodell erweisen sich Merkmale auf Basis des Integrals der Einflusslinie als am leistungsfähigsten [75, 76]. Daher wird in Abschnitt 3.3 und in Abschnitt 3.4 das Integral der Einflusslinie näher untersucht. Die Möglichkeiten der Anbringung der Sensoren für das Ground-Based Interferometric Radar (GBR) sind begrenzt, wie in Abschnitt 2.4.2 dargestellt und es zeigt sich, dass mindestens zwei Sensoren sinnvoll für eine Schadenserkennung sind. Daher werden in dieser Arbeit die Merkmale basierend auf zwei Sensoren betrachtet.

### 3.1 Motivation für die Verwendung von Merkmalen basierend auf der Einflusslinie

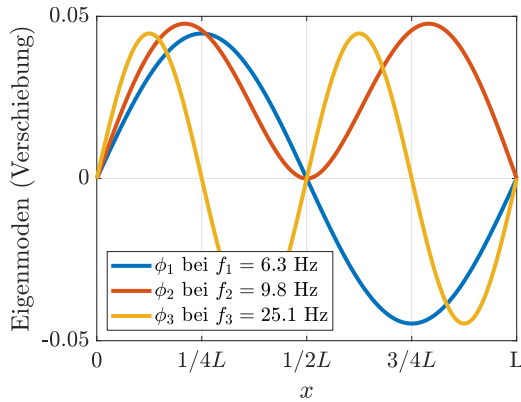
Aktuell werden hauptsächlich modale Parameter zur Brückenbewertung eingesetzt (siehe Abschnitt 1.3.1). In diesem Abschnitt wird geprüft, ob Merkmale basierend auf den Einflusslinien mit den modalen Parametern konkurrieren können. Dazu wird untersucht, wie sich eine Schädigung sowohl in den modalen Parametern als auch in der Einflusslinie zeigt. Die Berechnung der modalen Parameter für den diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalken erfolgt nach Abschnitt 2.5.5. Auf Grundlage des diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalkens soll eine erste Abschätzung der Eignung von Merkmalen basierend auf den Einflusslinien  $\eta$  gemacht werden. Zu den modalen Parametern, die hier untersucht werden, zählen die Eigenfrequenz  $f$ , die Eigenmode  $\phi$  (Verschiebung) und die Krümmung der Eigenmode (zweite Ableitung der Eigenmode)  $\phi''$ . Für die Berechnung der

modalen Parameter wird der Balken mit  $n_{\text{elem}} = 1\,000$  Elementen diskretisiert. Die Schadenslänge beträgt immer  $b_{12,1} = 1/20L$ , die der Länge zwischen  $b_1$  und  $b_2$  in Abbildung 2.7 entspricht. Das heißt, die Schadenslänge wird immer mit 50 Elementen beschrieben. Es werden 191 Schadenspositionen  $b_{12,m}$  betrachtet, indem die Schadensposition  $b_{12,m}$  von  $b_{12,1}/2$  bis  $L - b_{12,1}/2$  verschoben wird. Die Biegesteifigkeitsreduktion innerhalb  $b_1$  und  $b_2$  beträgt immer  $\Delta EI = 5\%$  (siehe Gleichung (2.42)). Dies entspricht  $(EI)_2 = 0.95(EI)_1$  in Abbildung 2.7. Dabei wird der Elastizitätsmodul  $E_2$  verändert und nicht das Flächenträgheitsmoment  $I_2$ . Die Änderung des Flächenträgheitsmoments  $I_2$  würde eine Änderung der Masse einschließen und diese wird, wie in Abschnitt 2.5.3 dargelegt, in dieser Arbeit nicht berücksichtigt. Dennoch wurde im Anhang B zusätzlich der Fall einer Änderung des Flächenträgheitsmoments  $\Delta I$  von 5% und somit eine Massenänderung betrachtet. Dabei fallen die relativen Differenzen für eine Änderung des Flächenträgheitsmoments verglichen mit der Änderung des Elastizitätsmodul kleiner aus (siehe Abbildung B.1). Die Dichte beträgt  $\rho = 1\text{ kg/m}^3$  und wird für die Berechnung der Elementmasse benötigt um die modalen Parameter zu bestimmen (siehe Abschnitt 2.5.5). Die Berechnung der relativen Differenz  $\delta$  für die Einflusslinien  $\eta$  wird mit 1 001 Samples durchgeführt. Zunächst werden die Änderungen der modalen Parameter betrachtet.

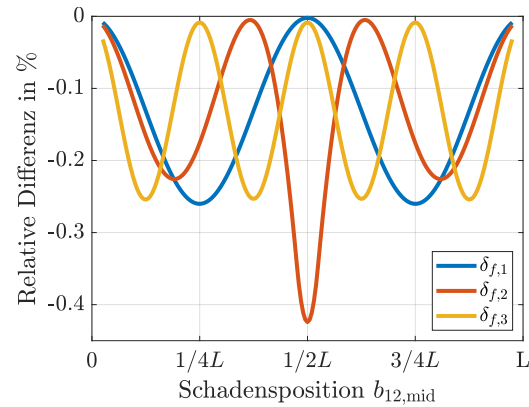
In Abbildung 3.1 sind die Ergebnisse für die modalen Merkmale zusammengefasst. Die ersten drei Eigenmoden  $\phi_1$ ,  $\phi_2$  und  $\phi_3$  sind in Abbildung 3.1a für den ungeschädigten Balken dargestellt. Diese sind auf die Masse normiert. In Abbildung 3.1b bis 3.1d ist die relative Differenz  $\delta$  in Abhängigkeit der Schadensposition  $b_{12,m}$  aufgetragen. Die relative Differenz der Eigenfrequenz  $\delta_{f,h}$  berechnet sich mit

$$\delta_{f,h} = \frac{{}^g f_h - {}^u f_h}{{}^u f_h}, \quad (3.1)$$

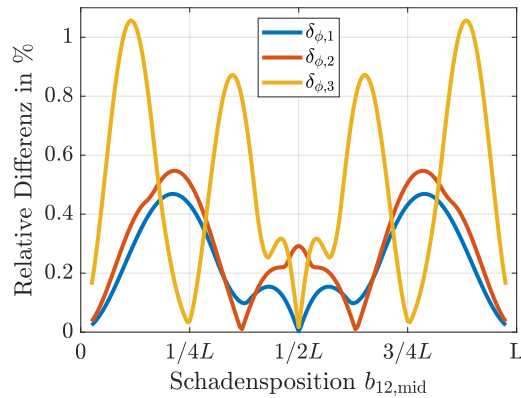
wobei  ${}^u f_h$  die  $h$ -te Eigenfrequenz des ungeschädigten Balkens und  ${}^g f_h$  die  $h$ -te Eigenfrequenz des geschädigten Balkens ist. Die größte relative Differenz  $\delta_{f,h}$  für die  $h$ -te Eigenfrequenz kann an dem Ort erwartet werden, in dem die Schadensposition  $b_{12,m}$  in Nähe des betragsmäßig größten Ausschlags der zugehörigen Eigenmode  $\phi_h$  liegt. Zum Beispiel hat die erste Eigenmode  $\phi_1$ , in Abbildung 3.1a durch die —-Linie dargestellt, ihre absoluten Maxima in  $1/4L$  und  $3/4L$ . Dies heißt, dass Schäden in diesem Bereich für die Eigenmode  $\phi_1$  zu einer größeren relativen Differenz  $\delta_{f,1}$  führen. Für die erste Eigenfrequenz (—) kann die relative Differenz  $\delta_{f,1}$  bis  $-0.2601\%$  in Abbildung 3.1b für einen Schaden in  $b_{12,m} = 1/4L$  betragen. Die größte relative Differenz  $\delta_{f,2}$  in Abbildung 3.1b für die zweite Eigenfrequenz  $f_2$  (—) kann bis zu  $-0.4242\%$  in  $b_{12,m} = 1/2L$  betragen. Für die dritte Eigenfrequenz  $f_3$  (—) kann die relative Differenz  $\delta_{f,3}$  in Abbildung 3.1b bis zu  $-0.2542\%$  in den Punkten  $b_{12,m} = 1/8L$ ,  $b_{12,m} = 3/8L$ ,  $b_{12,m} = 5/8L$  und  $b_{12,m} = 7/8L$  annehmen. Dies heißt aber auch, dass Schäden in den Knotenpunkten der Amplitude (Nullstellen in  $\phi$ ) unentdeckt bleiben. Beispielsweise bleiben Schäden an den beiden äußeren Lagern unentdeckt, da hier keine der ersten drei Eigenmoden  $\phi_1$ ,  $\phi_2$  und  $\phi_3$  einen großen Ausschlag aufweist.



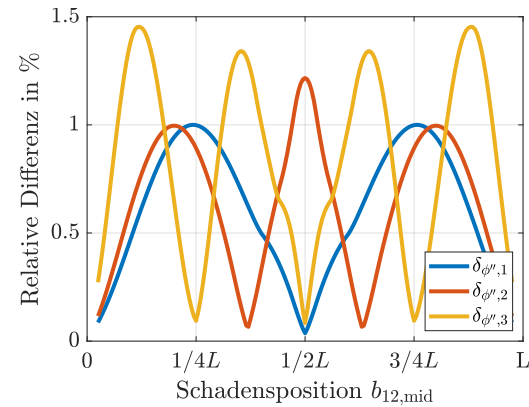
(a) Die ersten drei Eigenmoden (Verschiebung)  $\phi_1$ ,  $\phi_2$  und  $\phi_3$  für den ungeschädigten Balken mit  $n_{\text{elem}} = 1000$  Elementen.



(b) Relative Differenz der Eigenfrequenzen  $\delta_{f,h}$  der geschädigten Balken gegenüber den ungeschädigten.



(c) Relative Differenz der Eigenmoden  $\delta_{\phi,h}$  der geschädigten Balken gegenüber den ungeschädigten.



(d) Relative Differenz der Krümmung der Eigenmoden  $\delta_{\phi'',h}$  der geschädigten Balken gegenüber den ungeschädigten Balken.

**Abbildung 3.1:** Modale Parameter und relative Differenz zwischen geschädigten und ungeschädigten Balken für unterschiedliche Schadenspositionen  $b_{12,m}$ . Schadenslänge liegt immer bei  $b_{12,l} = 1/20L$  und die Biegesteifigkeitsreduktion bei  $\Delta E = 5\%$ .

Da die Eigenmoden  ${}^g\phi_j$  für den geschädigten Balken qualitativ den Eigenmoden  ${}^u\phi_j$  des ungeschädigten Balkens entsprechen, wird die relative integrierte Differenz der Eigenmoden  $\delta_{\phi,h}$  bzw. Krümmung der Eigenmoden  $\delta_{\phi'',h}$  zwischen dem geschädigten und ungeschädigten Balken verwendet. Des Weiteren sind die Eigenmoden  $\phi_h$  mit ungeraden Index, wie zum Beispiel  $\phi_1$  und  $\phi_3$  in Abbildung 3.1a, rotationssymmetrisch im mittleren Lager ( $b_m = 1/2L$ ). Dadurch ergibt sich für das Integral von  $0L$  bis  $L$  der Wert Null. Daher wird der Betrag nach der Bildung der Differenz verwendet. Die relative Differenz der  $h$ -ten Eigenmode  $\phi_h$  wird mit

$$\delta_{\phi,h} = \frac{\sum_{k=1}^{n_{\text{el}}+1} |{}^g\phi_{h,k} - {}^u\phi_{h,k}|}{\sum_{k=1}^{n_{\text{el}}+1} |{}^u\phi_{h,k}|} \quad (3.2)$$

berechnet, wobei  ${}^u\phi_h$  die  $h$ -te Eigenmode für den ungeschädigten Balken und  ${}^g\phi_h$  die  $h$ -te

Eigenmode für den geschädigten Balken ist. Auch für die relative Integraldifferenz der Eigenmoden  $\delta_{\phi,h}$  gilt der Zusammenhang wie für die Eigenfrequenzen  $\delta_{f,h}$ , dass Schäden für die jeweilige Eigenmode  $\phi_h$  am besten sichtbar sind, wenn die Schadensposition  $b_{12,m}$  in der Nähe des höchsten Ausschlags der Amplitude der Eigenmode  $\phi_h$  liegt. Jedoch ist die höchste relative Differenz  $\delta_{\phi,h}$  nicht exakt an der Stelle an der das Maximum der Amplitude und Schadensposition  $b_{12,m}$  zusammenfallen. Die höchste relative Differenz  $\delta_{\phi,1}$  liegt für die erste Eigenmode  $\delta_{\phi,1}$  in Abbildung 3.1c (—-Kurve) bei 0.4687 %. Eine höhere relative Differenz kann für die zweite Eigenmode  $\delta_{\phi,2}$  mit 0.5472 % erwartet werden. Eine weitere Steigerung kann für die dritte Eigenmode  $\delta_{\phi,3}$  mit 1.0571 % beobachtet werden. Im Vergleich zur relativen Differenz der Eigenfrequenzen  $\delta_{f,h}$  steigt die relative Differenz für die Eigenmoden  $\delta_{\phi,h}$ . Zur Veranschaulichung sind in den Abbildungen B.2a, B.2c und B.2e im Anhang B.2 die ersten drei Eigenmoden für den ungeschädigten und geschädigten Balken mit der günstigsten Schadensposition dargestellt.

Für die Berechnung der relativen Integraldifferenz der Krümmung der Eigenmoden

$$\delta_{\phi'',h} = \frac{\sum_{k=1}^{n_{el}+1} \left| {}^g\phi''_{h,k} - {}^u\phi''_{h,k} \right|}{\sum_{k=1}^{n_{el}+1} \left| {}^u\phi''_{h,k} \right|} \quad (3.3)$$

müssen die Krümmung der Eigenmoden  $\phi''_h$  aus den Eigenmoden  $\phi_h$  nach Gleichung (2.73) berechnet werden.  ${}^g\phi''_h$  stellt in der Gleichung (3.3) die  $h$ -te Krümmung der Eigenmode für den geschädigten Balken dar und  ${}^u\phi''_h$  die Krümmung der Eigenmode für den ungeschädigten Balken. Auch für die relative Integraldifferenz der Krümmung der Eigenmoden  $\delta_{\phi'',h}$  gilt der Zusammenhang, dass Schäden für die jeweilige Krümmung der Eigenmode  $\phi''_h$  am besten sichtbar sind, wenn die Amplitude der Krümmung der Eigenmode  $\phi''_h$  an der Schadensposition  $b_{12,m}$  einen höheren Ausschlag hat, wobei das Maximum der Amplitude der Eigenmode  $\phi_h$  und die höchste relative Differenz  $\delta_{\phi'',h}$  zusammenfallen. Die größte relative Differenz für die Krümmung der ersten Eigenmode  $\delta_{\phi'',1}$  in Abbildung 3.1d liegt bei 1.0001 %. Die relative Differenz für die zweite  $\delta_{\phi'',2}$  und dritte Krümmungseinflusslinie  $\delta_{\phi'',2}$  liegt jeweils bei 1.2167 % bzw. bei 1.4537 %. Durch die zweimalige Ableitung der Eigenmoden  $\phi_h$  kann die relative Differenz der Krümmung der Eigenmoden  $\delta_{\phi'',h}$  im Vergleich zur relativen Differenz der Eigenmoden  $\delta_{\phi,h}$  vergrößert werden. Zur Veranschaulichung sind in Abbildungen B.2b, B.2d und B.2f im Anhang B.2 die Krümmung der ersten drei Eigenmoden für den ungeschädigten und geschädigten Balken mit der günstigsten Schadensposition dargestellt.

Zum Vergleich wird nun die relative Differenz der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  bzw. der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Abbildung 3.2 betrachtet. Die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  bzw. die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  hängt von der Sensorposition  $x_{ref}$  ab, daher ist in Abbildung 3.2a und Abbildung 3.2b neben der mittleren Schadensposition  $b_{12,m}$  auf der Abszisse, auch die Sensorposition  $x_{ref}$  auf der Ordinate aufgetragen und die Farbe gibt die relative Differenz wieder. Auch für die Einflusslinien  $\eta$  wird die integrierte absolute Differenz der Einflusslinien verwendet. Der qualitative Verlauf der ungeschädigten Einflusslinie

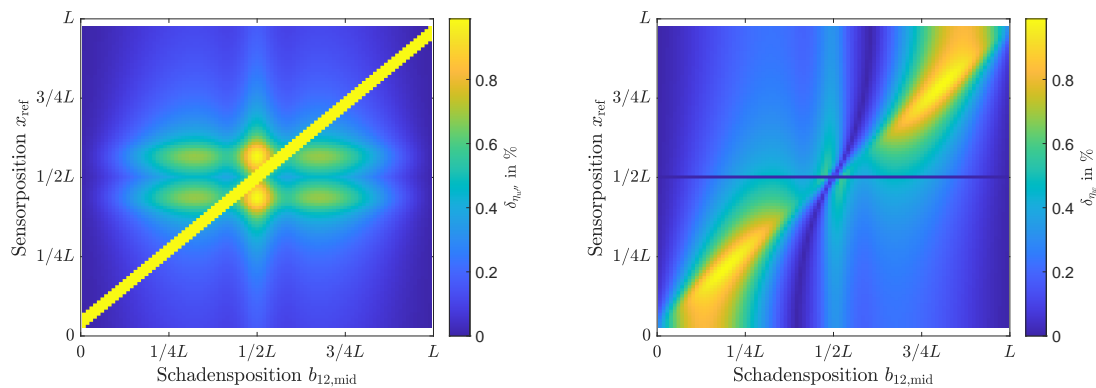
${}^u\eta$  entspricht in etwa dem Verlauf der geschädigten Einflusslinie  ${}^g\eta$  bei gleicher Sensorposition. Die relative Differenz der Einflusslinien

$$\delta_\eta = \frac{\sum_{k=1}^{n_{\text{Samples}}} |{}^g\eta(x_{\text{ref}}, \Delta d_F \cdot k) - {}^u\eta(x_{\text{ref}}, \Delta d_F \cdot k)|}{\sum_{k=1}^{n_{\text{Samples}}} |{}^u\eta(x_{\text{ref}}, \Delta d_F \cdot k)|} \quad (3.4)$$

wird mithilfe der Einflusslinie für den geschädigten Balken  ${}^g\eta(x_{\text{ref}}, d_F)$  und den ungeschädigten Balken  ${}^u\eta(x_{\text{ref}}, d_F)$  berechnet. Die relative Differenz der Krümmungseinflusslinien  ${}_{w''}\eta$  wird mit  $\delta_{{}_{w''}\eta}$  und die relative Differenz der Verschiebungseinflusslinien  ${}_{w'}\eta$  wird mit  $\delta_{{}_{w'}\eta}$  angegeben.

Das Maximum der relativen Differenz der Farbskala der Krümmungseinflusslinien  $\delta_{{}_{w''}\eta}$  in Abbildung 3.2a wurde an das Maximum der relativen Differenz der Verschiebungseinflusslinien  $\delta_{{}_{w'}\eta}$  in Abbildung 3.2b angepasst. Die größte relative Differenz für die Krümmungseinflusslinien  $\delta_{{}_{w''}\eta}$  in Abbildung 3.2a liegt in der Diagonalen. D. h. wenn die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  liegt. Solch ein Beispiel ist im Anhang A.2 für  $x_{\text{ref}} = 2/5L$  in Abbildung A.1a dargestellt. Die relative Differenz  $\delta_{{}_{w''}\eta}$  beträgt hier zwischen 4.5560 % und 5.2597 %. Um Sensorposition  $x_{\text{ref}} \approx 0.43L$  und  $x_{\text{ref}} \approx 0.57L$  ist fast für alle Schadenspositionen  $b_{12,m}$  eine größere relative Differenz  $\delta_{{}_{w''}\eta}$  feststellbar. Im Anhang A.2 ist für  $x_{\text{ref}} = 0.48L$  in Abbildung A.1c die Krümmungseinflusslinie  ${}_{w''}\eta$  für den ungeschädigten und geschädigten Balken dargestellt. Außerhalb der Diagonalen beträgt die relative Differenz  $\delta_{{}_{w''}\eta}$  in der Horizontalen bis zu 0.6800 % für Schäden nicht in der Nähe des mittleren Lagers. Schäden in Balkenmitte (mittleres Lager) werden von allen Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  wahrgenommen. Hier reicht die relative Differenz  $\delta_{{}_{w''}\eta}$  von 0.2706 % bis 0.9855 % außerhalb der Diagonalen.

Die größte relative Differenz der Verschiebungseinflusslinien  $\delta_{{}_{w'}\eta}$  in Abbildung 3.2b verläuft in einer geschwungenen Diagonalen. Das Band ist breiter, sodass es ausreicht, wenn die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  in der Nähe der Schadensposition  $b_{12,m}$  ist. Im Anhang A.2 ist ein beispielhafter Vergleich der Verschiebungseinflusslinie  ${}_{w'}\eta$  für den ungeschädigten mit dem geschädigten Balken für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 2/5L$  und Schadensposition  $b_{12,m} = 2/5L$  in Abbildung A.1b dargestellt. In der Diagonalen beträgt die relative Differenz  $\delta_{{}_{w'}\eta}$  zwischen 0.3170 % und 0.9890 %. In Balkenmitte ist die relative Differenz  $\delta_{{}_{w'}\eta} = 0\%$ , da hier keine Verschiebung aufgrund des Lagers stattfindet. Ansonsten kann eine höhere relative Differenz in allen Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  für einen Schaden in der Nähe der Balkenhälfte festgestellt werden. Ein beispielhafter Verlauf der Verschiebungseinflusslinie  ${}_{w'}\eta$  für den ungeschädigten Balken in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 2/5L$  ist im Anhang A.2 in Abbildung A.1d dem für den geschädigten Balken mit einem Schadens in  $b_{12,m} = 0.48L$  gegenübergestellt. Zwischen Feldmitte und dem mittleren Lager liegt eine geschwungene Diagonale mit einer niedrigen relativen Differenz  $\delta_{{}_{w'}\eta}$  vor. Hieraus kann abgeleitet werden, dass Schäden zwischen Feldmitte und Balkenmitte schwer erkannt werden können. Diese Schäden können von Sensoren nahe dem mittleren Lager am besten wahrgenommen werden.



(a) Relative Differenz  $\delta_{w''\eta}$  zwischen geschädigten und ungeschädigten Balken für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ . Die farblich gekennzeichnete Differenz ist an die relative Differenz der Verschiebung angepasst in Abbildung 3.2b. In der Diagonalen liegt eine relative Differenz von 5.2597 % vor.

(b) Relative Differenz  $\delta_{w\eta}$  zwischen geschädigtem und ungeschädigtem Balken für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ .

**Abbildung 3.2:** Relative Differenz zwischen geschädigten und ungeschädigten Balken für unterschiedliche Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  und Schadenspositionen  $b_{12,m}$ .

Zusammenfassend gilt, dass die absolute relative Differenz für die Eigenfrequenzen am niedrigsten im Vergleich zu der der Eigenmoden und deren Krümmungen ausfällt. Hier liegt die höchste absolute relative Differenz  $\delta_{f,2}$  bei 0.4242 % für die zweite Eigenfrequenz  $f_2$  für einen Schaden in Balkenmitte. Alle anderen Schäden führen zu einer kleineren relativen Differenz  $\delta_{f,h}$  für die ersten drei Eigenfrequenzen  $f_1$ ,  $f_2$  und  $f_3$ . Eine Erhöhung der relativen Differenz  $\delta$  kann für die Eigenmoden  $\phi_h$  erwartet werden. Je nach Schadensposition kann für die dritte Eigenmode  $\phi_3$  eine relative Differenz  $\delta_{\phi,3}$  von 1.0571 % zustande kommen. Die beiden ersten Eigenmoden  $\phi_1$  und  $\phi_2$  führen zu einer kleineren relativen Differenz  $\delta_{\phi,h}$ . Eine weitere Erhöhung der relativen Differenz  $\delta$  resultiert aus der Verwendung der Krümmung der Eigenmoden  $\Phi''$ . Für die Krümmung der dritten Eigenmode  $\phi_3''$  kann es bis zu einer relativen Differenz  $\delta_{\phi'',3}$  von 1.4537 % kommen. Die Krümmung der beiden ersten Eigenmoden  $\phi_1''$  und  $\phi_2''$  liegen darunter. Die Bestimmung der Eigenmoden  $\Phi$  erfordert viele Sensoren um diese hinreichend abzubilden. Für dieses Beispiel wurden 1 001 ( $n_{\text{elem}} + 1$ ) Knoten verwendet und somit 1 001 Sensoren. Solch eine Anzahl an Sensoren ist nicht auf die Realität übertragbar. Außerdem müssen die modalen Parameter durch weitere Verfahren aus den Messungen bestimmt werden (siehe Abschnitt 2.5.5). Die Berechnung der Ableitung der Eigenmoden  $\Phi$  ist auch nicht trivial, da durch die Ableitung das Rauschen verstärkt wird. Es gibt zwar Methoden zur Bestimmung der Krümmung der Eigenmoden  $\Phi''$  aus den Eigenmode  $\Phi$ , wie z. B. [166]. Diese haben jedoch den Nachteil, dass die Krümmungseigenmode  $\Phi''$  geglättet wird und so Unstetigkeiten in der Krümmungseigenmode  $\Phi''$  verloren gehen, die auf einen Schaden hinweisen sollen.

Eine Alternative zu Merkmalen basierend auf den modalen Parametern können Merkmale basierend auf der Einflusslinie (Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  und Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$ ) bieten. Die Einflusslinien  $\eta$  müssen nicht wie die modalen Parameter erst bestimmt werden (siehe Abschnitt 2.6). Es kann das gemessene Signal einer Einzelüberfahrt verwendet werden. Dieses entspricht mehreren verschobenen superpositionierten Einflusslinien (siehe Abschnitt 2.5.4). Je nach Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  und Schadensposition  $b_{12,m}$  kann eine relative Differenz  $\delta$  von 5.2597 % für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und von 0.9890 % für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  erreicht werden. Es zeigt sich aber auch, dass mit nur einem Sensor für bestimmte Schadens- und Sensorpositionen keine oder nur sehr geringe Unterschiede zwischen geschädigtem und ungeschädigtem Balken vorliegen.

## 3.2 Neue Merkmale zur Schadenserkenkung basierend auf den Einflusslinien

Da aus dem Verlauf der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  bzw. der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  nur schwer auf den Zustand der Struktur geschlossen werden kann, müssen Merkmale (siehe Abschnitt 2.3.1) verwendet werden. Diese sollten robust gegenüber Messrauschen, Umwelteinflüssen und Fahrzeugparametern sowie schadenssensitiv sein. Die hier vorgestellten Merkmale werden in Kapitel 4 am diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalken und in Kapitel 5 an komplexeren Simulationen mit der FE in einer Schadensklassifikation miteinander verglichen.

Die in diesem Abschnitt vorgestellten Merkmale, wurden bereits in [75] und manche in [76, 77, 136, 135, 134] untersucht. Die vorgestellten Merkmale können auf die Krümmung  $w''$  und die Dehnung  $\varepsilon$  sowie auf die Verschiebung  $w$  angewendet werden. Die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  entspricht einem Verlauf wie dem in Abbildung C.1a und die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  entspricht einem Verlauf wie dem in Abbildung C.1b. Jedes Merkmal ist im Anhang C in einem eigenen Abschnitt weiter beschrieben und visualisiert. Dabei wurden die Merkmale jeweils für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  visualisiert.

Das erste Merkmal ist das Rohsignal bzw. Rohmerkmal

$$raw = \eta(x_{\text{ref}}, d_F), \quad (3.5)$$

unter dem die komplette unverarbeitete Zeitreihe der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta(x_{\text{ref}}, d_F)$  an der Stelle  $x_{\text{ref}}$  bzw. der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta(x_{\text{ref}}, d_F)$  gemeint ist. Dabei wird die Zeitreihe ohne Verarbeitung verwendet mit Ausnahme in Abschnitt 5.2 für die Schadensklassifikation mit den FE Daten. Da der Klassifikationsalgorithmus eine gleichbleibende Dimension im Eingangssignal benötigt, wird das Signal so interpoliert, dass für alle Überfahrten eine konstante Signallänge verwendet werden kann. Die Dimension des Merkmals entspricht

der Anzahl der Samples der Zeitreihe bzw. der interpolierten Zeitreihe  $n_D = n_{\text{Samples}}$ . Im Anhang C.1 in Abbildung C.2 ist das Merkmal veranschaulicht.

Das zweite Merkmal ist das Maximum des absoluten Betrags

$$\max |\eta(x_{\text{ref}}, d_F)| \quad (3.6)$$

der Einflusslinie  $\eta$  mit einer Dimension  $n_D = 1$ . Das Maximum der absoluten Verschiebungseinflusslinie  $\max |{}_w\eta|$  und Krümmungseinflusslinie  $\max |{}_w''\eta|$  hängt linear von der Last  $F$  ab, wie Gleichungen (2.58) und (2.59) entnommen werden kann. Dieses Merkmal weist eine Verwandtschaft mit dem Merkmal Maximum of Strain Influence Lines (MIE) in [49, 264] auf. Wobei in [49, 264] alle Sensoren verwendet werden (siehe Abschnitt 1.3.3) und MIE auf Basis von long-gauge Fiber Bragg Grating (FBG) Sensoren berechnet wird. Die Visualisierung dieses Merkmals kann dem Anhang C.2 der Abbildung C.3 entnommen werden.

Das dritte Merkmal

$$P_{\max}(\eta(x_{\text{ref}}, d_F)) = \arg \max_{d_F \in [0, L]} |\eta(x_{\text{ref}}, d_F)| \quad (3.7)$$

ist die Lastposition  $d_F$  des höchsten absoluten Betrags der Einflusslinie  $|\eta|$  und entspricht für eine gemessene Zeitreihe dem Zeitpunkt  $t$  der betragsmäßig größten Krümmung bzw. Verschiebung. Für die Krümmungseinflusslinien  ${}_w''\eta$  gilt für dieses Merkmal  $P_{\max}({}_w''\eta(x_{\text{ref}}, d_F)) = x_{\text{ref}}$ , außer für die Krümmungseinflusslinien  ${}_w''\eta$  in Lagermitte  $x_{\text{ref}} = b_m = x_{10}$ . Die Position der absolut höchsten Verschiebung  $P_{\max}({}_w\eta(x_{\text{ref}}, d_F))$  der Verschiebungseinflusslinie  ${}_w\eta$  hängt nicht von der Last  $F$  ab.  $P_{\max}({}_w\eta(x_{\text{ref}}, d_F))$  liegt zwischen Balkenmitte und Sensorstelle. Bei einem Schaden verschiebt sich  $P_{\max}({}_w''\eta(x_{\text{ref}}, d_F))$  in Richtung Schadensposition. Das Merkmal hat eine Dimension und ist im Anhang C.3 in Abbildung C.4 dargestellt.

Das vierte Merkmal

$$A(\eta(x_{\text{ref}}, d_F)) = \int_0^L \eta(x_{\text{ref}}, d_F) dd_F \quad (3.8)$$

$$\approx \sum_{k=0}^{n_{\text{Samples}}} \eta(x_{\text{ref}}, \Delta d_F \cdot k) \cdot \Delta d_F$$

ist das Integral der Einflusslinie und hat ebenfalls eine Dimension. Wobei im Unterschied zu [77] auf den Betrag auf Grund der Erkenntnisse in Abschnitt 3.3 verzichtet wird. Das Integral für alle Sensoren ist mit Integral of Strain Influence Lines (IMIL) bzw. Strain Time History Area Ratio (STHAR) verwandt, wobei IMIL auf long-gauge FBG Sensoren basiert (siehe auch Abschnitt 1.3.3) [49, 125, 263]. Das Merkmal ist im Anhang C.4 in Abbildung C.5 visualisiert.

Die Last  $F$  kann durch die Verhältnisbildung zweier Merkmale, die aus zwei Einflusslinien  $\eta$  in verschiedenen Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  stammen, gekürzt werden (siehe Gleichungen (2.58)



und (2.59)). Des Weiteren kann eine Invarianz gegenüber der Geschwindigkeit erreicht werden [75, 77, 76, 136, 133]. Im Folgenden werden acht verhältnisbasierte Merkmale vorgestellt, die aus Merkmalen zweier Einflusslinien  $\eta$  an unterschiedlichen Sensorpositionen bestehen. Bei den ersten fünf Merkmalen handelt es sich um  $M$ -Merkmale, die sich aus zwei Einzelwerten zusammensetzen. Die vorgestellten  $M$ -Merkmale können im vollen Umfang nur aus Einflusslinien  $\eta$  von Durchlaufträgern mit zwei und mehr Feldern extrahiert werden. Es sind nicht alle im Folgenden vorgestellten  $M$ -Merkmale auf Einfeldträger übertragbar. Für ein besseres Verständnis sind die Merkmale in den Anhängen C.5 bis C.9 in den Abbildungen C.6 bis C.10 für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  visualisiert. Alle  $M$ -Merkmalsvariationen stellen einen Skalar dar und besitzen somit die Dimension  $n_D = 1$ .

[75, 76, 133, 136] verwendet das Verhältnis vom Maximumwert der Einflusslinie  $\eta_i = \eta(x_i)$  zu Maximumwert der Einflusslinie  $\eta_j = \eta(x_j)$  der gleichen Überfahrt an den Sensorpositionen  $x_i$  und  $x_j$

$$\begin{aligned} M_{\max,\max}(\eta_i, \eta_j) &= \frac{\max \eta(x_i, d_F)}{\max \eta(x_j, d_F)} \\ &= \frac{\eta(x_i, \Delta d_F \cdot n_{\max,x_i})}{\eta(x_j, \Delta d_F \cdot n_{\max,x_j})}, \end{aligned} \quad (3.9)$$

wobei  $n_{\max,x_i}$  bzw.  $n_{\max,x_j}$  die Samplenummer ist, an dem die Einflusslinie  $\eta_i$  bzw.  $\eta_j$  ihr Maximum erreicht.

Die zweite  $M$ -Merkmalsvariation

$$\begin{aligned} M_{\max,\min}(\eta_i, \eta_j) &= \frac{\max \eta(x_i, d_F)}{\min \eta(x_j, d_F)} \\ &= \frac{\eta(x_i, \Delta d_F \cdot n_{\max,x_i})}{\eta(x_j, \Delta d_F \cdot n_{\min,x_j})}, \end{aligned} \quad (3.10)$$

gibt das Verhältnis zwischen maximalem Wert der Einflusslinie  $\eta_i$  in Sensorposition  $x_i$  und minimalen Wert der Einflusslinie  $\eta_j$  in Sensorposition  $x_j$  wieder, wobei  $n_{\min,x_j}$  die Samplenummer ist, an dem die Einflusslinie  $\eta_j$  ihr Minimum hat [75, 76, 77].

Die dritte  $M$ -Merkmalsvariation ist das Verhältnis des Minimumwerts der Einflusslinie  $\eta_i$  in Sensorposition  $x_i$  und des Minimumwerts der Einflusslinie  $\eta_j$  in Sensorposition  $x_j$

$$\begin{aligned} M_{\min,\min}(\eta_i, \eta_j) &= \frac{\min \eta(x_i, d_F)}{\min \eta(x_j, d_F)} \\ &= \frac{\eta(x_i, \Delta d_F \cdot n_{\min,x_i})}{\eta(x_j, \Delta d_F \cdot n_{\min,x_j})} \end{aligned} \quad (3.11)$$

[75, 76]. Es kann sein, dass für die drei zuletzt genannten Merkmale  $M_{\max,\max}$ ,  $M_{\max,\min}$  und  $M_{\min,\min}$  die superpositionierten Lasten nicht gekürzt werden. Jedoch erreichen gerade diese  $M$ -Merkmalsvariationen in den Untersuchungen vergleichsweise bessere Ergebnisse als die folgenden beiden  $M$ -Merkmalsvariationen.

Das vierte Merkmal ist das Verhältnis zwischen zwei Einzelwerten der Einflusslinie  $\eta_i$  und der Einflusslinie  $\eta_j$

$$M_{\max, \text{idx}}(\eta_i, \eta_j) = \frac{\eta(x_i, \Delta d_F \cdot n_{\max, x_i})}{\eta(x_j, \Delta d_F \cdot n_{\max, x_i})}, \quad (3.12)$$

wobei die Lastposition  $\Delta d_F \cdot n_{\max, x_i}$ , die Position ist, an dem die Einflusslinie  $\eta_i$  ihr Maximum hat [75, 76, 77].

Die fünfte  $M$ -Merkmalsvariation ist das Verhältnis zwischen zwei Einzelwerten der Einflusslinie  $\eta_i$  und der Einflusslinie  $\eta_j$

$$M_{\min, \text{idx}}(\eta_i, \eta_j) = \frac{\eta(x_i, \Delta d_F \cdot n_{\min, x_i})}{\eta(x_j, \Delta d_F \cdot n_{\min, x_i})}, \quad (3.13)$$

in der Lastposition  $\Delta d_F \cdot n_{\min, x_i}$ . Die Lastposition  $\Delta d_F \cdot n_{\min, x_i}$  entspricht der Lastposition, an dem die Einflusslinie  $\eta_i$  ihr Minimum annimmt [75, 76, 77].

Das sechste verhältnisbasierte Merkmal ist das kontinuierliche Verhältnis

$$CR(\eta_i, \eta_j) = \left[ \frac{\eta(x_i, 0 \cdot \Delta d_F)}{\eta(x_j, 0 \cdot \Delta d_F)} \frac{\eta(x_i, 1 \cdot \Delta d_F)}{\eta(x_j, 1 \cdot \Delta d_F)} \dots \frac{\eta(x_i, n_{\text{Samples}} \cdot \Delta d_F)}{\eta(x_j, n_{\text{Samples}} \cdot \Delta d_F)} \right] \quad (3.14)$$

zweier Einflusslinien  $\eta_i$  und  $\eta_j$  [75]. Das Merkmal  $CR$  kann als eine Erweiterung der Merkmale  $M_{\max, \text{idx}}$  und  $M_{\min, \text{idx}}$  in den Gleichungen (3.12) und (3.13) angesehen werden. Somit wird die Dimension von eins auf  $n_{\text{Samples}}$  erweitert. Für das kontinuierliche Verhältnis  $CR$  des ungeschädigten Balkens ergibt sich für unterschiedliche Lasten der selbe Verlauf, da die Last durch das Verhältnis gekürzt wird (siehe hierzu im Anhang C.10 die Abbildung C.11). Die Einflusslinien der geschädigten Balken weichen von der Referenzkurve des ungeschädigten Balkens ab. Bei diesem Merkmal stellt der Nulldurchgang der Einflusslinie ein Problem dar, vor allem wenn Rauschen berücksichtigt wird, da hier durch Null geteilt wird.

Bei der Betrachtung des  $R$ -Merkmals werden alle verfügbaren Samples und somit alle verfügbaren Informationen genutzt. Das  $R$ -Merkmal wird zu [75] leicht abgeändert, indem die Berechnung des Betrags der Einflusslinie  $\eta$  weggelassen wird. Das Merkmal

$$R(\eta_i, \eta_j) = \frac{A(\eta(x_i, d_F))}{A(\eta(x_j, d_F))} = \frac{\int_0^L \eta(x_i, d_F) dd_F}{\int_0^L \eta(x_j, d_F) dd_F} \approx \frac{\sum_{k=0}^{n_{\text{Samples}}} \eta(x_i, \Delta d_F \cdot k)}{\sum_{l=0}^{n_{\text{Samples}}} \eta(x_j, \Delta d_F \cdot l)} \quad (3.15)$$

wird aus dem Quotient der integrierten Einflusslinien  $A(\eta(x_i, d_F))$  in Sensorposition  $x_i$  und  $A(\eta(x_j, d_F))$  in Sensorposition  $x_j$  gebildet [75, 76, 136, 135, 134, 133]. Der Wert des  $R$ -Merkmals ist für unterschiedliche Lasten  $F$  für ein rauschfreies Signal konstant, da die Last  $F$  bei der Quotientenbildung gekürzt wird. Wenn ein Schaden auftritt, weicht der Wert des  $R$ -Merkmals für den geschädigten Balken vom Wert des ungeschädigten Balkens ab. Dies kann auch dem Anhang C.11 in Abbildung C.12 entnommen werden. Ein Vorteil des

$R$ -Merkmals ist, dass durch die Integralbildung Messrauschen unterdrückt. Das  $R$ -Merkmal ist ein Skalar und hat somit die Dimension  $n_D = 1$ .

Die Dimension des  $R$ -Merkmals lässt sich erweitern, indem die Einflusslinie in  $n_{\text{Sek}}$  Abschnitte unterteilt wird und für die einzelnen Abschnitte der Quotient gebildet wird:

$$R_{n_{\text{Sek}}}(\eta_i, \eta_j) \approx \left[ \frac{\sum_{k=1}^{1n_{\text{Samples}}/n_{\text{Sek}}} |\eta(x_i, \Delta d_F \cdot k)|}{\sum_{l=1}^{1n_{\text{Samples}}/n_{\text{Sek}}} |\eta(x_j, \Delta d_F \cdot l)|} \right. \\ \frac{\sum_{k=1}^{2n_{\text{Samples}}/n_{\text{Sek}}} |\eta(x_i, \Delta d_F \cdot k)|}{\sum_{l=1}^{2n_{\text{Samples}}/n_{\text{Sek}}} |\eta(x_j, \Delta d_F \cdot l)|} \dots \\ \left. \frac{\sum_{k=(n_{\text{Sek}}-1)n_{\text{Samples}}/n_{\text{Sek}}+1}^{n_{\text{Samples}}} |\eta(x_i, \Delta d_F \cdot k)|}{\sum_{l=(n_{\text{Sek}}-1)n_{\text{Samples}}/n_{\text{Sek}}+1}^{n_{\text{Samples}}} |\eta(x_j, \Delta d_F \cdot l)|} \right] \quad (3.16)$$

[75, 76]. Somit besitzen das  $R_{n_{\text{Sek}}}$ -Merkmal die Dimension  $n_D = n_{\text{Sek}}$ . Die Veranschaulichung dieses Merkmals erfolgt im Anhang C.12 in Abbildung C.13 für  $R_2$  mit  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitten und in Abbildung C.14 für  $R_4$  mit  $n_{\text{Sek}}=4$  Abschnitten.

Das letzte betrachtete Merkmal  $D$  ist die zweimalige Ableitung der Einflusslinie

$$D(\eta(x_{\text{ref}}, d_F)) = \frac{d^2 \eta(x_{\text{ref}}, d_F)}{dd_F^2} \\ \approx \frac{\eta(x_{\text{ref}}, (k+1) \cdot \Delta d_F) - 2\eta(x_{\text{ref}}, k \cdot \Delta d_F) + \eta(x_{\text{ref}}, (k-1) \cdot \Delta d_F)}{(\Delta d_F)^2} \quad (3.17)$$

nach der Lastposition  $d_F$  [75], wobei die zweimalige Ableitung durch die Finite Differenzen Methode angenähert wird [224] (siehe hierzu auch Gleichung (2.73)). Durch die Ableitung  $D$  werden Unstetigkeiten in der Einflusslinie hervorgehoben, welche auf auf den Schadensort hinweisen können. Das Merkmal  $D$  hat die Länge der Anzahl der Samples der Zeitreihe und somit die Dimension  $n_D = n_{\text{Samples}}$ . Die zweite Ableitung der Verschiebung kann mit Change in the Rotation of Displacement Influence Lines (CCDIL) oder mit Grey Relational Coefficient (GRC) verglichen werden (siehe Abschnitt 1.3.3) [107, 106]. Der Unterschied gegenüber CCDIL ist, dass in dieser Arbeit die Last als unbekannt angenommen wird und somit keine Differenz zum Referenzzustand gebildet werden kann bzw. nicht das selbe Fahrzeug die ungeschädigte und geschädigte Brücke überfährt. Wenn die zweite Ableitung der Krümmung für alle verfügbaren Sensorpositionen gebildet wird, entspricht dies dem Merkmal Second Derivative of Strain Influence Lines (SODM) bzw. Two Order Derivative of the Influence Line (TODIL) (siehe Abschnitt 1.3.3) [48, 49]. Der Nachteil der zweiten Ableitung bei vorliegendem Rauschen ist, dass das Rauschen durch die Ableitung stark verstärkt wird, sodass es in der Regel unbrauchbar ist. Das Merkmal ist im Anhang C.13 in Abbildung C.15 visualisiert.

### 3.3 Analytische Untersuchung des Integrals der Einflusslinie

In den Kapitel 4 und 5 schneiden  $R$ -Merkmalsvariationen am besten ab. Die vorgestellten  $R$ -Merkmalsvariationen in den Gleichungen (3.15) und (3.16) setzen sich aus zwei Integralen der Einflusslinie in unterschiedlichen Sensorpositionen zusammen. Daher wird im Abschnitt 3.3.1 die analytische Lösung für den ungeschädigten und geschädigten Anteil innerhalb des Integrals bestimmt. Anschließend werden die Integralanteile in Abschnitt 3.3.2 an einer beispielhaften Schadenskonfigurationen in Abhängigkeit der Sensorpositionierung  $x_{\text{ref}}$  untersucht. Diese wird in Abschnitt 3.3.3 durch eine ungünstige Schadenskonfiguration ergänzt.

#### 3.3.1 Lösung des Integrals

Die vorgestellten  $R$ -Merkmalsvariationen in den Gleichungen (3.15) und (3.16) setzen sich aus den beiden Integralen  $A(\eta(x_i, d_F))$  und  $A(\eta(x_j, d_F))$  in den Sensorpositionen  $x_i$  und  $x_j$  zusammen. Ausgehend von der analytischen Lösung des diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalkens für die Krümmung in Gleichung (2.59) und für die Verschiebung in Gleichung (2.58) kann das Integral für die beiden Einflusslinien  $A(w''\eta)$  und  $A(w\eta)$  analytisch bestimmt werden. Das Integral eines Signals über der Zeit einer beispielhaften Überfahrt entspricht beim analytischen Biegebalken dem Integral der Einflusslinie  $\eta$  über der Lastposition  $d_F$  von  $0L$  bis  $L$ . In diesem Abschnitt wird die vereinfachte Form des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  bzw. Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  angegeben. Die ausführliche Form und Schritte der Berechnung des Integrals finden sich im Anhang A.3. Für die Lösung des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  gilt

$$\begin{aligned}
 A(w''\eta) &= \int_0^L w''\eta \, dd_F \\
 &= \frac{F}{(EI)_1} \left[ \int_0^L w'' c_F \, dd_F + \frac{w'' c_{R_m}}{N} \int_0^L g \, dd_F \right] \\
 &= \frac{F}{(EI)_1} \left[ w'' C_F + \frac{w'' c_{R_m}}{N} G \right],
 \end{aligned} \tag{3.18}$$

wobei  $G$  der Gleichung (A.18) und  $w'' c_F$  der Gleichung (A.19) entnommen werden können. Für das Integral der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  ergibt sich die Form

$$\begin{aligned}
 A(w\eta) &= \int_0^L w\eta \, dd_F \\
 &= \frac{F}{(EI)_1} \left[ \int_0^L w c_F \, dd_F + \frac{w c_{R_m}}{N} \int_0^L g \, dd_F \right] \\
 &= \frac{F}{(EI)_1} \left[ w C_F + \frac{w c_{R_m}}{N} G \right]
 \end{aligned} \tag{3.19}$$

mit  $G$  in Gleichung (A.18) und  ${}_w C_F$  in Gleichung (A.20).

Das Integral der Krümmungseinflusslinie  $A({}_w''\eta)$  in Gleichung (3.18) und das Integral der Verschiebungseinflusslinie  $A({}_w\eta)$  in Gleichung (3.19) kann so umgeformt werden, dass der ungeschädigte  ${}^u{}_w''\tilde{A}$  bzw.  ${}^u{}_w\tilde{A}$  und der geschädigte Anteil  ${}^g{}_w''\tilde{A}^g \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI}$  bzw.  ${}^g{}_w\tilde{A}^g \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI}$  getrennt werden können. So ergibt sich für Gleichung (3.18) die Umformung

$$\begin{aligned} A({}_w''\eta) &= f(x_{\text{ref}}, L, b_1, b_2, (EI)_1, (EI)_2) \\ &= {}^u{}_w''A + {}^g{}_w''A^g \\ &= FL^4 \left( {}^u{}_w''\tilde{A} + {}^g{}_w''\tilde{A}^g \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \right) \frac{1}{(EI)_1} \end{aligned} \quad (3.20)$$

und für Gleichung (3.19)

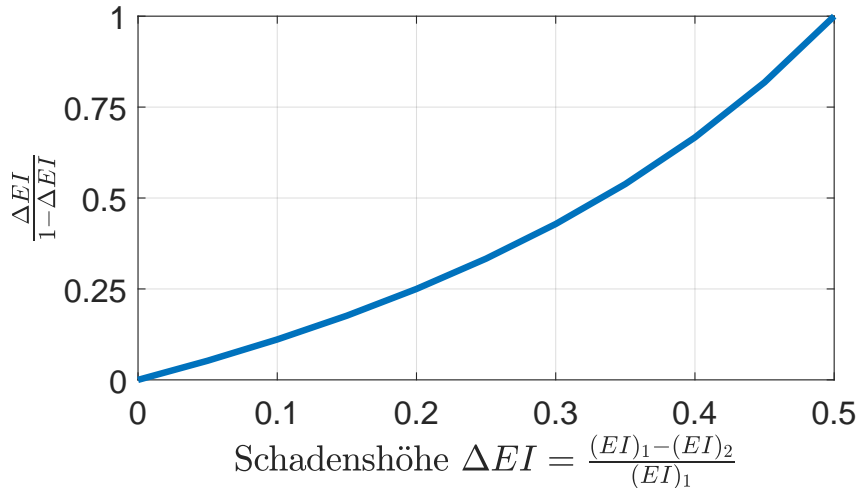
$$\begin{aligned} A({}_w\eta) &= f(x_{\text{ref}}, L, b_1, b_2, (EI)_1, (EI)_2) \\ &= {}^u{}_wA + {}^g{}_wA^g \\ &= FL^4 \left( {}^u{}_w\tilde{A} + {}^g{}_w\tilde{A}^g \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \right) \frac{1}{(EI)_1}. \end{aligned} \quad (3.21)$$

Somit kann den Gleichungen (3.20) und (3.21) entnommen werden, dass sich das Integral der Einflusslinie für einen geschädigten Balken aus einem ungeschädigten und einem geschädigten Anteil zusammensetzen. Der Einfluss der Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  geht in den Gleichungen (3.20) und (3.21) mit  $\frac{\Delta EI}{1-\Delta EI}$  nichtlinear ein, wie Abbildung 3.3 es für einen Schaden bis  $\Delta EI = 50\%$  verdeutlicht. Aus den Gleichungen (3.20) und (3.21) geht ebenfalls hervor, dass bei der Bildung eines Verhältnisses die Last  $F$  gekürzt wird, wie dies bei den  $R$ -Merkmalsvariationen der Fall ist. Außerdem wird die Biegesteifigkeit  $(EI)_1$  gekürzt. Bei einer Temperaturabhängigkeit des Elastizitätsmodul  $E$  (siehe Abschnitt 2.3.1), wird das Elastizitätsmodul gekürzt und folglich der Temperatureinfluss. Sollte sich die Einspannung des Lagers durch den Temperatureinfluss ändern, wird diese nicht gekürzt.

Zwischen den beiden Funktionen  ${}^g{}_w''A^g$  und  ${}^g{}_w''A$  wird unterschieden. Die erste Funktion  ${}^g{}_w''A^g$  drückt den geschädigten Anteil innerhalb des Integrals  $A({}_w''\eta)$  aus und die zweite  ${}^g{}_w''A$  das Integral der Einflusslinie für einen geschädigten Balken. Das heißt, für das Integral der Krümmungseinflusslinie eines geschädigten Balkens ( ${}^g{}_w''A^g \neq 0$ ) gilt  ${}^g{}_w''A = {}^g{}_w''A^g = {}^u{}_w''A + {}^g{}_w''A^g$ . Die Funktion  ${}^u{}_w''A^u$  entspricht  ${}^u{}_w''A$ , da diese das gleiche ausdrücken. Selbe Festlegung gilt auch für die Funktionen  ${}^u{}_wA$ ,  ${}^g{}_wA^g$  und  ${}^g{}_wA$  der Verschiebungseinflusslinie  ${}_w\eta$ .

Die  $R_{n_{\text{Sek}}}$ -Merkmale benötigen das abschnittsweise Integral der Einflusslinie. Für das Integral mit einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 2$  kann das Integral in Gleichungen (3.18) und (3.19) für die Krümmungseinflusslinie  ${}_w''\eta$  in

$$\begin{aligned} A({}_w''\eta) &= \int_0^{b_m} {}_w''\eta \, dd_F + \int_{b_m}^L {}_w''\eta \, dd_F \\ &= {}_w''A_{2,1} + {}_w''A_{2,2} \end{aligned} \quad (3.22)$$



**Abbildung 3.3:** Einfluss des Schadens im diskontinuierlichen Biegebalken.

und für die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in

$$\begin{aligned} A(w\eta) &= \int_0^{b_m} w\eta \, dd_F + \int_{b_m}^L w\eta \, dd_F \\ &= wA_{2,1} + wA_{2,2} \end{aligned} \quad (3.23)$$

umgeformt werden. Das Integral  $A(\eta)$  setzt sich nun aus dem Integral für die Lastposition im linken Feld ( $A_{2,1} = \int_0^{b_m} \eta \, dd_F$ ) und dem rechten Feld ( $A_{2,2} = \int_{b_m}^L \eta \, dd_F$ ) zusammen.

Weiter können die abschnittswise Teilintegrale aus den Gleichungen (3.22) und (3.23)

$$w''A_{2,1} = {}^u w''A_{2,1} + w''A_{2,1}^g, \quad (3.24)$$

$$w''A_{2,2} = {}^u w''A_{2,2} + w''A_{2,2}^g, \quad (3.25)$$

$$wA_{2,1} = {}^u wA_{2,1} + wA_{2,1}^g, \quad (3.26)$$

und

$$wA_{2,2} = {}^u wA_{2,2} + wA_{2,2}^g, \quad (3.27)$$

in einen ungeschädigten  ${}^u w''A_{2,1}$ ,  ${}^u w''A_{2,2}$ ,  ${}^u wA_{2,1}$  und  ${}^u wA_{2,2}$  und einen geschädigten Anteil  $w''A_{2,1}^g$ ,  $w''A_{2,2}^g$ ,  $wA_{2,1}^g$  und  $wA_{2,2}^g$  getrennt werden. An dieser Stelle reicht die Kenntnis aus, dass die Teilintegrale  $w''A_{2,1}$ ,  $w''A_{2,2}$ ,  $wA_{2,1}$  und  $wA_{2,2}$  sich additiv aus einem ungeschädigten und geschädigten Anteil zusammensetzen. Die genaue Zusammensetzung kann dem Anhang A.4 in den Gleichungen (A.21) bis (A.37) für den Sonderfall  $b_m = 1/2L$  sowie  $b_1 < 1/2L$  und  $b_2 \leq 1/2L$  entnommen werden.

Im nächsten Abschnitt wird eine beispielhafte Schadenskonfiguration für die hier bestimmten Gleichungen betrachtet.

### 3.3.2 Schadenskonfiguration 1

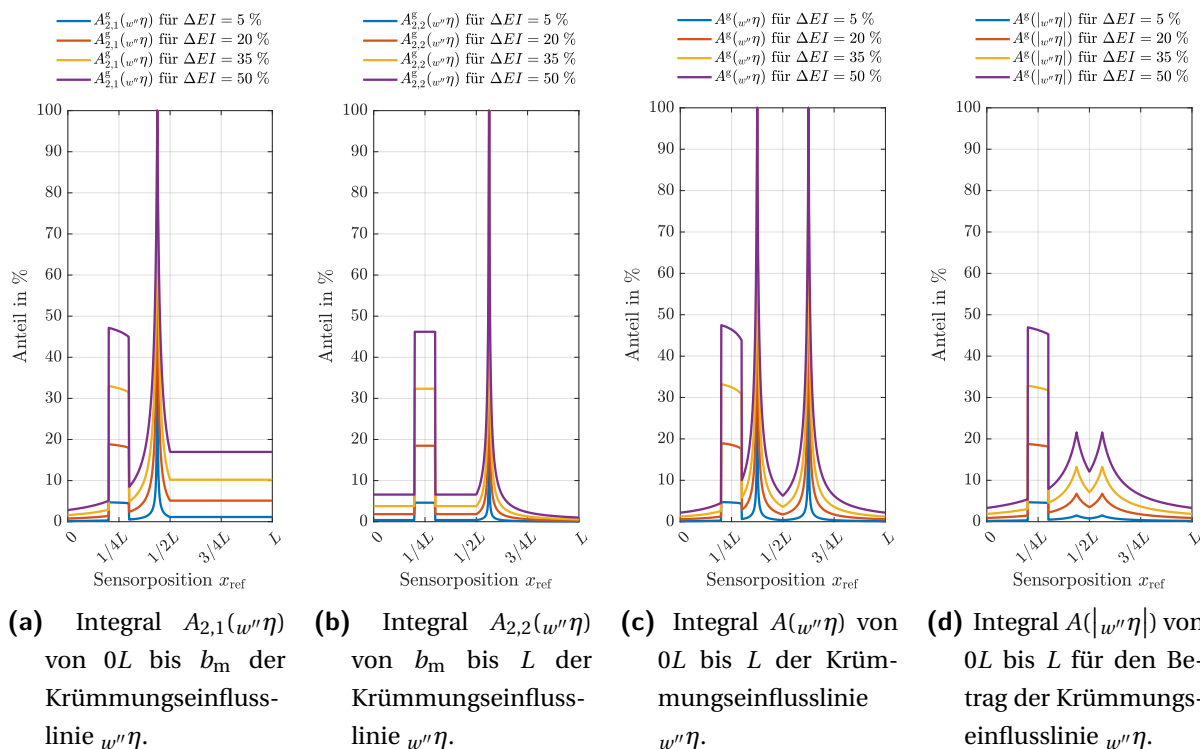
In diesem Abschnitt werden unterschiedliche Möglichkeiten der Integralbildung untersucht. Die Abbildungen 3.4 und 3.5 geben den relativen geschädigten Anteil  $A^g$  des Integrals der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  bzw. der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  für unterschiedliche Integralvarianten wieder. Der geschädigte Anteil  $A^g$  in den Abbildungen 3.4 und 3.5 ist in Prozent am Gesamtintegral wiedergegeben. Dabei wurde für alle Varianten die Schadensposition  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$  mit den vier Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI = \{5\%, 20\%, 35\%, 50\%\}$  gewählt. Die Abbildungen 3.4a und 3.5a stellen das Integral  $A_{2,1}(w''\eta)$  bzw.  $A_{2,1}(w\eta)$  von  $0L$  bis zum mittleren Lager  $b_m$  dar, Abbildungen 3.4b und 3.5b das Integral  $A_{2,2}(w''\eta)$  bzw.  $A_{2,2}(w\eta)$  von  $b_m$  bis  $L$ , Abbildungen 3.4c und 3.5c das Integral  $A(w''\eta)$  bzw.  $A(w\eta)$  über die gesamte Einflusslinie von  $0L$  bis  $L$  sowie Abbildungen 3.4d und 3.5d das Integral  $A(|w''\eta|)$  bzw.  $A(|w\eta|)$  über die gesamte absolute<sup>1</sup> Einflusslinie von  $0L$  bis  $L$  dar. Für das mittlere Lager gilt  $b_m = 1/2L$ . Ergänzend enthält der Anhang A.5.1 in Abbildung A.2 den absoluten<sup>2</sup> ungeschädigten  ${}^uA$  sowie den absoluten geschädigten Anteil  $A^g$  für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und in Abbildung A.3 für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ .

Einen großen relativen Einfluss hat der geschädigte Anteil  $A^g(w''\eta)$  auf Basis der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  wenn die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  liegt. Hier steigt der geschädigte Anteil sprunghaft an. Dies gilt für alle Varianten der Integralbildung in den Abbildungen 3.4a bis 3.4d. Beispielsweise liegt für  $\Delta EI = 5\%$  der höchste geschädigte Anteil zwischen  $b_1$  und  $b_2$  für  $A_{2,1}^g(w''\eta)$  bei 4.7% in Abbildung A.2a,  $A_{2,2}^g(w''\eta)$  bei 4.6% in Abbildung A.2b,  $A^g(w''\eta)$  bei 4.7% in Abbildung A.2c und  $A^g(|w''\eta|)$  bei 4.7% in Abbildung A.2d. Obwohl die Biegesteifigkeitsreduktion nichtlinear eingeht, übersteigt der Term mit  $w''\tilde{A}^g$  auch nicht für die höchste betrachtete Biegesteifigkeitsreduktion von  $\Delta EI = 50\%$  innerhalb  $b_1$  und  $b_2$  den Term  ${}^u_{w''}\tilde{A}$ . Der größte relative geschädigte Anteil ist für  $A_{2,1}^g(w''\eta)$  in  $x_{\text{ref}} = 7/16L$  in Abbildung 3.4a, für  $A_{2,2}^g(w''\eta)$  in  $x_{\text{ref}} = 9/16L$  in Abbildung 3.4b sowie für  $A^g(w''\eta)$  in  $x_{\text{ref}} = 3/8L$  und in  $x_{\text{ref}} = 5/8L$  in Abbildung 3.4c wiederzufinden. Das sind die Sensorpositionen in denen der ungeschädigte Anteil verschwindet. Dies wird anhand des ungeschädigten Anteils in den Abbildungen A.2a bis A.2c deutlicher. Für das Integral des Betrags der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  nimmt der geschädigte Anteil  $A^g(|w''\eta|)$  in  $x_{\text{ref}} = 3/8L$  und in  $x_{\text{ref}} = 5/8L$  in Abbildung 3.4d keinen so großen Anteil an. Je größer die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  ausfällt, desto breiter ist der Ausschlag in den Abbildungen 3.4a bis 3.4c in  $x_{\text{ref}} = 7/16L$ ,  $x_{\text{ref}} = 9/16L$  sowie  $x_{\text{ref}} = 3/8L$  und  $x_{\text{ref}} = 5/8L$ .

Als nächstes werden die Integralvarianten für die Verschiebungseinflusslinien in Abbildung 3.5 betrachtet. In den Abbildungen 3.5a bis 3.5d kommt es für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = 1/2L$  zu einem Ausschlag für alle Schädigungsfälle. Dies resultiert daraus, dass das In-

<sup>1</sup>Unter absolut wird hier der Absolutbetrag verstanden.

<sup>2</sup>Unter absolut wird hier das Gegenteil von relativ verstanden, also auch negative Werte.



**Abbildung 3.4:** Relativer geschädigter Anteil  $^g A(w''\eta)$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$ . Die gleichfarbigen Linien gehören zu einer Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$ .

tegral in diesem Bereich Null ist und somit auch durch Null geteilt wird. Dieses Problem der Numerik führt zu einer falschen Darstellung in den Abbildungen 3.5a bis 3.5d. Ein größerer geschädigter Anteil am Gesamtintegral basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  liegt für Sensorpositionen innerhalb der Schadensposition  $b_1$  und  $b_2$  vor. Dies kann für alle Integralvarianten in den Abbildungen 3.5a bis 3.5d beobachtet werden. Beispielsweise liegt der geschädigte Anteil

- $A_{2,1}^g(w\eta)$  in Abbildung 3.5a bei 1.9 % in  $x_{\text{ref}} = 0.2509L$ ,
- $A_{2,2}^g(w\eta)$  in Abbildung 3.5b bei 1.5 % in  $x_{\text{ref}} = 0.2324L$ ,
- $A^g(w\eta)$  in Abbildung 3.5c bei 2.2 % in  $x_{\text{ref}} = 0.2717L$  und
- $A^g(|w\eta|)$  in Abbildung 3.5d bei 1.7 % in  $x_{\text{ref}} = 0.2447L$

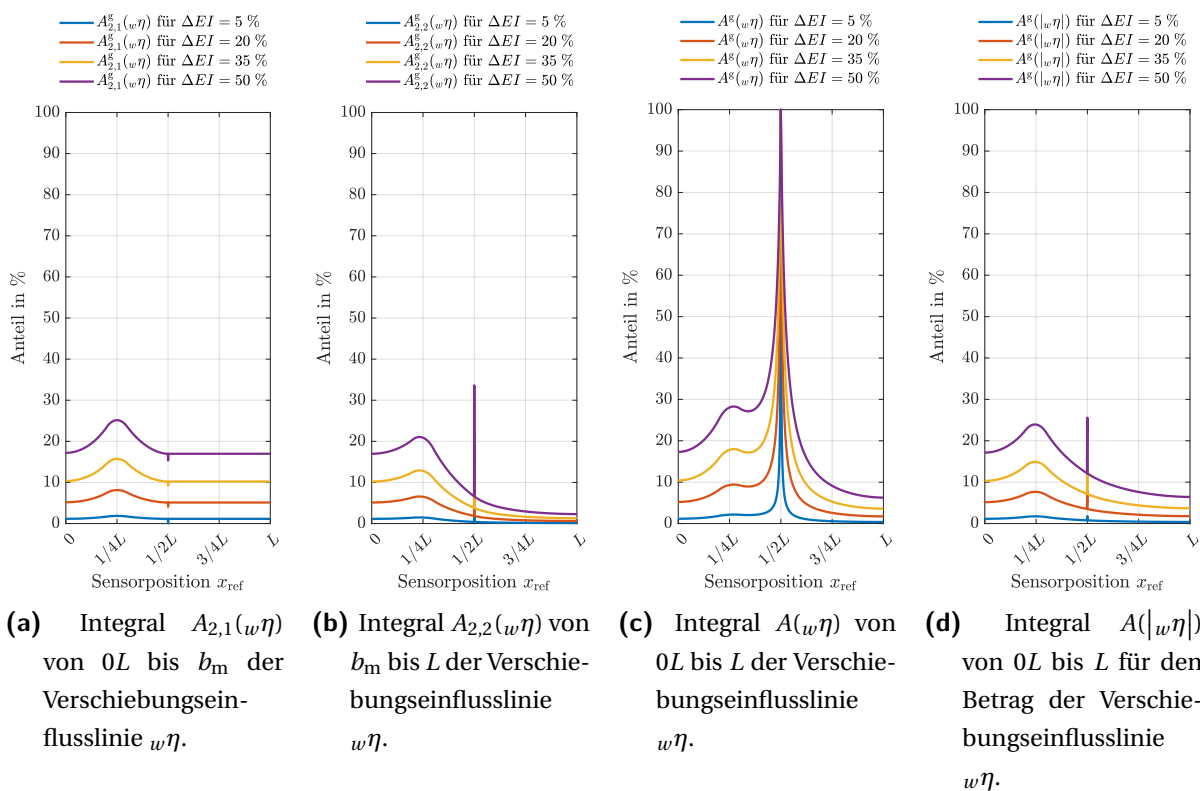
innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  für  $\Delta EI = 5\%$ . Die Sensorposition für den höchsten relativen geschädigten Anteil verschiebt sich für die Biegesteifigkeitsreduktion von  $\Delta EI = 50\%$

- für  $A_{2,1}^g(w\eta)$  in Abbildung 3.5a nach  $x_{\text{ref}} = 0.2502L$ ,
- für  $A_{2,2}^g(w\eta)$  in Abbildung 3.5b nach  $x_{\text{ref}} = 0.2324L$ ,
- für  $A^g(w\eta)$  in Abbildung 3.5c nach  $x_{\text{ref}} = 0.2705L$  und
- für  $A^g(|w\eta|)$  in Abbildung 3.5d nach  $x_{\text{ref}} = 0.2442L$

innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$ . Den höchsten relativen geschädigten Anteil nimmt



$A^{\otimes}(w\eta)$  in Abbildung 3.5c für das Integral über die komplette Einflusslinie ( $0L \leq d_F \leq L$ ) an. Hier steigt der geschädigte Anteil  $A^{\otimes}(w\eta)$  gegen 100 % je näher die Sensorposition zur Balkenmitte  $x_{\text{ref}} \approx 1/2L$  liegt. Dies resultiert aus dem Verlauf des ungeschädigten Anteils wie dies dem Anhang A.5.1 der Abbildung A.3c entnommen werden kann. Die Breite des Ausschlags nimmt mit der Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  zu. Jedoch liegt in  $x_{\text{ref}} = 1/2L$  das mittlere Lager und somit ist die Verschiebung in dieser Position Null. Beim Vergleich der Integralvarianten basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in den Abbildungen 3.5a bis 3.5d schneidet das Integral über die komplette Einflusslinie in Abbildung 3.5c am besten ab.



**Abbildung 3.5:** Relativer geschädigter Anteil  $A^{\otimes}(w\eta)$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$ . Die gleichfarbigen Linien gehören zu einer Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$ .

In Kapitel 4 und 5 wird das  $R_4$ -Merkmal verwendet. Für das  $R_4$ -Merkmal wird die Einflusslinie in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte unterteilt mit anschließender abschnittswise Integration. Für eine detaillierte Untersuchung des Integrals mit einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte der Einflusslinie sei auf Anhang A.6 verwiesen.

Zusammenfassend gilt, dass für die Berechnung des Integrals auf Basis der Krümmungseinflusslinie  $w''A$  und Verschiebungseinflusslinie  $wA$  auf den Betrag verzichtet werden sollte, da beim Verzicht es zu Situationen kommen kann, in denen der geschädigte Anteil den

ungeschädigten Anteil übersteigt. Alle betrachteten Unterteilungsvarianten für das Integral der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  weisen Sensorpositionen auf, in denen der ungeschädigte Anteil verschwindet und nur der geschädigte Anteil vorliegt. Diese Sensorposition ist für die einzelnen Unterteilungsmöglichkeiten ( $n_{\text{Sek}} = 1$ ,  $n_{\text{Sek}} = 2$  und  $n_{\text{Sek}} = 4$ ) unterschiedlich. Aber auch der geschädigte Anteil des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  verschwindet für manche Sensorpositionen ( $0$ ,  $L/2$  und  $L$ ). Dabei übersteigt der geschädigte Anteil nur für Sensorpositionen nahe dem mittleren Lager  $L/2$  den ungeschädigten Anteil. Dies kann nur für das Integral über die komplette Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  beobachtet werden.

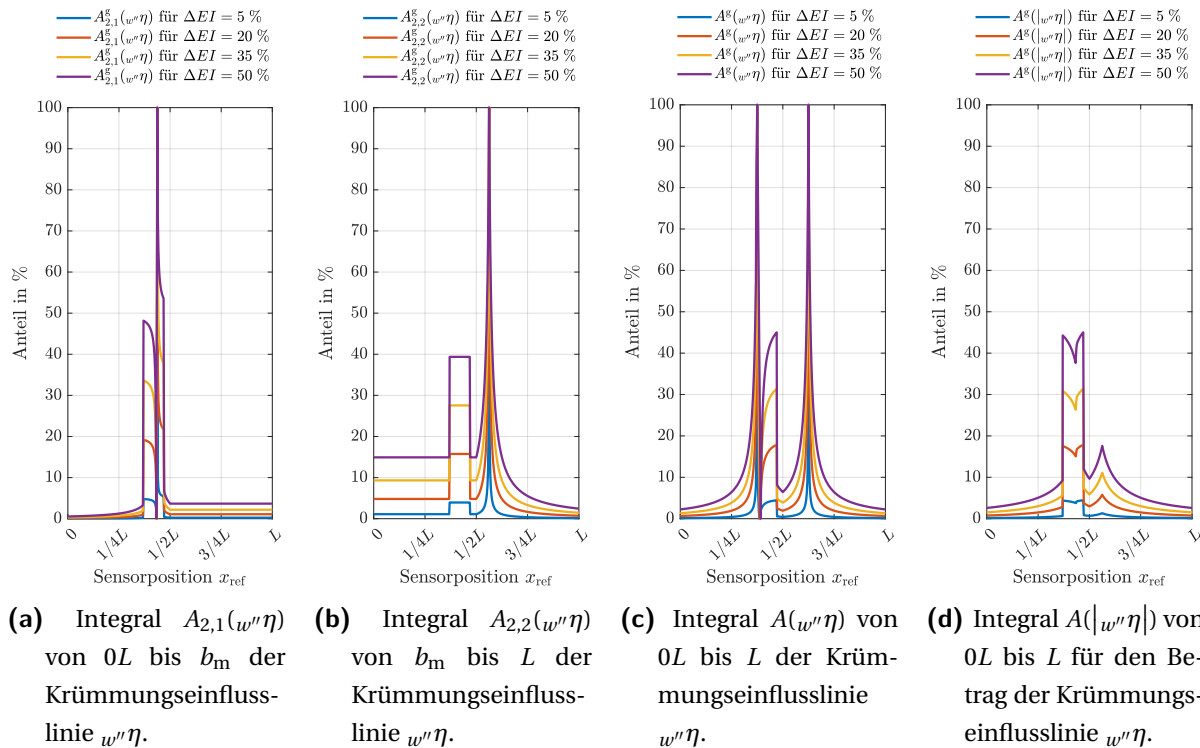
Es gibt jedoch auch Schadenskonfigurationen, in denen der geschädigte Anteil gleich Null wird und der Schaden nicht wahrgenommen werden kann. Solch eine Schadenskonfiguration wird im nächsten Abschnitt betrachtet.

### 3.3.3 Schadenskonfiguration 2

Nun wird eine Schadenskonfiguration betrachtet, in der für manche Sensorpositionen der geschädigte Anteil verschwindet. Dies ergibt sich beispielsweise in den Abbildungen 3.6 und 3.7 für die Schadenspositionen  $b_1 = 37/100L$  und  $b_2 = 47/100L$ . Ansonsten werden die Parameter wie in Abschnitt 3.3.2 beibehalten. In den Abbildungen 3.6 und 3.7 ist der relative geschädigte Anteil wiedergegeben. Der absolute ungeschädigte und absolute geschädigte Anteil kann sich im Anhang A.5.2 in den Abbildungen A.4 und A.5 vergegenwärtigt werden. Die Struktur der Abbildungen 3.6 und 3.7 ist der in den Abbildungen 3.4 und 3.5 gleich und kann dem Abschnitt 3.3.2 entnommen werden.

Zuerst werden die Integralvarianten für die Krümmungseinflusslinie untersucht. Der relative geschädigte Anteil am Gesamtintegral  $A_{2,2}(w''\eta)$  in Abbildung 3.6b und  $A(|w''\eta|)$  in Abbildung 3.6d weisen keine qualitativen Unterschiede im Vergleich zu Abbildungen 3.6b und 3.6d auf, außer, dass nun der größere relative Anteil innerhalb  $b_1 = 37/100L$  und  $b_2 = 47/100L$  liegt. Jedoch nimmt der relative geschädigte Anteil  $A_{2,1}^g(w''\eta)$  in Abbildung 3.6a und  $A^g(w''\eta)$  in Abbildung 3.6c den Wert Null an. Der geschädigte Anteil  $A_{2,1}^g(w''\eta)$  in Abbildung 3.6a verschwindet für  $\Delta EI = 5\%$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.4345L$ . Die Sensorposition, in der der geschädigte Anteil verschwindet wandert für die unterschiedlichen Biegesteifigkeitsreduktionen in Richtung äußeres Lager. Für  $\Delta EI = 50\%$  liegt die Sensorposition bei  $x_{\text{ref}} = 0.4328L$ . Der geschädigte Anteil  $A^g(w''\eta)$  in Abbildung 3.6c wird für  $\Delta EI = 5\%$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.3858L$  Null und wandert nach  $x_{\text{ref}} = 0.3922L$  für  $\Delta EI = 50\%$ . Dies sind die Sensorpositionen, in denen der geschädigte Anteil verschwindet (siehe Abbildungen A.4a und A.4c). Die Sensorpositionen mit der hohen Schadenssensitivität bleiben weiterhin in der gleichen Position wie in Abschnitt 3.3.2 für das Integral basierend auf der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  bestehen.

Der relative geschädigte Anteil fällt für alle Varianten für Sensorpositionen innerhalb des

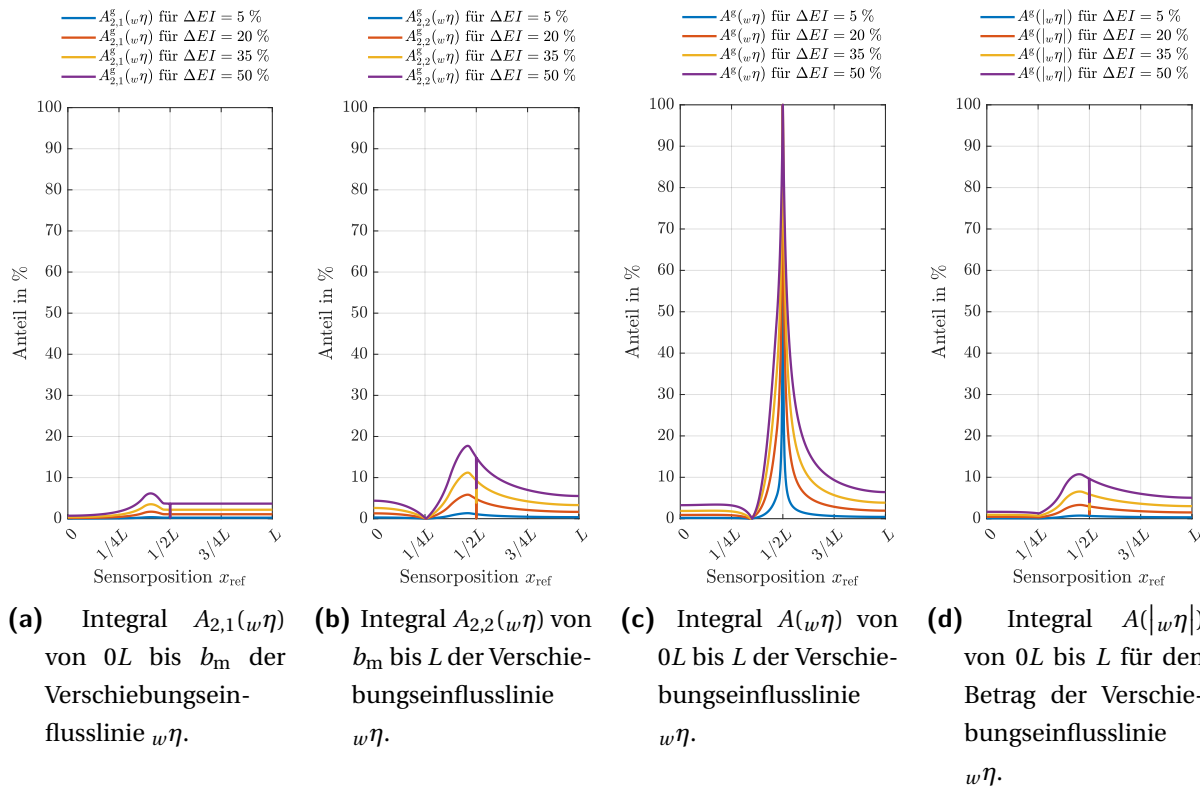


**Abbildung 3.6:** Relativer geschädigter Anteil  $A^g(w''\eta)$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 0.37L$  und  $b_2 = 0.47L$ . Die gleichfarbigen Linien gehören zu einer Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$ .

Schadens in den Abbildungen 3.7a bis 3.7d kleiner als in den Abbildungen 3.5a bis 3.5d. Ansonsten kommt es zu keiner qualitativen Änderung für die Abbildungen 3.7a und 3.7d für  $A_{2,1}^g(w''\eta)$  und  $A^g(w''\eta)$  im Vergleich zu den Abbildungen 3.5a und 3.5d. In Abbildung 3.7b nimmt der relative geschädigte Anteil  $A_{2,2}^g(w''\eta)$  in  $x_{\text{ref}} = 0.2552L$  für alle Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  den Wert Null an. Der relative geschädigte Anteil  $A^g(w''\eta)$  in Abbildung 3.7c nimmt in unterschiedlichen Sensorpositionen den Wert Null an. Für  $\Delta EI = 5\%$  ist dies in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.3365L$  und für  $\Delta EI = 50\%$  in  $x_{\text{ref}} = 0.3505L$ . Da der absolute geschädigte Anteil in den oben genannten Sensorpositionen verschwindet (siehe Abbildungen A.5b und A.5c).

Zusammenfassend gilt, dass für die hier vorgestellte Schadenskonfiguration Sensorpositionen existieren, die diesen Schaden nicht auffassen können und dies obwohl die Schadensposition nahe der Sensorpositionen liegt, die zuvor in Abschnitt 3.3.2 als Schadenssensitiv ausgemacht wurden.

Im nächsten Abschnitt wird zusätzlich die Schadensposition variiert und die relative Integraldifferenz für die unterschiedlichen Parameter zwischen dem geschädigten und dem ungeschädigten Balken betrachtet.



**Abbildung 3.7:** Relativer geschädigter Anteil  $A^g(w\eta)$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 0.37L$  und  $b_2 = 0.47L$ . Die gleichfarbigen Linien gehören zu einer Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$ .

### 3.4 Parameteruntersuchung für das Merkmal Integral der Einflusslinie

In diesem Abschnitt wird die relative Integraldifferenz für unterschiedliche Kombinationen aus Schadensposition, Biegesteifigkeitsreduktion und Schadenslänge in Abhängigkeit der Sensorposition untersucht. Zuerst folgen die Vorbemerkungen und anschließend die Untersuchungen am Integral der Krümmungs- und Verschiebungseinflusslinien.

#### 3.4.1 Vorbemerkungen

In den Untersuchungen in den Abschnitten 3.3.2 und 3.3.3 wurde der geschädigte Anteil innerhalb des Gesamtintegrals in Abhängigkeit der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  untersucht, was dem Verhältnis

$$\frac{A^g(\eta)}{A(\eta) + A^g(\eta)} \quad (3.28)$$

entspricht. In diesem Abschnitt wird die relative Integraldifferenz

$$\delta_A = \frac{{}^g A(\eta) - {}^u A(\eta)}{{}^u A(\eta)} = \frac{A^g(\eta)}{{}^u A(\eta)} \quad (3.29)$$

für unterschiedliche Schadenskonfigurationen näher analysiert.  ${}^g A(\eta)$  stellt das Integral der Einflusslinie des geschädigten Balkens dar, das sowohl den geschädigten  $A^g(\eta)$  als auch den ungeschädigten Anteil  ${}^u A(\eta)$  beinhaltet. Das verwendete Integral in diesem Abschnitt entspricht dem Merkmal in Gleichung (3.8). Die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  für das Integral der Krümmungseinflusslinie  ${}_{w''} A$  kann der Abbildung 3.8 und das Integral der Verschiebungseinflusslinie  ${}_{w'} A$  der Abbildung 3.9 entnommen werden. Das Integral der Einflusslinie in Gleichung (3.8) geht von  $d_F = 0$  bis  $d_F = L$  und entspricht somit einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 1$  Abschnitte. Da in [75, 76] die Merkmale  $R_2$  und  $R_4$  zum Teil am besten abgeschnitten haben, wird auch das Integral der unterteilten Einflusslinie in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte im Anhang A.7.1 und in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte im Anhang A.7.2 betrachtet.

In den Konturbildern in den Abbildungen 3.8 und 3.9 ist auf der Abszisse die Schadensposition  $b_{12,m}$  und auf der Ordinate die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. Die Schadenslänge  $b_{12,l}$  und die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  sind für ein einzelnes Konturbild konstant. Die Schadenslänge ist innerhalb einer horizontalen gedachten Linie gleich (z. B. Abbildungen 3.8a bis 3.8d) und die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  innerhalb einer vertikalen gedachten Linie (z. B. Abbildungen 3.8a, 3.8e, 3.8i und 3.8m). Für die Schadenslänge wurden die Werte  $b_{12,l} = \{0.01L, 0.1L, 0.2L, 0.4L\}$  und für die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI = \{5\%, 20\%, 35\%, 50\%\}$  gewählt. Somit gibt beispielsweise Abbildung 3.8a die relative Integraldifferenz für die Kombination aus  $b_{12,l} = 0.01L$  und  $\Delta EI = 5\%$  wieder. Die Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  wurden in einer Schrittweite von  $1/200L$  gesetzt, was 199 Sensorpositionen entspricht. Damit ergeben sich 199 zugehörige Einflusslinien für den ungeschädigten Balken.

Die Konturbilder in den Abbildungen 3.8 und 3.9 wurden bis zur Schadensposition  $b_{12,m} = 1/2L$  dargestellt, da die Ergebnisse für die rechte Hälfte redundant zur linken Hälfte sind. Die Kontur der rechten Hälfte entspricht der für die linke Hälfte wenn dieses in  $(b_{12,m} = 4/8L, x_{\text{ref}} = 4/8L)$  um  $180^\circ$  gedreht wird, so wie bspw. in den Abbildungen 3.2a und 3.2b. Die Schadenspositionen wurden ebenfalls in einem Abstand von  $1/200L$  betrachtet. Da hier unterschiedliche Schadenslängen  $b_{12,l}$  untersucht wurden, ergibt sich daraus eine unterschiedliche Anzahl an Schadenspositionen für die unterschiedlichen Schadenslängen. Beispielsweise ergeben sich 100 Schadenspositionen für die Schadenslänge  $b_{12,l} = 0.01L$ , die von  $b_{12,m} = 0.005L$  beginnen und 61 Schadenspositionen für  $b_{12,l} = 0.4L$  von  $b_{12,m} = 0.2L$ . Damit ergeben sich beispielsweise 19 900 Einflusslinien für die geschädigten Balken mit der Schadenslänge  $b_{12,l} = 0.01L$  pro Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  und 12 139 Einflusslinien mit  $b_{12,l} = 0.4L$  pro Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$ .

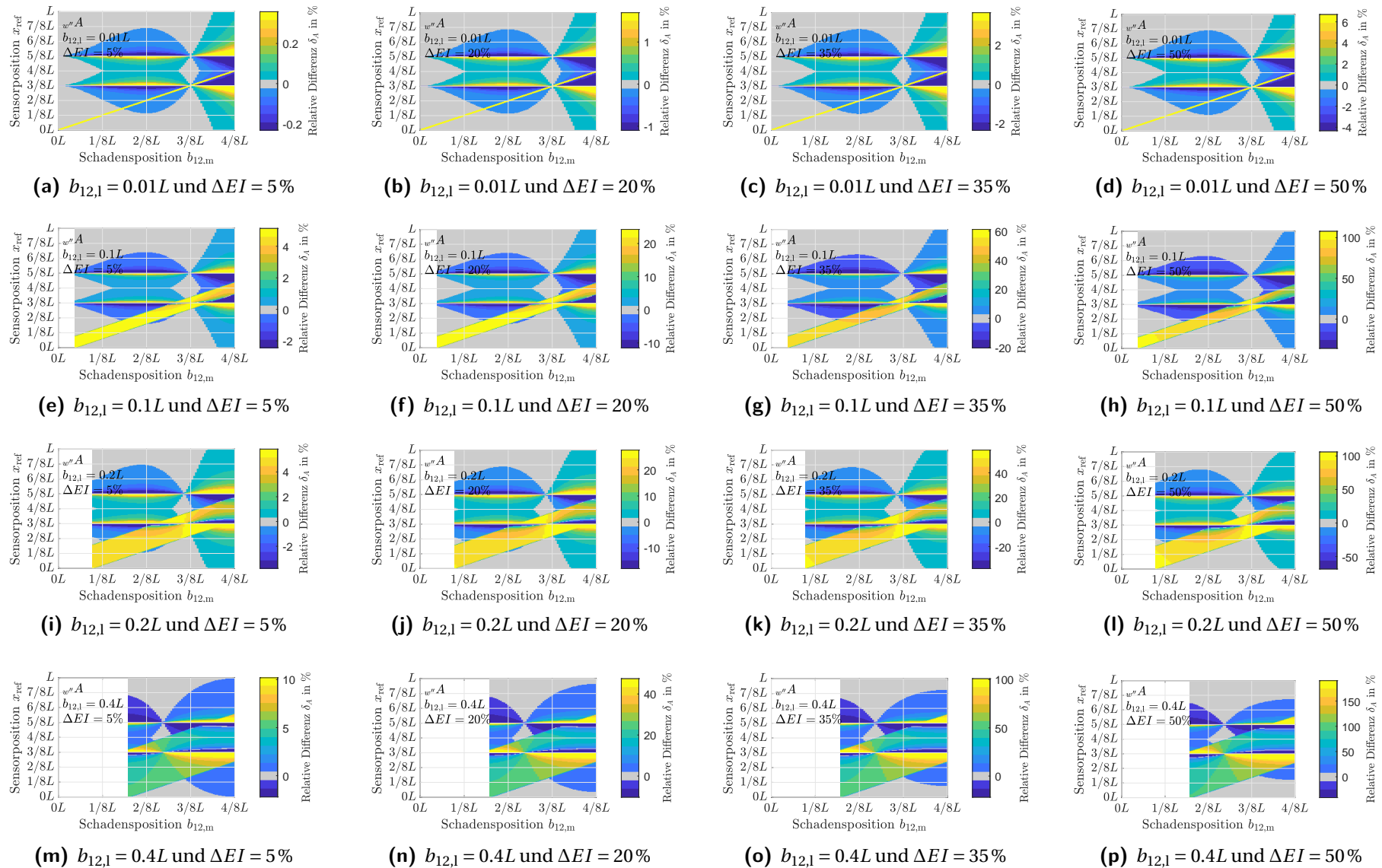
Die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  selbst ist farblich visualisiert. Der höchste Wert der Farbskala der relativen Integraldifferenz wurde herabgesetzt und der niedrigste heraufgesetzt um

eine Auswertung zu ermöglichen, da in manchen Positionen die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  gegen unendlich geht. Zum Beispiel geht die relative Integraldifferenz der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in  $x_{\text{ref}} = 3/8L$  in Abbildung 3.8 für alle Konfigurationen gegen unendlich und die relative Integraldifferenz der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in  $x_{\text{ref}} = 1/2L$  in Abbildung 3.9. Zur besseren Orientierung ist der Bereich in den Konturbildern für eine relative Integraldifferenz um 0 % grau dargestellt. D. h. die grauen Bereiche weisen auf Kombinationen aus Schadensposition  $b_{12,m}$  und Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  hin, die eine verhältnismäßig niedrige relative Integraldifferenz zu anderen Kombinationen aufweisen und somit einen Hinweis darauf geben welche Schadensbereiche schwieriger zu detektieren sind. Die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  bzw. Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  wurde mit 1001 Samples modelliert. Die Last betrug immer  $F = 1(EI)_1/L^2$ , wobei dies keine Rolle spielt, da diese sowie die Biegesteifigkeit  $(EI)_1$ , nach Gleichung (3.29) bei der Berechnung der relativen Integraldifferenz gekürzt werden.

### 3.4.2 Relative Integraldifferenz für das Integral der Krümmungseinflusslinien

Als erstes wird die relative Integraldifferenz der Krümmungseinflusslinien  $w''A$  in Abbildung 3.8 behandelt. Es kann eine hohe relative Integraldifferenz festgestellt werden, wenn die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  liegt. Diese Konfiguration wird durch das diagonale Band in Abbildung 3.8 repräsentiert. Das Band verläuft etwa von  $(0L, 0L)$  bis  $(L, L)$  und ist genauso breit wie die Schadenslänge  $b_{12,1}$ . Da die Konturbilder rotationssymmetrisch sind, ist in Abbildung 3.8 nur die Diagonale von  $(0L, 0L)$  bis  $(4/8L, 4/8L)$  dargestellt. D. h. das Band ist beispielsweise in den Abbildungen 3.8a bis 3.8d  $0.01L$  breit für  $b_{12,1} = 0.01L$  und in den Abbildungen 3.8m bis 3.8p  $0.4L$  für  $b_{12,1} = 0.4L$ .

Bereits in den Abbildungen 3.4c und 3.6c konnte für zwei Schadenskonfigurationen außerhalb der Diagonalen eine sehr hohe relative Integraldifferenz für die Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = 3/8L$  sowie  $x_{\text{ref}} = 5/8L$  festgestellt werden. Diese beiden schadenssensitiven Sensorpositionen können in Abbildung 3.8 wiedergefunden werden. Wie in Abschnitt 3.3 erörtert, sind dies Sensorpositionen in denen der ungeschädigte Anteil  $w''A$  zu Null wird und nur der geschädigte Anteil  $w''A^{\text{g}}$  vorliegt. Der Verlauf der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  für den ungeschädigten Balken in  $x_{\text{ref}} = 3/8L$  bzw. in  $x_{\text{ref}} = 5/8L$  ist dem Verlauf der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in Abbildung C.1a für Sensorposition  $x_8$  bzw.  $x_{12}$  ähnlich. Die schadenssensitiven Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = 3/8L$  und  $x_{\text{ref}} = 5/8L$  sind interessant für die Wahl der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  für Merkmale die das Integral der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  nutzen. In diesen schadenssensitiven Sensorpositionen wird das Integral der Krümmungseinflusslinien für einen ungeschädigten Balken gleich Null. Jansen stellt auch in [133] fest, dass Integrale zu Null werden können und merkt an, dass diese für die Bildung des  $R$ -Merkmals unbrauchbar sind,



**Abbildung 3.8:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Krümmungseinflusslinien  $w''A$ . Das Integral geht über den gesamten Balken von  $0L$  bis  $L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist die Schadensposition  $b_{12,m}$  und auf der Ordinate die Sensorposition  $x_{ref}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .

wenn diese im Nenner stehen.

Ein Schaden in Balkenmitte  $b_{12,m} = 4/8L$  kann von allen Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  festgestellt werden. Wobei die relative Integraldifferenz für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$ , die nahe an den beiden äußeren Lagern liegen, kleiner ausfällt. Generell können Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  in der Nähe zu den äußeren Lagern nur Schäden wahrnehmen, die an den äußeren Lagern und in der Balkenmitte liegen. Dies kann damit begründet werden, dass in den Balkenenden Fest- bzw. Loslager liegen und in diesen kein Moment  $M$  wirkt. Aufgrund des linearen Zusammenhangs zwischen dem Moment  $M$  und der Krümmung  $w''$  liegt in den Balkenenden keine Krümmung vor (siehe Gleichung (2.54) für Zusammenhang). In der Realität liegt in Brücken keine perfekte Fest- bzw. Loslagerung vor, wie in den Abschnitten 2.5.3 und 2.5.4 erörtert, somit kann auch eine größere Krümmung  $w''$  an diesen Stellen gemessen werden.

Allgemein ändert sich das Konturprofil nicht, wenn die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  sich ändert und die Schadenslänge  $b_{12,l}$  gleich bleibt, wie dies beispielsweise der Vergleich für  $b_{12,l} = 0.01L$  in den Abbildungen 3.8a bis 3.8d zeigt. Mit steigendem Schaden  $\Delta EI$  steigt jedoch die relative Integraldifferenz, wie dies den Grenzen der Farbskala für die relative Integraldifferenz entnommen werden kann. Bei einer Änderung der Schadenslänge  $b_{12,l}$ , ändert sich auch die Kontur, wie einem Vergleich innerhalb einer Spalte in Abbildung 3.8 entnommen werden kann. Beispielsweise ändert sich die Kontur zwischen den Abbildungen 3.8a, 3.8e, 3.8i und 3.8m für die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI = 5\%$  für die unterschiedlichen Schadenslängen  $b_{12,l}$ . Je nach Schadenslänge  $b_{12,l}$  gibt es Schadenspositionen  $b_{12,m}$  die von keiner Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  entdeckt werden können, außer von den Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  die innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  liegen. Dieser Bereich verschiebt sich beispielsweise für  $\Delta EI = 5\%$  von  $b_{12,m} = 3/8L$  für die Schadenslänge  $b_{12,l} = 0.01L$  in Abbildung 3.8a, über  $b_{12,m} \approx 0.371L$  für  $b_{12,l} = 0.1L$  in Abbildung 3.8b und  $b_{12,m} \approx 0.357L$  für  $b_{12,l} = 0.2L$  in Abbildung 3.8c nach  $b_{12,m} \approx 0.298L$  für  $b_{12,l} = 0.4L$  in Abbildung 3.8d. Diese Schadenspositionen sind innerhalb einer konstanten Schadenslänge  $b_{12,l}$  für unterschiedliche Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  gleich (Vergleich innerhalb einer Zeile in Abbildung 3.8). Je näher die Sensorposition an den äußeren Lagern liegt, desto größer ist der graue Bereich.

Die schadenssensitiven Sensorpositionen existieren auch für die unterteilten integrierten Krümmungseinflusslinien sowie die Schadensstellen, die schwer detektierbar sind. Diese weichen von denen in Abbildung 3.8 ab. Die ausführliche Untersuchung für die Unterteilung der Einflusslinie in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte kann Anhang A.7.1 bzw. in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte Anhang A.7.2 entnommen werden.



### 3.4.3 Relative Integraldifferenz für das Integral der Verschiebungseinflusslinien

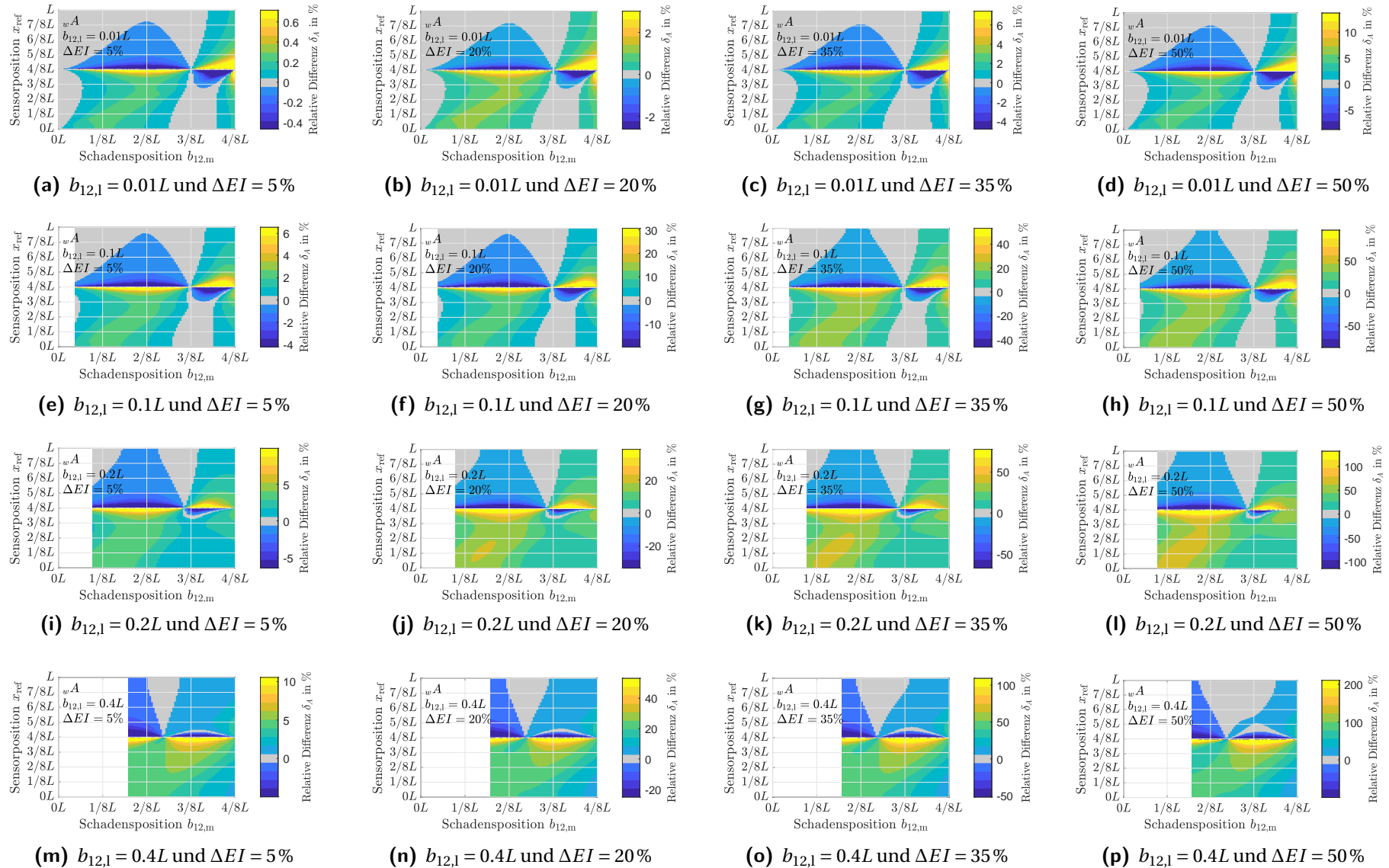
Die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  der integrierten Verschiebungseinflusslinien  ${}_w A$  geht für Sensorposition im mittleren Lager  $x_{\text{ref}} = 1/2L$  gegen unendlich, weil die Verschiebung in diesem Bereich gegen Null geht. Somit wird durch Werte nahe Null geteilt. Jedoch übersteigt auch hier in einem schmalen Bereich der geschädigte Anteil den ungeschädigten Anteil, wie in den Abschnitten 3.3.2 und 3.3.3 erörtert. Dies trifft auf alle Schadenskonfigurationen in Abbildung 3.9 zu. Es muss allerdings beachtet werden, dass Verschiebungen in der Nähe des mittleren Lagers sehr klein sind, was zu einem ungünstigen Signalrauschabstand (SNR) führt.

Ansonsten gilt für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  der integrierten Verschiebungseinflusslinien  ${}_w A$ , dass Schäden am besten erkannt werden, wenn die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  in der Nähe der Schadensposition  $b_{12,m}$  liegt. Jedoch muss die Sensorposition nicht zwingend innerhalb des Schadenspositionen liegen, wie dies für das Integral der Krümmungseinflusslinie der Fall ist. Aber die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  für die Verschiebungseinflusslinien  ${}_w A$  fällt kleiner aus als für die Krümmungseinflusslinien  ${}_w'' A$ .

Schäden in der Nähe der Balkenhälfte  $b_{12,m} = 4/8L$  in Abbildung 3.9 können von allen Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  erkannt werden. Aus dem Vergleich der Schadenskonfigurationen innerhalb einer Zeile, wie z. B. in den Abbildungen 3.9a bis 3.9d für  $b_{12,m} = 0.01L$ , kann ebenfalls abgeleitet werden, dass die Kontur sich kaum ändert, wenn die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  sich ändert. Es steigt nur die Höhe der relativen Integraldifferenz mit steigender Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$ , wie dies den Farbskalen in Abbildung 3.9 entnommen werden kann.

Für unterschiedliche Schadenslängen  $b_{12,l}$  unterscheidet sich die Kontur, wie der Vergleich für beispielsweise  $\Delta EI = 5\%$  zwischen den Abbildungen 3.9a, 3.9e, 3.9i und 3.9m es aufzeigt. Wie für die Krümmungseinflusslinien  ${}_w'' \eta$ , gibt es auch für die Verschiebungseinflusslinien  ${}_w \eta$  Schadenspositionen  $b_{12,m}$ , die von vielen Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  schwer erfasst werden können. Diese Schadenspositionen liegen für das Integral der Verschiebungseinflusslinien im selben Bereich wie für das Integral der Krümmungseinflusslinien. Wobei dieser Bereich für die Schadenslängen  $b_{12,l} = 0.2$  in den Abbildungen 3.9i bis 3.9l und  $b_{12,l} = 0.4$  in Abbildungen 3.9m bis 3.9p weniger groß ausfällt bzw. können Sensorpositionen innerhalb des Feldes, in dem der Schaden vorliegt, diesen wahrnehmen. Die Schadenspositionen  $b_{12,m}$ , die schlecht detektierbar sind, sind

- $b_{12,m} \approx 0.375L$  für die Schadenslänge  $b_{12,l} = 0.01L$ ,
- $b_{12,m} \approx 0.371L$  für  $b_{12,l} = 0.1L$ ,
- $b_{12,m} \approx 0.357L$  für  $b_{12,l} = 0.2L$  und
- $b_{12,m} \approx 0.298L$  für  $b_{12,l} = 0.4L$ .



**Abbildung 3.9:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Krümmungseinflusslinien  $wA$ . Das Integral geht über den gesamten Balken von  $0L$  bis  $L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist die Schadensposition  $b_{12,m}$  und auf der Ordinate die Sensorposition  $x_{ref}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .

Für die Schadenslängen  $b_{12,l} = 0.01L$  und  $b_{12,l} = 0.1L$  können generell Schäden zwischen  $b_{12,m} \approx 0.32L$  und  $b_{12,m} \approx 0.44L$  von einer eingeschränkten Menge an Sensoren erkannt werden.

Allgemein können mehr Schadenspositionen  $b_{12,m}$  mit steigender Schadenslänge  $b_{12,l}$  von einer steigenden Anzahl an Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  im selben Feld erfasst werden. Schadenspositionen  $b_{12,m}$  zwischen  $6/16L$  und  $7/16L$  können zum Teil von Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  im rechten Feld besser erkannt werden.

Ergänzend wurde im Anhang A.7.1 die Unterteilung der Verschiebungseinflusslinie in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte bzw. in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte im Anhang A.7.2 untersucht. Dabei kann für eine Unterteilung der Einflusslinie in  $n_{\text{Sek}} = 2$  bzw.  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte festgestellt werden, dass es weniger schwer detektierbare Schadenspositionen (graue Bereiche) gibt, aber auch dass die schadensensitive Sensorposition verschwindet.

### Fazit zu den relativen Integraldifferenzen

In diesem Abschnitt wurde die relative Integraldifferenz des Merkmals Integral der Einflusslinie  $A$  untersucht, unter der die Differenz des Integrals der Einflusslinie zwischen dem geschädigten und ungeschädigten Balken in dieser Arbeit verstanden wird (siehe Gleichung (3.29)). Dabei lässt eine hohe Integraldifferenz auf eine gute Detektierbarkeit des entsprechenden Schadens schließen. Es konnte gezeigt werden, dass manche Schadenspositionen  $b_{12,m}$  bei der Beschränkung auf einen Sensor nicht ermittelt werden können. Diese schwer erkennbaren Schadenspositionen hängen von der Schadenslänge ab. Die schlecht zu erkennenden Schadenspositionen liegen für das Integral basierend auf der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  und der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  im gleichen Bereich. D. h. auch, dass an diesen Stellen der Schaden bei der Bildung des  $R$ -Merkmals unbemerkt bleibt, wenn die Biegesteifigkeitsreduktion und die Schadenslänge klein sind. Diese schwer erkennbaren Schadenspositionen verschieben sich wenn das Integral der unterteilten Einflusslinie verwendet wird.

Eine gute Schadenserkenkung anhand des Integrals basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  kann für Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  innerhalb des Schadenspositionen  $b_1$  und  $b_2$  erwartet werden. Außerdem liegen Sensorpositionen vor, die schadenssensitiv gegenüber Schäden für alle Schadenspositionen sind. Für das Merkmal  $A$  basierend auf der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  sind das die Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = 3/8L$  und  $x_{\text{ref}} = 5/8L$  und basierend auf der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  sind das Sensorpositionen nahe dem mittleren Lager  $x_{\text{ref}} \approx 1/2L$ . Jedoch gilt es für die Verschiebungseinflusslinien den SNR zu berücksichtigen, da die Verschiebung nahe dem Lager klein ausfällt. Bei einer Unterteilung der Einflusslinie ändern sich diese schadenssensitiven Sensorpositionen für die Krümmungseinflusslinie und verschwinden für die Verschiebungseinflusslinie. Schäden an den äußeren Lagern können

mit dem Merkmal  $A$  auf Basis der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  besser von Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  erkannt werden, die innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  liegen. Eine höhere relative Differenz kann für Schäden in der Nähe der äußeren Lagern basierend auf den integrierten Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  als auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  erwartet werden, wenn die Sensorposition nicht innerhalb des Schadens liegt. Die Untersuchungen zeigen, dass mindestens zwei zueinander passende Sensorpositionen notwendig sind um Schäden an allen Schadenspositionen detektieren zu können.

Im nächsten Kapitel werden die in Abschnitt 3.2 vorgestellten Merkmale mithilfe der Klassifikation bewertet.

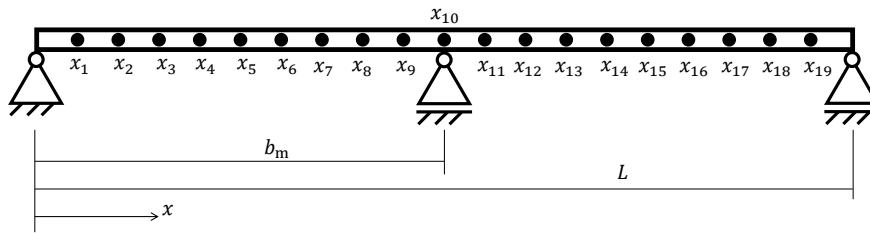
## 4 Untersuchungen am Biegebalken

In diesem Kapitel werden die in Abschnitt 3.2 vorgestellten Merkmale in einer Schadensklassifikation der Biegebalken anhand von zugehörigen Einflusslinien miteinander verglichen. Die Gegenüberstellung erfolgt in Abschnitt 4.2 mit einer Analyse der besten Merkmale. Ein weiterer Vergleich der Merkmale findet in Abschnitt 4.3 über die Feature Importance der Klassifikationsmodelle für alle Merkmale statt. Die beispielhafte Übertragung der besten Merkmale auf eine mögliche Anomaliedetektion erfolgt in Abschnitt 4.4. Als Erstes wird der für die Schadensklassifikation genutzte Datensatz in Abschnitt 4.1 vorgestellt.

### 4.1 Datensatz

Im nächsten Abschnitt wird eine quantitative Bewertung der vorgestellten Merkmale vorgenommen. Hierzu wird die vorliegende Aufgabe als Klassifikationsproblem formuliert. Es soll zwischen den beiden Klassen ungeschädigter ( $\Delta EI = 0$ ) und geschädigter Balken ( $\Delta EI \neq 0$ ) unterschieden werden. Der Schaden im Balken wird durch die Parameter Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  aus Gleichung (2.42), Schadensposition  $b_{12,m}$  aus Gleichung (2.43) und Schadenslänge  $b_{12,1}$  aus Gleichung (2.44) beschrieben. Die Klassifikation zählt zum überwachten Lernen, wie es in Abschnitt 2.3 beschrieben ist. D. h. im Trainingsdatensatz sind für alle Fälle die Klassenzugehörigkeiten bekannt. Der Trainingsdatensatz besteht aus 1 000 ungeschädigten Balken und 1 000 geschädigten Balken. Dem gegenüber steht der Testdatensatz mit 250 ungeschädigten und 250 geschädigten Balken. Der Testdatensatz ist dem Klassifikationsmodell beim Training unbekannt.

Für jeden Balken werden 19 Krümmungseinflusslinien  ${}_w\eta$  und 19 Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  an festgelegten Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  bestimmt. Die Sensorpositionen sind in Abbildung 4.1 durch die schwarzen Punkte dargestellt. Für die Bewertung der Merkmale wird die Kennzahl Accuracy sowie die Falsch-Negativ-Rate (FNR) und die Falsch-Positiv-Rate (FPR) verwendet, die den Gleichungen (2.4), (2.5) und (2.11) entnommen werden können. Als Klassifikationsalgorithmus wird der in Abschnitt 2.3.2 vorgestellte Bagged Tree-Klassifikator von Matlab verwendet, da dieser in Voruntersuchungen für *all*- und *raw*-Merkmalen am besten abgeschnitten hat. Unter dem *raw*-Merkmal wird das Rohsignal verstanden und im *all*-Merkmal sind alle in in Abschnitt 3.2 vorgestellten Merkmale zusammengefasst. Die *M*- und



**Abbildung 4.1:** Skizze der Sensorpositionen (schwarzer Punkt im Balken) für den Datensatz in Abschnitt 4.1.

$R$ -Merkmale haben mit unterschiedlichen Klassifikationsalgorithmen vergleichbare Ergebnisse, zu denen mit Bagged-Tree-Klassifikatoren, erzielen können.

Die Berechnung der Einflusslinien – Krümmungs- sowie Verschiebungseinflusslinie – basiert auf der Matlabumsetzung des diskontinuierlichen Euler-Bernoulli-Biegebalkens in [73], der in Abschnitt 2.5 vorgestellt wurde. Das mittlere Lager liegt immer in der Balkenhälfte  $b_m = L/2$ . Es werden 19 Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = [x_1, x_2, \dots, x_{18}, x_{19}]$ , wie in Abbildung 4.1 dargestellt, betrachtet. Die Sensoren sind in einem äquidistanten Abstand von  $1/20L$  zueinander verteilt. Der qualitative Verlauf der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  kann für ausgewählte Sensorpositionen der Abbildung C.1a entnommen werden und für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  der Abbildung C.1b.

In Tabelle 4.1 sind die Parameter zusammengefasst, die für die Erstellung der Einflusslinien basierend auf dem Biegebalken zufällig variiert wurden. Dabei ist in Tabelle 4.1 der kleinste Wert in der Zeile **Min** und der höchste Wert in der Zeile **Max** eingetragen sowie der **Median**. Außerdem ist das 25 %- und das 75 %-Quantil angegeben. Die Last  $F$  wurde für den ungeschädigten und geschädigten Balken zwischen  $F = 0.5(EI)_1/L^2$  (siehe Zeile Min unter der Spalte ungeschädigt in Tabelle 4.1) und  $F = 2.15(EI)_1/L^2$  (siehe Zeile Max unter der Spalte ungeschädigte in Tabelle 4.1) zufällig gleichverteilt variiert. Die Biegesteifigkeit  $(EI)_1$  gilt für den gesamten Balken, außer, wenn es ein geschädigter Balken ist, dann gilt  $(EI)_1$  außerhalb von  $b_1$  und  $b_2$  und innerhalb von  $b_1$  und  $b_2$  gilt die Biegesteifigkeit  $(EI)_2$ . Der obere Wert für die Last ( $F = 2.15(EI)_1/L^2$ ) orientiert sich am normativen Wert für die Durchbiegung im Grenzzustand von  $\max|w| = 1/250L$  der Gebrauchstauglichkeit für Brücken [213]. Die Schadensposition  $b_{12,m} = (b_1 + b_2)/2$  wurde von  $1/10L$  bis  $9/10L$  gleichverteilt zufällig für den geschädigten Balken variiert und die Schadenslänge  $b_{12,l} = b_2 - b_1$  zwischen  $1/100L$  und  $25/100L$  zufällig gleichverteilt variiert. Die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  für die geschädigten Balken liegt zwischen 5 % und 50 %. Alle Einflusslinien bestehen aus  $n_{\text{Samples}} = 251$  Abtastpunkten.

Zusätzlich wird die Robustheit der Merkmale gegenüber Rauschen untersucht. Das Rauschen wird künstlich erzeugt, indem normalverteilte Zufallszahlen  $n(d_F)$  zu jedem Abtastpunkt der Einflusslinien hinzuaddiert werden. Die Höhe des Rauschens und somit der

**Tabelle 4.1:** Parameter des Biegebalkens für die Berechnung der Einflusslinien. Die angegebenen Werte spiegeln die Parameterwerte der zufälligen Gleichverteilung wider.

	ungeschädigt ( $\Delta EI = 0$ )		geschädigt ( $\Delta EI \neq 0$ )			
	$F$		$b_{12,m}$	$b_{12,1}$	$\Delta EI$	$F$
Min	$0.50(EI)_1/L^2$		$0.10L$	$0.01L$	$0.05$	$0.50(EI)_1/L^2$
25 %-Quantil	$0.93(EI)_1/L^2$		$0.32L$	$0.07L$	$0.17$	$0.89(EI)_1/L^2$
Median	$1.32(EI)_1/L^2$		$0.51L$	$0.13L$	$0.28$	$1.33(EI)_1/L^2$
75 %-Quantil	$1.73(EI)_1/L^2$		$0.71L$	$0.19L$	$0.39$	$1.72(EI)_1/L^2$
Max	$2.15(EI)_1/L^2$		$0.90L$	$0.25L$	$0.50$	$2.15(EI)_1/L^2$

Signalrauschabstand (SNR) wird über die Standardabweichung  $\sigma_n$  der Zufallszahlen  $n(d_F)$  eingestellt. In Tabelle 4.2 sind die einzelnen SNR Werte für die Krümmungseinflusslinien in Abhängigkeit von der Sensorposition und in Tabelle 4.3 die einzelnen SNR Werte für die Verschiebungseinflusslinien angegeben. Der Balken ist in der Balkenmitte  $b_m$  symmetrisch. Somit ergibt sich für die gespiegelte Sensorposition (Spalte **Altern. Sensorpos.**) eine gespiegelte Einflusslinie für den ungeschädigten Balken. Dies gilt für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  sowie für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ , wie dies den beispielhaften Einflusslinien für unterschiedliche Sensorpositionen in Abbildung C.1 entnommen werden kann. Für die gespiegelten Sensorpositionen ergeben sich daher die gleichen SNR-Werte. Für einen geschädigten Balken sind die Einflusslinien für die gespiegelte Sensorposition nicht symmetrisch.

Die Berechnung des SNR erfolgte nach Gleichung (2.19). Dabei wurde der SNR für jede einzelne Einflusslinie der ungeschädigten Biegebalken bestimmt und der kleinste SNR-Wert (Spalte min SNR) bzw. der höchste SNR-Wert (Spalte max SNR) angegeben. Für den rauschfreien Fall (Spalte **Ohne Rauschen**) wurde kein SNR angegeben, da hier der SNR theoretisch unendlich ist. Neben dem rauschfreien Fall werden zwei weitere Rauschniveaus betrachtet: **Rauschniveau 1** mit einer Standardabweichung  $\sigma_n = 8.0 \cdot 10^{-4} FL/(EI)_1$  für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und mit  $\sigma_n = 1.5 \cdot 10^{-5} FL^3/(EI)_1$  für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  sowie **Rauschniveau 2** mit einer Standardabweichung  $\sigma_n = 3.0 \cdot 10^{-3} FL/(EI)_1$  für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und  $\sigma_n = 5.5 \cdot 10^{-5} FL^3/(EI)_1$  für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ . Die Rauschniveaus wurden manuell so eingestellt, dass sich deutliche Auswirkungen in der Klassifikation in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 zeigen. Dabei wurde die Standardabweichung des Rauschens so gewählt, dass sich der gleiche SNR-Wert für die Krümmungseinflusslinien wie für die Verschiebungseinflusslinien in der Feldmitte  $x_5$  bzw. in  $x_{15}$  ergibt. Hier reicht der SNR für  $x_5$  bzw.  $x_{15}$  von 36.1 dB bis 48.7 dB in den Tabellen 4.2 und 4.3. Allgemein ist der SNR nahe den Lagern niedriger. Während der SNR-Bereich für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  für Sensoren nahe den äußeren Lagern ( $x_1$  und  $x_{19}$ ) in etwa dem SNR-Bereich

**Tabelle 4.2:** SNR für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  des diskontinuierlichen analytischen Euler-Bernoulli-Biegebalken in Abhängigkeit der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Werte wurden für die ungeschädigten Balken des Trainingsdatensatzes berechnet.

Sensorpos.	Altern. Sensorpos.	Ohne Rauschen	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
		$\sigma_n = 0 FL/(EI)_1$ SNR	$\sigma_n = 8.0 \cdot 10^{-4} FL/(EI)_1$ min SNR	max SNR	$\sigma_n = 3.0 \cdot 10^{-3} FL/(EI)_1$ min SNR	max SNR
$x_1 = 1/20L$	$x_{19} = 19/20L$	-	28.8 dB	41.4 dB	17.3 dB	29.9 dB
$x_2 = 2/20L$	$x_{18} = 18/20L$	-	33.5 dB	46.1 dB	22.0 dB	34.6 dB
$x_3 = 3/20L$	$x_{17} = 17/20L$	-	35.5 dB	48.1 dB	24.0 dB	36.6 dB
$x_4 = 4/20L$	$x_{16} = 16/20L$	-	36.2 dB	48.9 dB	24.7 dB	37.4 dB
$x_5 = 5/20L$	$x_{15} = 15/20L$	-	36.1 dB	48.7 dB	24.6 dB	37.2 dB
$x_6 = 6/20L$	$x_{14} = 14/20L$	-	35.1 dB	47.8 dB	23.6 dB	36.3 dB
$x_7 = 7/20L$	$x_{13} = 13/20L$	-	33.3 dB	45.9 dB	21.8 dB	34.5 dB
$x_8 = 8/20L$	$x_{12} = 12/20L$	-	30.1 dB	42.8 dB	18.6 dB	31.3 dB
$x_9 = 9/20L$	$x_{11} = 11/20L$	-	28.7 dB	41.3 dB	17.2 dB	29.8 dB
$x_{10} = 10/20L$	-	-	29.6 dB	42.2 dB	18.1 dB	30.7 dB

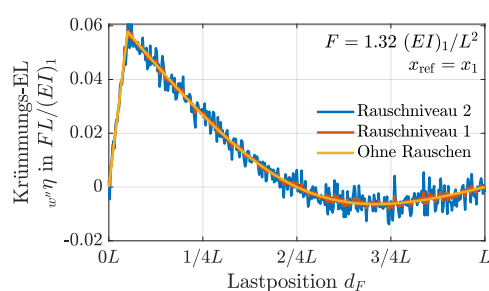
**Tabelle 4.3:** SNR für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  des diskontinuierlichen analytischen Euler-Bernoulli-Biegebalken in Abhängigkeit der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Werte wurden für die ungeschädigten Balken des Trainingsdatensatzes berechnet.

Sensorpos.	Altern. Sensorpos.	Ohne Rauschen	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
		$\sigma_n = 0 FL^3/(EI)_1$ SNR	$\sigma_n = 1.5 \cdot 10^{-5} FL^3/(EI)_1$ min SNR	max SNR	$\sigma_n = 5.5 \cdot 10^{-5} FL^3/(EI)_1$ min SNR	max SNR
$x_1 = 1/20L$	$x_{19} = 19/20L$	-	26.4 dB	39.0 dB	14.9 dB	27.5 dB
$x_2 = 2/20L$	$x_{18} = 18/20L$	-	31.9 dB	44.6 dB	20.4 dB	33.1 dB
$x_3 = 3/20L$	$x_{17} = 17/20L$	-	34.6 dB	47.3 dB	23.1 dB	35.8 dB
$x_4 = 4/20L$	$x_{16} = 16/20L$	-	35.9 dB	48.5 dB	24.4 dB	37.0 dB
$x_5 = 5/20L$	$x_{15} = 15/20L$	-	36.1 dB	48.7 dB	24.6 dB	37.2 dB
$x_6 = 6/20L$	$x_{14} = 14/20L$	-	35.3 dB	47.9 dB	23.8 dB	36.4 dB
$x_7 = 7/20L$	$x_{13} = 13/20L$	-	33.4 dB	46.0 dB	21.9 dB	34.5 dB
$x_8 = 8/20L$	$x_{12} = 12/20L$	-	30.0 dB	42.6 dB	18.5 dB	31.2 dB
$x_9 = 9/20L$	$x_{11} = 11/20L$	-	23.6 dB	36.3 dB	12.1 dB	24.8 dB
$x_{10} = 10/20L$	-	-	-	-	-	-

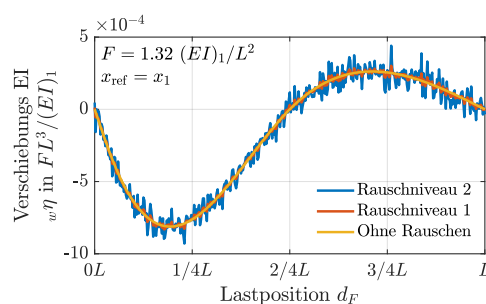
für Sensoren nahe dem mittleren Lager ( $x_9$  und  $x_{11}$ ) entspricht (bspw.  $28.7 \leq \text{SNR} \leq 41.3$  für Rauschniveau 1), ist der SNR-Bereich für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  zwischen



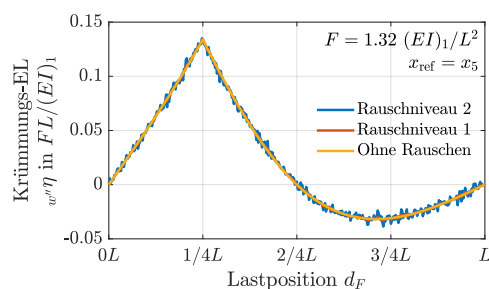
den Sensoren nahe den äußeren Lagern und den Sensoren nahe dem mittleren Lager unterschiedlich. Der SNR für Sensoren nahe den äußeren Lagern ( $x_{\text{ref}} = x_1 = x_{19}$ ) liegt zwischen 26.4 dB und 39.0 dB und für Sensoren nahe dem mittleren Lager ( $x_9$  und  $x_{11}$ ) zwischen 23.6 dB und 36.3 dB für Rauschniveau 1. Da die Verschiebung im mittleren Lager ( $x_{10} = b_m$ ) gleich Null ist, ist in Tabelle 4.3 kein SNR für die Verschiebung in dieser Position angegeben. Generell bildet sich der untere SNR-Wert aus dem Fall, bei dem die Last am nächsten zu  $F = 0.5(EI)_1/L^2$  liegt und der höchste SNR-Wert, aus dem Fall bei dem die Last am nächsten zu  $F = 2.15(EI)_1/L^2$  ist. Der Einfluss des Rauschens in Abhängigkeit der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  ist in Abbildung 4.2 visualisiert. In den Abbildungen 4.2a bis 4.2d ist der selbe Balken mit einer Last von  $F = 1.32(EI)_1/L^2$  dargestellt, welche in etwa dem Median in Tabelle 4.1 entspricht. In den Abbildungen 4.2a und 4.2c sind die Krümmungseinflusslinien für jeweils die Position  $x_1$  und  $x_5$  wiedergegeben sowie in den Abbildungen 4.2b und 4.2d für die Verschiebungseinflusslinien. Dabei ist der Einfluss des Rauschens für Sensorposition  $x_1$  höher als für  $x_5$ . Dies trifft für die Krümmungs- sowie die Verschiebungseinflusslinien zu.



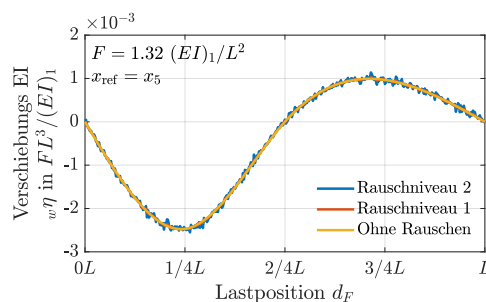
(a) Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  für Sensorposition  $x_1 = 1/20L$  mit unterschiedlichen Rauschniveaus.



(b) Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  für Sensorposition  $x_1 = 1/20L$  mit unterschiedlichen Rauschniveaus.



(c) Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  für Sensorposition  $x_5 = 5/20L$  mit unterschiedlichen Rauschniveaus.



(d) Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  für Sensorposition  $x_5 = 5/20L$  mit unterschiedlichen Rauschniveaus.

**Abbildung 4.2:** Vergleich der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  bzw. Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  des ungeschädigten Balkens für unterschiedliche Rauschniveaus in Abhängigkeit unterschiedlicher Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$ . Die Last beträgt für alle Einflusslinien  $F = 1.32(EI)_1/L^2$  und entspricht etwa dem Median in Tabelle 4.1.

Die Last  $F = 2.15(EI)_1/L^2$  ist um den Faktor 4.3 größer als  $F = 0.5(EI)_1/L^2$ . Dieser Faktor entspricht einer Bandbreite von 12.67 dB. Somit beträgt die Differenz des SNR zwischen dem Fall mit der höchsten Last und der niedrigsten Last innerhalb eines Rauschniveaus in den Tabellen 4.2 und 4.3 12.67 dB. Die Merkmale werden, nachdem das Rauschen addiert wurde, berechnet.

Für jedes Merkmal wird jeweils auf Basis von zwei Sensorpositionen (ein Sensorpaar) ein Klassifikationsmodell erstellt. D. h. diese werden getrennt voneinander trainiert und getestet. Zwei zusammengehörende Sensorpositionen werden als Sensorpaar bezeichnet. Zusätzlich wird ein Klassifikationsmodell mit allen Sensorpaaren bzw. Sensoren für jedes Merkmal erstellt sowie ein Klassifikationsmodell mit allen Merkmalen, welches durch das Merkmal *all* repräsentiert wird. Dies resultiert bei 15 Merkmalen (mit dem *all*-Merkmal), 19 Sensorpositionen und drei Rauschniveaus in 7 740 Klassifikationsmodellen pro Einheit (Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  bzw. Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ ).

## 4.2 Klassifikation

Im Unterschied zu den eigenen Untersuchung in [75] werden die Merkmale  $A$  und  $R$  so angepasst, dass nicht mehr der Betrag der Einflusslinien verwendet wird. Da die Einflusslinien ohne Betrag zu besseren Ergebnissen führen (siehe Abschnitt 3.3). Außerdem wurden die Rauschniveaus für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  so angepasst, dass diese in der Feldmitte gleich für die ungeschädigten Balken sind. Zusätzlich wurde die Anzahl der betrachteten Sensorpositionen verdoppelt.

Die nachfolgend vorgestellten Ergebnisse basieren auf dem Klassifikationsalgorithmus Bagged Tree. Die Ergebnisse für die Merkmale basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  werden in Abschnitt 4.2.1 und basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Abschnitt 4.2.2 präsentiert. Dabei sind die Ergebnisse in Tabellen 4.4 und 4.5 für die besten drei Sensorpaare für den Testdatensatz angegeben. Zum Vergleich sind in der letzten Zeile für jedes Merkmal die jeweiligen Ergebnisse für die Verwendung aller Sensoren bzw. Sensorpaare aufgeführt. Die Klassifikationsmodelle sollten ungeschädigt und geschädigt unterscheiden. Das erste aufgeführte Merkmal *all* in jeder Tabelle enthält alle Merkmal und sollte das beste Ergebnis liefern. In Abschnitt 4.2.4 werden die falsch klassifizierten Biegebalken und in Abschnitt 4.2.5 die besten Sensorpaare für die besten drei Merkmale  $R_1$ ,  $R_2$  und  $R_4$  analysiert.

### 4.2.1 Ergebnisse auf Basis der Dehnungseinflusslinien

Da die Krümmung proportional zur Dehnung ist (siehe Gleichung (2.21)), werden in diesem Abschnitt die Krümmungseinflusslinien verwendet. Mithilfe einer ausführlichen Untersuchung der Ergebnisse des *all*-Merkmals basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  soll der Aufbau der Tabellen 4.4 und 4.5 dargelegt werden. Auf Basis der rauschfreien Einflusslinien (Spalte **Ohne Rauschen**) kann mit dem *all*-Merkmal mit den besten drei Sensorpaaren  $(x_1, x_2)$ ,  $(x_1, x_3)$  und  $(x_1, x_4)$  eine **perfekte Klassifikation** erreicht werden. Nach der Definition in Abschnitt 2.3.4 bedeutet eine perfekte Klassifikation, wenn Accuracy = 100 % gilt. Die drei Sensorpaare sind in absteigender Reihenfolge nach der Accuracy (Spalten **Acc.**) für jedes Rauschniveau sortiert. Bei einer Accuracy von 100 % gibt es keine falsch klassifizierten Fälle, somit ist auch die falsch negativ Rate **FNR** und die falsch positiv Rate **FPR** für die rauschfreien Einflusslinien gleich Null. In der letzten Zeile des *all*-Merkmals ist die Accuracy für alle Sensoren bzw. alle Sensorpaare (Zeile **Alle Sens.**) aufgezeigt. Für das rauschfreie Signal ist mit allen Sensoren bzw. Sensorpaaren eine perfekte Klassifikation möglich. Eine perfekte Klassifikation auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschen ist bereits für das Rauschniveau 1 (Spalte **Rauschniveau 1**) nicht mehr möglich. Die Rauschhöhe und der zugehörige SNR für die einzelnen Sensorpaare  $x_{\text{ref}}$  kann Tabelle 4.2 entnommen werden. Die besten drei Sensorpaare für das *all*-Merkmal für Rauschniveau 1 sind  $(x_8, x_{14})$  mit Accuracy = 98.6 % sowie  $(x_4, x_{11})$  und  $(x_5, x_{12})$  mit Accuracy = 98.2 %. Somit kann für alle drei Sensorpaare eine **sehr gute Klassifikation** erreicht werden. Nach der Definition in Abschnitt 2.3.4 entspricht eine sehr gute Klassifikation einer Accuracy  $\geq 95$  %. Dabei liegen die falsch klassifizierten Fälle mehrheitlich auf der falsch-negativen Seite (Vergleich Spalte FNR mit FPR). D.h. der Balken ist geschädigt (positiv) und das Klassifikationsmodell klassifiziert diesen als ungeschädigt (negativ). In einer weiteren Untersuchung kann festgestellt werden, dass die niedrigste FNR aller Sensorpaare bei Accuracy = 2.4 % liegt und auch vom Sensorpaar  $(x_8, x_{14})$  erreicht wird. Bei der Verwendung aller Sensoren und Sensorpaare kann die Accuracy auf 98.8 % für das Rauschniveau 1 gesteigert werden (siehe letzte Zeile für das *all*-Merkmal in Tabelle 4.4). Mit steigenden Rauschen (Spalte **Rauschniveau 2**) sinkt im allgemeinen die Accuracy. Für Rauschniveau 2 kann für die besten drei Sensorpaare  $(x_8, x_{13})$ ,  $(x_8, x_{16})$  und  $(x_9, x_{14})$  jeweils eine von Accuracy = 91.2 %, Accuracy = 91.0 % sowie Accuracy = 90.8 % erreicht werden. Somit kann auf Basis der besten drei Sensorpaare eine **brauchbare Klassifikation** erreicht werden, was nach der Definition in Abschnitt 2.3.4 einer Accuracy  $\geq 85$  % gleichkommt. Erneut liegt die FNR für alle Sensorpaare für Rauschniveau 2 höher als die FPR. Dabei hat das Sensorpaar  $(x_8, x_{13})$  die niedrigste FNR aller betrachteten Sensorpaare mit 12.4 %. Mit der Nutzung aller Sensoren und Sensorpaare (letzte Zeile für das *all*-Merkmal) kann die Accuracy um 5.4 Prozentpunkte auf 96.6 % im Vergleich zum besten Sensorpaar gesteigert werden. Auch mit allen Sensoren bzw. Sensorpaaren für Rauschniveau 2 sind die meisten falsch klassifizierten Fälle positiv, da die FNR höher liegt als die FPR. Für Rausch-

niveau 1 und 2 liegen die Sensoren der besten drei Sensorpaare jeweils in einem der beiden Felder.

**Tabelle 4.4:** Klassifikationsergebnisse für die diskontinuierlichen analytischen Biegebalken für Merkmale basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Merkmal	Ohne Rauschen				Rauschniveau 1				Rauschniveau 2			
	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR
<i>all</i>	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{14}$	98.6	2.4	0.4	$x_8, x_{13}$	91.2	12.4	5.2
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{11}$	98.2	2.8	0.8	$x_8, x_{16}$	91.0	13.6	4.4
	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_5, x_{12}$	98.2	2.8	0.8	$x_9, x_{14}$	90.8	12.8	5.6
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	98.8	1.6	0.8	Alle Sens.	96.6	4.4	2.4
<i>raw</i>	$x_8, x_9$	100.0	0.0	0.0	$x_9, x_{11}$	87.4	24.0	1.2	$x_8, x_{11}$	75.0	38.4	11.6
	$x_8, x_{11}$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_9$	86.8	24.8	1.6	$x_9, x_{10}$	73.6	36.4	16.4
	$x_8, x_{12}$	100.0	0.0	0.0	$x_9, x_{12}$	86.6	24.0	2.8	$x_9, x_{11}$	73.4	39.2	14.0
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	86.6	23.6	3.2	Alle Sens.	75.4	39.2	10.0
$\max \cdot $	$x_9, x_{11}$	92.2	12.8	2.8	$x_9, x_{11}$	83.4	21.2	12.0	$x_{10}, x_{17}$	74.0	33.2	18.8
	$x_{10}, x_{13}$	90.8	14.8	3.6	$x_4, x_{10}$	82.2	26.8	8.8	$x_9, x_{11}$	72.8	33.6	20.8
	$x_8, x_{11}$	89.4	18.0	3.2	$x_{10}, x_{17}$	81.4	24.0	13.2	$x_4, x_{10}$	72.2	36.0	19.6
	Alle Sens.	91.8	16.0	0.4	Alle Sens.	87.6	21.6	3.2	Alle Sens.	84.8	25.2	5.2
$P_{\max}$	$x_1, x_{10}$	98.6	2.8	0.0	$x_{10}, x_{18}$	57.4	38.4	46.8	$x_{14}, x_{18}$	57.6	46.0	38.8
	$x_2, x_{10}$	98.6	2.8	0.0	$x_{10}, x_{12}$	56.2	46.4	41.2	$x_6, x_{14}$	56.2	41.2	46.4
	$x_3, x_{10}$	98.6	2.8	0.0	$x_3, x_{10}$	55.8	46.8	41.6	$x_8, x_{11}$	55.6	44.4	44.4
	Alle Sens.	91.2	17.6	0.0	Alle Sens.	54.0	46.4	45.6	Alle Sens.	47.8	54.0	50.4
<i>A</i>	$x_7, x_8$	95.6	8.0	0.8	$x_7, x_{12}$	94.6	8.8	2.0	$x_8, x_{13}$	85.4	18.8	10.4
	$x_8, x_{13}$	95.4	7.6	1.6	$x_7, x_{11}$	93.4	9.6	3.6	$x_7, x_{12}$	84.2	19.2	12.4
	$x_8, x_{19}$	95.0	9.6	0.4	$x_7, x_8$	93.2	10.4	3.2	$x_4, x_8$	83.0	22.0	12.0
	Alle Sens.	94.2	10.8	0.8	Alle Sens.	95.0	10.0	0.0	Alle Sens.	89.2	18.0	3.6
$M_{\max, \max}$	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_6, x_{16}$	74.4	27.2	24.0	$x_8, x_{17}$	63.6	32.8	40.0
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{15}$	72.2	33.6	22.0	$x_4, x_{13}$	63.0	40.8	33.2
	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{13}$	72.0	28.4	27.6	$x_6, x_{13}$	62.6	37.2	37.6
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	93.4	7.6	5.6	Alle Sens.	88.0	16.0	8.0
$M_{\max, \min}$	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{11}$	90.0	14.4	5.6	$x_8, x_{11}$	76.2	32.0	15.6
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_9, x_{16}$	89.6	14.0	6.8	$x_6, x_{12}$	76.0	32.0	16.0
	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{11}$	89.2	15.2	6.4	$x_6, x_{17}$	75.8	35.2	13.2
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	96.2	6.8	0.8	Alle Sens.	91.4	13.6	3.6
$M_{\min, \min}$	$x_1, x_{11}$	100.0	0.0	0.0	$x_9, x_{11}$	81.8	20.0	16.4	$x_8, x_{11}$	69.8	29.2	31.2
	$x_1, x_{12}$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{11}$	81.4	22.4	14.8	$x_9, x_{11}$	68.4	30.8	32.4
	$x_1, x_{13}$	100.0	0.0	0.0	$x_9, x_{12}$	80.8	21.2	17.2	$x_9, x_{13}$	66.6	33.6	33.2
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	94.8	8.0	2.4	Alle Sens.	82.2	24.0	11.6
$M_{\max, \text{idx}}$	$x_1, x_{11}$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{12}$	80.6	32.0	6.8	$x_6, x_{15}$	66.2	48.0	19.6
	$x_1, x_{12}$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{14}$	80.6	30.8	8.0	$x_6, x_{12}$	65.0	47.6	22.4
	$x_1, x_{13}$	100.0	0.0	0.0	$x_5, x_{10}$	80.2	32.4	7.2	$x_8, x_{15}$	65.0	46.4	23.6
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	90.8	7.6	10.8	Alle Sens.	79.2	20.8	20.8
$M_{\min, \text{idx}}$	$x_1, x_{10}$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{14}$	71.8	46.4	10.0	$x_{10}, x_{15}$	63.2	56.8	16.8
	$x_1, x_{11}$	100.0	0.0	0.0	$x_9, x_{11}$	71.4	48.0	9.2	$x_6, x_{14}$	62.8	54.0	20.4
	$x_1, x_{13}$	100.0	0.0	0.0	$x_6, x_{14}$	71.0	50.8	7.2	$x_{10}, x_{12}$	62.6	58.4	16.4
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	91.2	12.8	4.8	Alle Sens.	82.4	24.8	10.4
<i>CR</i>	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{15}$	93.8	10.4	2.0	$x_6, x_{12}$	79.4	32.4	8.8
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{13}$	92.8	12.0	2.4	$x_8, x_{17}$	79.4	28.4	12.8
	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{14}$	92.8	10.4	4.0	$x_8, x_{10}$	79.2	28.4	13.2
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	92.2	6.8	8.8	Alle Sens.	80.4	20.8	18.4
<i>R</i>	$x_1, x_6$	100.0	0.0	0.0	$x_2, x_8$	93.6	6.8	6.0	$x_8, x_{13}$	82.4	15.6	19.6
	$x_1, x_7$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{13}$	93.6	8.0	4.8	$x_7, x_{12}$	81.4	18.0	19.2
	$x_1, x_8$	100.0	0.0	0.0	$x_6, x_{12}$	93.2	6.8	6.8	$x_{11}, x_{17}$	81.4	20.4	16.8

Merkmal	Ohne Rauschen				Rauschniveau 1				Rauschniveau 2			
	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	97.8	2.8	1.6	Alle Sens.	94.0	5.2	6.8
$R_2$	$x_1, x_9$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{12}$	98.2	2.0	1.6	$x_8, x_{13}$	92.0	8.8	7.2
	$x_1, x_{12}$	100.0	0.0	0.0	$x_9, x_{14}$	98.2	2.0	1.6	$x_8, x_{12}$	91.8	8.4	8.0
	$x_1, x_{13}$	100.0	0.0	0.0	$x_9, x_{16}$	98.2	2.4	1.2	$x_6, x_{12}$	91.6	10.8	6.0
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	99.4	1.2	0.0	Alle Sens.	97.0	3.2	2.8
$R_4$	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{14}$	99.0	1.6	0.4	$x_8, x_{13}$	93.2	9.2	4.4
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_2, x_{12}$	98.6	2.0	0.8	$x_9, x_{15}$	93.0	9.2	4.8
	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_6, x_{13}$	98.6	1.6	1.2	$x_4, x_{12}$	92.6	9.6	5.2
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	99.2	1.2	0.4	Alle Sens.	95.2	4.4	5.2
$D$	$x_5, x_8$	92.4	13.6	1.6	$x_{10}, x_{14}$	55.0	54.0	36.0	$x_6, x_{18}$	54.6	55.6	35.2
	$x_5, x_9$	92.4	13.6	1.6	$x_{14}, x_{18}$	55.0	53.6	36.4	$x_9, x_{19}$	54.0	51.2	40.8
	$x_9, x_{16}$	92.0	14.0	2.0	$x_{12}, x_{16}$	54.4	50.4	40.8	$x_2, x_3$	53.8	50.8	41.6
	Alle Sens.	92.4	14.4	0.8	Alle Sens.	50.4	58.4	40.8	Alle Sens.	52.0	58.4	37.6
MIE	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	93.4	9.2	4.0	Alle Sens.	84.2	18.8	12.8
IMIL	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	95.4	4.8	4.4	Alle Sens.	90.6	9.6	9.2
SODM	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	58.0	51.6	32.4	Alle Sens.	49.4	59.2	42.0

Als zweites Merkmal werden die Rohdaten (*raw*-Merkmal bzw. Rohmerkmal) betrachtet. Die Klassifikation basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  ohne Rauschen führt zu einer perfekten Klassifikation. Für Rauschniveau 1 fällt die Accuracy auf 87.4 % für das beste Sensorpaar ( $x_9, x_{11}$ ). Auffällig ist die hohe FNR im Verhältnis zur FPR. Die FNR liegt für die besten drei Sensorpaare über 24.0 % und die FPR unter 2.8 %. Die niedrigste FNR von 22.4 % wird vom Sensorpaar ( $x_8, x_{11}$ ) mit einer Accuracy von 86.2 % erreicht, die nicht in Tabelle 4.4 dargestellt ist. Die Accuracy kann nicht gesteigert werden, wenn alle Sensoren betrachtet werden (Accuracy = 86.6 %). Auch für alle Sensoren ist die FNR höher. Die Ergebnisse für das *raw*-Merkmal für Rauschniveau 2 sinken unter eine brauchbare Klassifikation für das beste Sensorpaar sowie für alle Sensoren. Die Sensorpaare mit der höchsten Accuracy bestehen aus Sensoren zwischen  $x_8$  und  $x_{12}$  unabhängig vom Rauschniveau.

Bereits ohne Rauschen kann das Merkmal absolutes Maximum  $\max|\cdot|$  keine perfekte Klassifikation erreichen. Das beste Sensorpaar liegt bei Accuracy = 92.2 % und die Accuracy für alle Sensorpaare liegt darunter. Des Weiteren ist die FNR deutlich höher als die FPR. Da für das beste Sensorpaar ( $x_9, x_{11}$ ) mit Rauschniveau 1 nur noch eine unbrauchbare Klassifikation möglich ist, wird das Merkmal ab hier nicht mehr weiter für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  betrachtet.

Auch das Merkmal Position des Maximums  $P_{\max}$  erreicht bereits basierend auf dem rauschfreien Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  keine perfekte Klassifikation. Das beste Sensorpaar ( $x_1, x_{10}$ ) liegt bei einer Accuracy = 98.6 %. Bei der Berücksichtigung aller Sensoren sinkt die Accuracy, wobei die falsch klassifizierten Fälle ausschließlich wahre positive sind. Sobald Rauschen hinzukommt geht die Accuracy gegen 50 %, was einer zufälligen Klassifikation entspricht.

Das Integral der Krümmungseinflusslinien  $A$  erreicht, wie die beiden Merkmale davor, ebenfalls keine perfekte Klassifikation basierend auf den Krümmungseinflusslinien ohne Rau-

schen. Das beste Sensorpaar  $(x_7, x_8)$  hat eine Accuracy = 95.6%. Daraus folgt, dass mit dem  $A$ -Merkmal eine sehr gute Klassifikation möglich ist. Für das  $A$ -Merkmal fällt die FNR deutlich höher aus als die FPR. Die niedrigste FNR liegt bei 7.6% welche vom Sensorpaar mit der zweithöchsten Accuracy erreicht wird. Jedoch sinkt die Accuracy bei der Nutzung aller Sensoren auf eine Accuracy von 94.2%. Am  $A$ -Merkmal ist bemerkenswert, dass die Accuracy mit steigendem Rauschen verhältnismäßig wenig sinkt. Dies deutet darauf hin, dass die Verwendung des Integrals zu robusteren Merkmalen gegenüber Rauschen führt. Die Accuracy für Rauschniveau 1 für das beste Sensorpaar  $(x_7, x_{12})$  liegt noch bei 94.6% und für Rauschniveau 2 für  $(x_8, x_{13})$  bei 85.4%. Es sind nur noch die Merkmale  $all$ ,  $R_2$  und  $R_4$  für das beste einzelne Sensorpaar für Rauschniveau 2 besser. Für das Signal ohne Rauschen und mit Rauschniveau 1 ist die Accuracy für das beste Sensorpaar mit der für alle Sensoren vergleichbar. Das Sensorpaar  $(x_7, x_{12})$  für Rauschniveau 1 mit FNR = 8.8% und das Sensorpaar  $(x_8, x_{13})$  für Rauschniveau 2 mit FNR = 18.8% erreichen die niedrigste FNR für die jeweiligen Rauschniveaus. Am häufigsten kommen die Sensorpositionen  $x_7$ ,  $x_8$ ,  $x_{12}$  und  $x_{13}$  vor.

Mit allen Variationen der  $M$ -Merkmale kann eine perfekte Klassifikation für einzelne Sensorpaare basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  ohne Rauschen durchgeführt werden. Für Rauschniveau 1 ist die beste  $M$ -Merkmalsvariation  $M_{\max, \min}$ . Dabei erreicht das beste Sensorpaar  $(x_8, x_{11})$  für dieses Merkmal eine Accuracy von 90.0% und für alle Sensorpaare eine Accuracy von 96.2%. Die niedrigste FNR erreicht das Sensorpaar  $(x_9, x_{16})$  für  $M_{\max, \min}$  mit FNR = 14.0%. Das  $M_{\max, \min}$ -Merkmal ist somit die einzige  $M$ -Merkmalsvariation mit der eine brauchbare Klassifikation für ein einzelnes Sensorpaar erreicht werden kann. Unter Nutzung aller Sensorpaare kann mit  $M_{\max, \min}$  eine sehr gute Klassifikation erzielt werden. Bei der Verwendung aller Sensorpaare liegen alle  $M$ -Merkmalsvariationen im brauchbaren Bereich. Keine  $M$ -Merkmalsvariation erreicht für das Rauschniveau 2 eine brauchbare Klassifikation für ein einzelnes Sensorpaar. Die beste  $M$ -Merkmalsvariation für das Rauschniveau 2 ist  $M_{\max, \min}$  mit dem Sensorpaar  $(x_8, x_{11})$  und einer Accuracy von 76.2%. Jedoch kann mit  $M_{\max, \min}$  und  $M_{\max, \max}$  eine brauchbare Klassifikation für alle Sensorpaare mit Rauschniveau 2 erzielt werden. Mit Rauschniveau 1 und 2 liegt die FNR mehr als doppelt so hoch als die FPR für das beste Merkmal  $M_{\max, \min}$ .

Das  $CR$ -Merkmal stellt die Erweiterung des  $M_{\max, \text{idx}}$ - bzw. des  $M_{\min, \text{idx}}$ -Merkmals dar, welches auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  ohne Rauschen eine perfekte Klassifikation erreicht. Mit Rauschen ist das  $CR$ -Merkmal für einzelne Sensorpaare besser als die  $M$ -Merkmalsvariationen. Jedoch sind die  $M$ -Merkmalsvariationen unter Berücksichtigung aller Sensorpaare besser als das  $CR$ -Merkmal. Auch für das  $CR$ -Merkmal ist die FNR höher als die FPR außer für alle Sensorpaare mit Rauschniveau 1.

Als nächstes werden die  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  behandelt. Die  $R$ -Merkmalsvariationen sind neben dem  $all$ -Merkmal die besten Merkmale. Basierend auf den rauschfreien Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  kann mit allen  $R$ -

Merkmalsvariationen eine perfekte Klassifikation durchgeführt werden. Mit  $R_2$  und  $R_4$  kann für einzelne Sensorpaare mit Rauschniveau 1 eine sehr gute Klassifikation erwartet werden. Dabei liegt die Accuracy für das beste Sensorpaar  $(x_7, x_{14})$  für das  $R_4$ -Merkmal bei 99.0 % und für  $R_2$  das beste Sensorpaar  $(x_4, x_{12})$  bei 98.2 %. Somit ist das  $R_4$ -Merkmal besser als das *all*-Merkmal für ein einzelnes Sensorpaar mit Rauschniveau 1, aber auch für alle Sensorpaare ist  $R_4$  besser als *all*. Das Sensorpaar  $(x_7, x_{14})$  hat auch die niedrigste FNR für das Merkmal  $R_4$ . Für das  $R_2$ -Merkmal ist es das Sensorpaar  $(x_1, x_9)$  mit einer FNR = 1.2 %. Das beste Sensorpaar für das  $R$ -Merkmal ist  $(x_2, x_8)$  und  $(x_8, x_{13})$  mit jeweils einer Accuracy von 93.6 %. Die niedrigste FNR erreicht das Sensorpaar  $(x_8, x_{15})$  für  $R$  mit FNR = 6.4 %. Während  $R_4$  für einzelne Sensorpaare das beste Merkmal ist, ist das beste Merkmal für alle Sensorpaare  $R_2$ . Dies gilt nicht nur für Rauschniveau 1, sondern auch für das Rauschniveau 2. Für Rauschniveau 2 kann mit den Merkmalen  $R_2$  und  $R_4$  eine brauchbare Klassifikationen mit Accuracy  $\geq 92.0\%$  für einzelne Sensorpaare durchgeführt werden. Damit schneiden die Merkmale  $R_2$  und  $R_4$  besser ab als alle Merkmale in *all* für ein einzelnes Sensorpaar. Die niedrigste FNR liegt für  $R_2$  bei 8.4 % für das Sensorpaar  $(x_8, x_{12})$  und für  $R_4$  bei 8.0 % für das Sensorpaar  $(x_6, x_{12})$ . Während für das Merkmal  $R_4$  die FNR etwa doppelt so hoch liegt wie die FPR, entspricht die FNR etwa der FPR für die Merkmale  $R$  und  $R_2$ . Dies gilt für Rauschniveau 1 sowie für Rauschniveau 2. Wenn alle Sensorpaare mit Rauschniveau 2 berücksichtigt werden, kann mit  $R_2$  und  $R_4$  eine sehr gute Klassifikation erreicht werden und mit dem  $R$ -Merkmal eine brauchbare Klassifikation. Das  $R_2$ -Merkmal ist mit allen Sensorpaaren somit besser als das *all*-Merkmal mit allen Sensoren und Sensorpaaren. In Abschnitt 4.2.4 werden die falsch klassifizierten Fälle für die  $R$ -Merkmalsvariationen und in Abschnitt 4.2.5 die besten Sensorpositionen im Detail betrachtet.

Mit dem Merkmal der zweiten Ableitung  $D$  der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  nach der Lastposition  $d_F$  kann bereits für den rauschfreien Fall keine sehr gute Klassifikation erwartet werden und für Rauschniveau 1 sind die Klassifikationsergebnisse zufällig (Accuracy  $\approx 50\%$ ). Die Ableitung der Krümmungseinflusslinien mithilfe der Finiten Differenzen Methode führt zu einem unbrauchbaren Ergebnis, da das künstliche Rauschen verstärkt wird.

In Anlehnung an [49] werden die Merkmale Maximum of Strain Influence Lines (MIE), Integral of Strain Influence Lines (IMIL) und Second Derivative of Strain Influence Lines (SODM) (siehe Abschnitt 1.3) berücksichtigt. Die Merkmale wurden im Unterschied zu [49] nicht für die integrierte Krümmung bzw. Dehnung der einzelnen Balkenabschnitte berechnet, sondern punktuell entlang des Balkens. Daher unterscheiden sich die Merkmale im Vergleich zu den Ursprungsmerkmalen in [49]. Die Merkmale MIE, IMIL und SODM benötigen alle verwendeten Sensoren. Alle drei Merkmale schneiden für die rauschfreien Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit einer perfekten Klassifikation ab.

Das Merkmale MIE stellt eine Weiterentwicklung des Merkmale  $\max|\cdot|$  für alle Sensoren dar. Die Accuracy für beide Merkmale liegt in einem ähnlichen Bereich, jedoch ist die FNR für

MIE niedriger. Somit ist MIE dem Merkmal  $\max|\cdot|$  für alle Sensoren zu bevorzugen. Während mit Rauschniveau 1 MIE eine brauchbare Klassifikation erreicht, kann mit Rauschniveau 2 keine brauchbare Klassifikation erreicht werden. Auch für MIE mit Rauschniveau 2 ist die FNR niedriger als für das Merkmal  $\max|\cdot|$ .

Das Merkmal IMIL kann aus dem Merkmal  $A$  für alle Sensoren abgeleitet werden. Jedoch schneidet IMIL mit einer Accuracy von 95.4% basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschniveau 1 und von 90.6% mit Rauschniveau 2 etwas besser ab als das  $A$ -Merkmal für alle Sensoren. Dabei entspricht die FNR für IMIL etwa der FPR und ist somit als besser gegenüber dem  $A$ -Merkmal mit allen Sensoren zu bewerten.

Das Merkmal SODM kann mit dem  $D$ -Merkmal für alle Sensoren verglichen werden. Wie das  $D$ -Merkmal wird SODM unbrauchbar sobald Rauschen den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  addiert wird.

#### 4.2.2 Ergebnisse auf Basis der Verschiebungseinflusslinien

Als nächstes werden die Ergebnisse für die Merkmale basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Tabelle 4.5 betrachtet. Der Aufbau der Tabelle 4.5 für die Ergebnisse basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  ist gleich der Tabelle 4.4 für die Ergebnisse basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ .

Mit dem *all*-Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  kann eine perfekte Klassifikation für den rauschfreien Fall vollzogen werden. Für Rauschniveau 1 kann noch eine sehr gute Klassifikation für die besten drei Sensorpaare erzielt werden. Das beste Sensorpaar  $(x_5, x_{15})$  erreicht eine Accuracy von 96.6% und eine FNR von 5.6%. Dies ist auch die niedrigste FNR für Rauschniveau 1 für die einzelnen Sensorpaare. Mit der Nutzung aller Sensoren bzw. Sensorpaare kann die Accuracy auf 99.0% erhöht werden. Unter Rauschniveau 2 kann nur noch mit dem besten Sensorpaar  $(x_4, x_{13})$  sowie allen Sensoren bzw. Sensorpaaren eine brauchbare Klassifikation durchgeführt werden. In einer weiteren Untersuchung kann festgestellt werden, dass die niedrigste FNR vom Sensorpaar  $(x_5, x_{18})$  mit 20.8% für Rauschniveau 2 erreicht wird. Dabei beträgt die Accuracy = 82.6% für das Sensorpaar  $(x_5, x_{18})$ . Generell liegt die FNR für Rauschniveau 1 und 2 mindestens zweimal so hoch wie die FPR für die besten drei Sensorpaare. Die besten Sensorpaare setzen sich aus einem Sensor im linken Feld und einem Sensor aus dem rechten Feld für Rauschniveau 1 und Rauschniveau 2 zusammen. Dabei orientieren sich die Sensoren für die besten drei Sensorpaare mit Rauschniveau 1 und 2 tendenziell in Richtung Feldmitte  $(x_4, x_5, x_6$  sowie  $x_{13}, x_{14}$  und  $x_{15})$ .

Im Gegensatz zu den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  kann das *raw*-Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  keine sehr gute Klassifikation für den rauschfreien Fall erreichen. Die Accuracy sinkt sogar von 91.2% für das beste Sensorpaar auf 90.0% für alle Sensoren. Im Vergleich zur FPR liegt die FNR um mehr als sechs mal so hoch wie die für



das *raw*-Merkmal basierend auf den rauschfreien Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$ . Die niedrigste FNR liegt bei 15.2 % für das Sensorpaar  $(x_1, x_{12})$ . Die besten drei Sensorpaare für den rauschfreien Fall setzen sich aus jeweils einem Sensor in einem der beiden Felder zusammen. Dies gilt auch für Rauschniveau 1 und 2. Bereits für Rauschniveau 1 ist keine perfekte Klassifikation mehr möglich. Auch nicht unter Berücksichtigung aller Sensoren. Hier sinkt sogar die Accuracy weiter.

Mit dem Merkmal absolutes Maximum ( $\max|\cdot|$ ) kann eine brauchbare Klassifikation für die besten drei Sensorpaare für den rauschfreien Fall erreicht werden. Auch hier bestehen die besten Sensorpaare aus jeweils einem Sensor in einem der beiden Felder. Die Accuracy sinkt für Rauschniveau 1 so weit, dass keine brauchbare Klassifikation für das  $\max|\cdot|$ -Merkmal erwartet werden kann.

Mit dem  $P_{\max}$ -Merkmal kann noch auf Basis der rauschfreien Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  eine sehr gute Klassifikation mit den besten drei Sensorpaaren durchgeführt werden. Sobald Rauschen den Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  hinzuaddiert wird, ist die Klassifikation unbrauchbar, da die Accuracy soweit sinkt, dass es sich um eine zufällige Klassifikation handelt.

Das Merkmal Integral  $A$  erreicht basierend auf den rauschfreien Verschiebungseinflusslinien eine brauchbare Klassifikation mit einer Accuracy zwischen 94.4 % und 94.6 % für die besten drei Sensorpaare. Die niedrigste FNR liegt bei 9.2 %. Die besten drei Sensorpaare bestehen aus dem Sensor  $x_{11}$  und einem Sensor aus dem linken Feld, der sich zur Mitte orientiert ( $x_3, x_4$  oder  $x_7$ ). Die Accuracy kann nicht gesteigert werden, wenn alle Sensoren berücksichtigt werden. Für Rauschniveau 1 bleiben die Ergebnisse für das  $A$ -Merkmal für das beste Sensorpaar  $(x_6, x_{12})$  mit Accuracy = 90.0 % und für alle Sensoren mit Accuracy = 92.0 % im brauchbaren Bereich. Die besten Sensorpaare bestehen jeweils aus einem Sensor in einem der beiden Feldern. Der Sensor im rechten Feld rutscht von  $x_{11}$  nach  $x_{12}$  bzw.  $x_{15}$ . Die niedrigste FNR liegt bei 14.8 % mit Rauschniveau 1. Für Rauschniveau 2 sinken die Ergebnisse unterhalb des brauchbaren Bereichs. Die niedrigste FNR beträgt 22.8 % mit Rauschniveau 2 und fällt deutlich höher als die FPR aus. Die Accuracy für das  $A$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  sinkt, wie die basierend auf den Krümmungseinflusslinien  ${}_w''\eta$ , im Vergleich zu den anderen Merkmalen langsam mit steigendem Rauschen, was auf eine Robustheit des Merkmals gegenüber Rauschen schließen lässt.

**Tabelle 4.5:** Klassifikationsergebnisse für die diskontinuierlichen analytischen Biegebalken für Merkmale basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Merkmal	Ohne Rauschen				Rauschniveau 1				Rauschniveau 2			
	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR
<i>all</i>	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_5, x_{15}$	96.6	5.6	1.2	$x_4, x_{13}$	85.0	21.6	8.4

Merkmal	Ohne Rauschen				Rauschniveau 1				Rauschniveau 2			
	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_6, x_{15}$	96.4	7.2	0.0	$x_5, x_{14}$	84.4	22.8	8.4
	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{13}$	96.2	7.2	0.4	$x_4, x_{14}$	84.2	23.2	8.4
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	99.0	1.6	0.4	Alle Sens.	90.6	14.0	4.8
<i>raw</i>	$x_9, x_{18}$	91.2	15.6	2.0	$x_7, x_{18}$	75.8	34.8	13.6	$x_7, x_{16}$	64.6	53.2	17.6
	$x_8, x_{19}$	91.0	15.6	2.4	$x_3, x_{15}$	75.0	39.2	10.8	$x_4, x_{14}$	64.0	47.2	24.8
	$x_9, x_{17}$	90.8	16.4	2.0	$x_3, x_{17}$	75.0	35.2	14.8	$x_4, x_{16}$	63.0	52.8	21.2
	Alle Sens.	90.0	17.6	2.4	Alle Sens.	63.4	49.6	23.6	Alle Sens.	51.2	58.8	38.8
$\max \cdot $	$x_7, x_{11}$	88.4	16.8	6.4	$x_8, x_{16}$	80.2	24.8	14.8	$x_4, x_{14}$	70.4	35.6	23.6
	$x_6, x_{11}$	87.6	17.6	7.2	$x_4, x_{12}$	79.4	24.8	16.4	$x_8, x_{16}$	70.2	32.4	27.2
	$x_9, x_{18}$	86.8	22.0	4.4	$x_3, x_{12}$	79.2	25.2	16.4	$x_4, x_{13}$	70.0	34.0	26.0
	Alle Sens.	88.4	20.8	2.4	Alle Sens.	83.6	26.8	6.0	Alle Sens.	73.4	37.6	15.6
$P_{\max}$	$x_1, x_{19}$	99.0	2.0	0.0	$x_2, x_9$	56.8	44.8	41.6	$x_6, x_{18}$	56.4	42.8	44.4
	$x_1, x_{17}$	98.6	2.8	0.0	$x_7, x_{13}$	56.6	42.8	44.0	$x_{11}, x_{14}$	55.4	44.8	44.4
	$x_3, x_{19}$	98.6	2.8	0.0	$x_{12}, x_{18}$	56.6	48.8	38.0	$x_1, x_{15}$	54.8	42.0	48.4
	Alle Sens.	99.8	0.4	0.0	Alle Sens.	56.0	54.4	33.6	Alle Sens.	55.4	47.6	41.6
<i>A</i>	$x_4, x_{11}$	94.6	9.2	1.6	$x_6, x_{12}$	90.0	14.8	5.2	$x_6, x_{16}$	81.8	25.2	11.2
	$x_3, x_{11}$	94.4	9.6	1.6	$x_8, x_{12}$	89.4	15.2	6.0	$x_3, x_{14}$	80.8	26.4	12.0
	$x_7, x_{11}$	94.4	10.0	1.2	$x_9, x_{15}$	89.2	14.8	6.8	$x_8, x_{15}$	80.6	22.8	16.0
	Alle Sens.	94.0	11.2	0.8	Alle Sens.	92.0	14.4	1.6	Alle Sens.	83.4	24.8	8.4
$M_{\max, \max}$	$x_1, x_{11}$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{17}$	64.0	38.4	33.6	$x_7, x_{17}$	56.8	42.4	44.0
	$x_1, x_{12}$	100.0	0.0	0.0	$x_9, x_{11}$	63.4	35.6	37.6	$x_6, x_7$	56.2	45.2	42.4
	$x_1, x_{13}$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{12}$	63.0	36.4	37.6	$x_{12}, x_{18}$	55.2	43.6	46.0
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	84.0	22.8	9.2	Alle Sens.	64.4	42.8	28.4
$M_{\max, \min}$	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{14}$	89.2	15.2	6.4	$x_6, x_{14}$	76.4	34.4	12.8
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_3, x_{14}$	88.2	15.6	8.0	$x_6, x_{16}$	75.8	31.2	17.2
	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_6, x_{18}$	88.2	18.0	5.6	$x_4, x_{14}$	75.6	32.4	16.4
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	94.2	10.0	1.6	Alle Sens.	79.4	29.6	11.6
$M_{\min, \min}$	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{15}$	79.4	23.2	18.0	$x_5, x_{15}$	68.8	34.8	27.6
	$x_1, x_7$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{16}$	79.0	23.6	18.4	$x_5, x_{16}$	66.0	34.0	34.0
	$x_1, x_8$	100.0	0.0	0.0	$x_3, x_{13}$	78.8	23.2	19.2	$x_6, x_{16}$	66.0	34.8	33.2
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	93.8	10.8	1.6	Alle Sens.	83.4	26.0	7.2
$M_{\max, \text{idx}}$	$x_1, x_{12}$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{14}$	73.4	42.0	11.2	$x_6, x_{13}$	62.2	54.8	20.8
	$x_1, x_{13}$	100.0	0.0	0.0	$x_6, x_{14}$	72.4	44.4	10.8	$x_5, x_{12}$	60.8	53.6	24.8
	$x_1, x_{14}$	100.0	0.0	0.0	$x_6, x_{13}$	72.2	38.0	17.6	$x_4, x_{12}$	60.2	57.6	22.0
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	85.2	22.8	6.8	Alle Sens.	65.2	45.2	24.4
$M_{\min, \text{idx}}$	$x_1, x_6$	100.0	0.0	0.0	$x_5, x_{16}$	76.2	34.0	13.6	$x_5, x_{17}$	61.0	51.6	26.4
	$x_1, x_8$	100.0	0.0	0.0	$x_6, x_{14}$	74.2	36.8	14.8	$x_6, x_{16}$	60.8	51.2	27.2
	$x_1, x_9$	100.0	0.0	0.0	$x_7, x_{16}$	74.2	39.6	12.0	$x_4, x_{14}$	60.4	50.4	28.8
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	85.8	22.8	5.6	Alle Sens.	67.6	40.0	24.8
<i>CR</i>	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{15}$	88.4	19.6	3.6	$x_4, x_{16}$	72.2	37.2	18.4
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{16}$	88.4	19.2	4.0	$x_5, x_{14}$	72.2	36.4	19.2
	$x_1, x_8$	100.0	0.0	0.0	$x_5, x_{16}$	88.0	19.6	4.4	$x_3, x_{14}$	71.6	36.0	20.8
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	86.4	19.2	8.0	Alle Sens.	68.6	42.8	20.0
<i>R</i>	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_5, x_{13}$	91.2	9.6	8.0	$x_6, x_{17}$	77.2	26.8	18.8
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_8, x_{18}$	90.8	11.6	6.8	$x_7, x_{16}$	77.2	27.6	18.0
	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_3, x_{12}$	90.4	10.0	9.2	$x_6, x_{16}$	76.6	29.6	17.2
	Alle Sens.	99.8	0.4	0.0	Alle Sens.	96.2	4.4	3.2	Alle Sens.	89.8	14.4	6.0
$R_2$	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_3, x_{16}$	97.2	2.4	3.2	$x_5, x_{16}$	85.8	16.0	12.4
	$x_1, x_4$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{17}$	97.0	3.6	2.4	$x_3, x_{14}$	85.6	18.8	10.0
	$x_1, x_5$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{16}$	96.8	3.2	3.2	$x_5, x_{15}$	85.4	17.6	11.6
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	99.0	2.0	0.0	Alle Sens.	92.6	10.8	4.0
$R_4$	$x_1, x_2$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{16}$	97.4	4.4	0.8	$x_4, x_{17}$	87.4	16.8	8.4
	$x_1, x_3$	100.0	0.0	0.0	$x_4, x_{17}$	97.4	4.4	0.8	$x_3, x_{15}$	86.0	20.4	7.6
	$x_1, x_5$	100.0	0.0	0.0	$x_3, x_{16}$	97.2	3.2	2.4	$x_3, x_{17}$	85.8	19.2	9.2
	Alle Sens.	100.0	0.0	0.0	Alle Sens.	98.0	2.4	1.6	Alle Sens.	90.4	13.2	6.0
<i>D</i>	$x_3, x_{17}$	99.6	0.8	0.0	$x_3, x_{10}$	54.6	50.4	40.4	$x_5, x_{15}$	54.4	57.2	34.0
	$x_{11}, x_{17}$	99.6	0.4	0.4	$x_5, x_7$	54.6	51.6	39.2	$x_3, x_{14}$	54.2	54.0	37.6

Merkmal	Ohne Rauschen				Rauschniveau 1				Rauschniveau 2			
	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaare	Acc.	FNR	FPR
$x_{13}, x_{17}$		99.6	0.8	0.0	$x_1, x_2$	54.4	49.6	41.6	$x_{10}, x_{16}$	54.0	52.0	40.0
Alle Sens.		99.2	0.8	0.8	Alle Sens.	46.8	62.0	44.4	Alle Sens.	51.2	56.0	41.6

Alle  $M$ -Merkmalsvariationen auf Grundlage der rauschfreien Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  können eine perfekte Klassifikation erreichen. Für Rauschniveau 1 kann nur noch das  $M_{\max, \min}$ -Merkmal für einzelne Sensorpaare eine brauchbare Klassifikation erreichen. Die besten Sensorpaare für das  $M_{\max, \min}$ -Merkmal setzen sich zumeist aus Sensoren aus der Feldmitte zusammen, wobei ein Sensor jeweils in einem der beiden Feldern liegt. Unter Berücksichtigung aller Sensorpaare können  $M_{\max, \min}$ ,  $M_{\min, \min}$ ,  $M_{\max, \text{idx}}$  und  $M_{\min, \text{idx}}$  eine brauchbare Klassifikation erzielen, wobei verhältnismäßig mehr ungeschädigte Balken als geschädigte Balken vom Klassifikationsmodell ausgegeben werden ( $\text{FNR} > \text{FPR}$ ). Am besten schneidet das Merkmal  $M_{\max, \min}$  mit Accuracy = 94.2 % und  $M_{\min, \min}$  mit Accuracy = 93.8 % für alle Sensorpaare mit Rauschniveau 1 ab. Mit Rauschniveau 2 kann keine brauchbare Klassifikation erreicht werden. Für  $M_{\max, \min}$  kann nur noch eine Accuracy = 76.4 % für ein einzelnes Sensorpaar erreicht werden und für alle Sensoren schneidet  $M_{\min, \min}$  am besten mit Accuracy = 83.4 % ab.

Das Merkmal  $CR$  erzielt eine perfekte Klassifikation auf Basis der rauschfreien Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$ . Für die Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  mit Rauschniveau 1 kann eine brauchbare Klassifikation für die drei besten einzelnen Sensorpaare erzielt werden ( $88.0\% \leq \text{Accuracy} \leq 88.4\%$ ). Wobei die Accuracy auf 86.6 % sinkt, wenn alle Sensorpaare verwendet werden. Es schneiden Sensorpaare am besten ab, bei denen beide Sensoren nahe der Feldmitte liegen. Die niedrigste FNR liegt bei 19.2 % und ist fast fünf mal so hoch wie die FPR. Kein Sensorpaar erreicht für Rauschniveau 2 eine brauchbare Klassifikation. Dies gilt auch wenn alle Sensorpaare berücksichtigt werden.

Unter den  $R$ -Merkmalsvariationen erreichen alle Merkmale eine perfekte Klassifikation auf Basis der rauschfreien Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  mit Ausnahme des  $R$ -Merkmals für alle Sensorpaare. Hier liegt eine Accuracy von 99.8 % vor. Für Rauschniveau 1 erreichen  $R_2$  und  $R_4$  eine sehr gute Klassifikation mit einer Accuracy = 97.2 % für  $R_2(x_3, x_{16})$  und einer Accuracy = 97.4 % für  $R_4(x_4, x_{16})$ . Das  $R$ -Merkmal erreicht eine brauchbare Klassifikation mit dem besten Sensorpaar  $R(x_5, x_{13})$  mit einer Accuracy von 91.2 %. Die niedrigste FNR liegt bei 8.4 % für  $R(x_8, x_{14})$ , bei 2.4 % für  $R_2(x_3, x_{16})$  und bei 3.2 % für  $R_4(x_3, x_{16})$ . Wenn alle Sensorpaare mit Rauschniveau 1 verwendet werden, kann für alle  $R$ -Merkmalsvariationen eine sehr gute Klassifikation erzielt werden. Wobei das  $R_2$ -Merkmal am besten abschneidet. Wie basierend auf den Krümmungseinflusslinien  ${}_w''\eta$  ist die beste  $R$ -Merkmalsvariation für ein einzelnes Sensorpaar das  $R_4$ -Merkmal und für alle Sensorpaare schneidet das  $R_2$ -Merkmal am besten ab. Dies gilt für Rauschniveau 1 und Rauschniveau 2. Basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  mit Rauschniveau 2 kann für das  $R_2$ -Merkmal mit einer Accuracy

von 85.8 % und für das  $R_4$ -Merkmal mit 87.4 % eine brauchbare Klassifikation für einzelne Sensorpaare erzielt werden. Die niedrigste FNR liegt bei 22.0 % für  $R(x_8, x_{14})$ , bei 14.8 % für  $R_2(x_6, x_{16})$  und bei 16.8 % für  $R_4(x_4, x_{17})$ . Dabei liegt die FNR für die drei Merkmals-Sensor-Kombinationen über der FPR. Für  $R_4(x_4, x_{17})$  liegt die FNR fast doppelt so hoch wie die FPR. Unter Berücksichtigung aller Sensoren kann eine brauchbare Klassifikation für alle  $R$ -Merkmalsvariationen ( $R$ ,  $R_2$  und  $R_4$ ) erreicht werden. Zumeist werden mehr ungeschädigte Balken als geschädigte Balken richtig klassifiziert, da die FNR höher liegt als die FPR. Die beiden Merkmale  $R_2$  und  $R_4$  erreichen eine höhere Accuracy als das *all*-Merkmal für das beste einzelne Sensorpaar mit Rauschniveau 1 und 2. Unter Berücksichtigung aller Sensoren bzw. Sensorpaare schneidet  $R_2$  mit Rauschniveau 1 genauso wie das *all*-Merkmal ab und mit Rauschniveau 2 besser. In Abschnitt 4.2.4 werden die falsch klassifizierten Fälle für die  $R$ -Merkmalsvariationen und in Abschnitt 4.2.5 die besten Sensorpositionen im Detail betrachtet.

Die zweifache Ableitung  $D$  der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  erzielt eine höhere Accuracy mit 99.6% für die besten drei Sensorpaare als das  $D$ -Merkmal basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ . Unter Berücksichtigung von Rauschen wird das  $D$ -Merkmal ebenfalls, wie für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  unbrauchbar, da die Klassifikationsmodelle eine zufällige Klassifikation vornehmen. Die Ableitung der Verschiebungseinflusslinien mit Rauschen kann eventuell durch andere Ableitungsmethoden, wie z. B. dem Mindlin Approach, verbessert werden [19, 166].

### 4.2.3 Zwischenfazit

Für die gewählten Rauschniveaus kann mit beiden Größen – Krümmungs- sowie Verschiebungseinflusslinie – mit bestimmten Merkmalen eine brauchbare Klassifikation bis Rauschniveau 2 umgesetzt werden. Allgemein schneiden Merkmale basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  besser als Merkmale basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  für das gleiche Rauschniveau ab. Wobei für die rauschfreien Einflusslinien beide gleich gut abschneiden. Mit steigendem Rauschen wird der Unterschied größer.

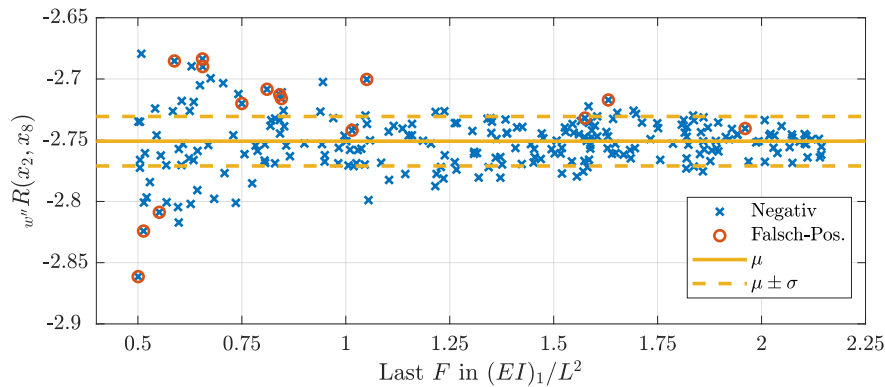
Bis auf die Merkmale  $\max|\cdot|$ ,  $P_{\max}$ ,  $A$  und  $D$  erreichen alle Merkmale eine perfekte Klassifikation für Einflusslinien ohne Rauschen. Integralbasierte Merkmale ( $A$ ,  $R$ ,  $R_2$  und  $R_4$  sowie IMIL) sind robuster gegenüber Rauschen. Merkmale, die auf Ableitungen basieren ( $D$  und SODM), sind bereits beim Rauschniveau 1 unbrauchbar. Je größer das Rauschen wird, desto mehr Merkmalskomponenten werden benötigt um eine höhere Accuracy zu erreichen. D. h. zum einen ist es besser, alle Sensoren bzw. Sensorpaare zu verwenden, und zum anderen Merkmale mit mehr Dimensionen (z. B.  $R_2$  oder  $R_4$  statt  $R$ ). Am besten schneiden die Klassifikationsmodelle für das *all*-Merkmal ab, welches alle untersuchten Merkmale verwendet. Jedoch sind  $R_2$  und  $R_4$  in einigen Fällen besser als das *all*-Merkmal. Dies könnte auf

das Hughes Phänomen zurückgeführt werden, welches besagt, dass ab einem Punkt mehr Merkmale die Leistung des Modells sinken lässt (siehe Abschnitt 2.3). Die besten Sensorpaare bestehen zumeist aus jeweils einem Sensor in einem der beiden Felder. Dabei liegen die Positionen basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  zwischen Feldmitte und mittlerem Lager und basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in der Nähe zur Feldmitte. Da meistens die FNR höher als FPR liegt, heißt es, dass meistens eher geschädigte Balken falsch klassifiziert werden. Ausnahmen sind hierbei das  $R$ -Merkmale und das Merkmal IMIL basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ .

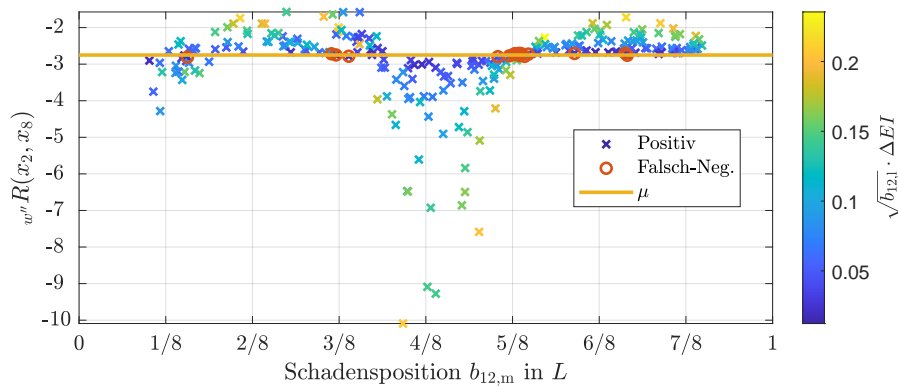
#### 4.2.4 Analyse der falsch klassifizierten Fälle

Da sich die  $R$ -Merkmalsvariationen am vielversprechendsten erwiesen haben, werden diese nachfolgend näher untersucht. Dazu werden in diesem Abschnitt die falsch klassifizierten Fälle der  $R$ -Merkmalsvariationen für das beste Sensorpaar aus den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 mit dem Rauschniveau 1 betrachtet. Zur besseren Übersicht wird in diesem Abschnitt nur das  $w''R(x_2, x_8)$ -Merkmal in Abbildung 4.3 und das  $wR(x_5, x_{13})$ -Merkmal in Abbildung 4.4 analysiert. Die Merkmale  $w''R_2(x_4, x_{12})$ ,  $wR_2(x_3, x_{16})$ ,  $w''R_4(x_7, x_{14})$  und  $wR_4(x_4, x_{16})$  können den Abbildungen D.1 bis D.4 im Anhang D.1 entnommen werden. Die Struktur in den Abbildungen 4.3, 4.4 und D.1 bis D.4 ist gleich. In den Abbildungen 4.3a, 4.4a, D.1a, D.2a, D.3a und D.4a sind die Werte der  $R$ -Merkmalsvariation über der Last  $F$  für alle negativen Fälle (ungeschädigte Balken) des Testdatensatzes durch das  $\times$ -Symbole dargestellt. Die  $\text{---}$ -Linie stellt den Mittelwert  $\mu$  der jeweiligen  $R$ -Merkmalsvariation für die negativen Fälle (ungeschädigte Balken) des Trainingsdatensatzes dar und die  $\text{---}$ -Linie die Standardabweichung bezogen auf den Mittelwert, d. h.  $\mu \pm \sigma$ . Die falsch klassifizierten negativen Fälle aus den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 sind durch das Symbol  $\circ$  gekennzeichnet. Diese stellen die Falsch-Positiven Fälle  $fp$  dar, die in der FPR wiederzufinden sind. Den negativen Fällen in den Abbildungen 4.3a, 4.4a, D.1a, D.2a, D.3a und D.4a ist gemeinsam, dass der Wert des  $R$ -Merkmals für geringere Lasten  $F$  stärker streut als für höhere Lasten. Dies kann auf ein ungünstigen SNR zurückgeführt werden, da dieser von der Höhe der Krümmung bzw. Verschiebung und somit auch von der Höhe der Last  $F$  abhängt. Durch einen niedrigeren Ausschlag, der mit einer niedrigeren Last einhergeht, werden die im Signal enthaltenen Information vom Rauschen überlagert. Daher ergibt sich, dass die meisten falsch-positiven Fälle  $fp$ , welche durch das  $\circ$ -Symbol in den Abbildungen 4.3a, 4.4a, D.1a, D.2a, D.3a und D.4a gekennzeichnet sind, eine geringere Last  $F$  aufweisen. Die Abhängigkeit der falsch-positiven Fälle von der Last wird besonders für die Merkmale  $R_2$  und  $R_4$  in den Abbildungen D.1a, D.2a, D.3a und D.4a deutlich.

Weiteren Untersuchungen kann entnommen werden, dass die Werte der  $R$ -Merkmalsvariationen für die positiven Fälle (geschädigter Balken) nicht so stark von der Last  $F$  für den Testdatensatz abhängen, wie die negativen Fälle. Außerdem werden alle Fälle mit einer niedrigeren



(a) Werte des  $w''R(x_2, x_8)$ -Merkmals für die ungeschädigten Balken (Negative Fälle) des Testdatensatzes über der Last  $F$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-positiven Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.4 dar.



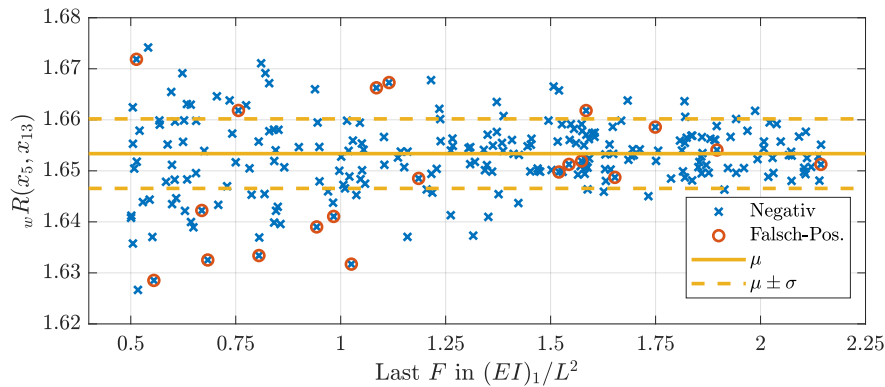
(b) Werte des  $w''R(x_2, x_8)$ -Merkmals für die geschädigten Balken (Positive Fälle) des Testdatensatzes über der Schadensposition  $b_{12,m}$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-negativen Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.4 dar. Die Farbe der  $\times$ -Symbole spiegelt die Höhe des Produkts aus  $\sqrt{b_{12,1}}$  und  $\Delta EI$  wieder.

**Abbildung 4.3:** Analyse der falsch klassifizierten Fälle für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschniveau 1 für das ausgewählte Merkmal  $w''R(x_2, x_8)$ . Das  $\times$ -Symbol stellt die einzelnen Werte des  $R$ -Merkmals über der Last  $F$  bzw. der Schadensposition  $b_{12,m}$  für den Testdatensatz dar. Die  $—$ -Linien stellen den Mittelwert  $\mu$  und  $- -$  die Standardabweichung um den Mittelwert  $\mu \pm \sigma$  für die ungeschädigten Balken des Trainingsdatensatzes dar. Die  $\circ$  stellen die falsch klassifizierten Fälle in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 dar.

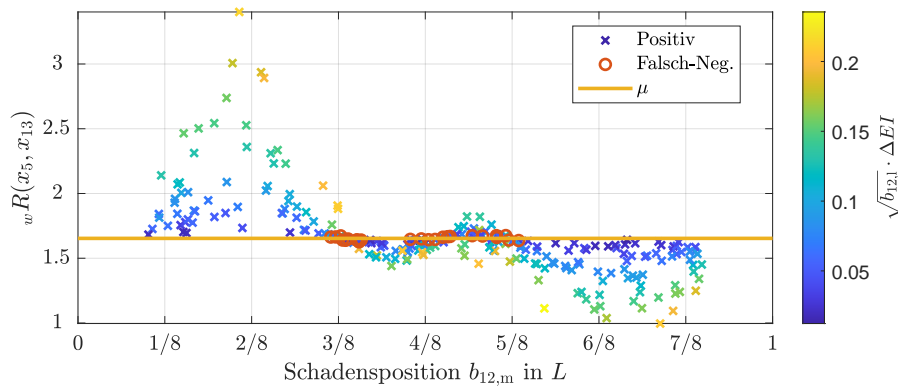
Last tendenziell als positiv klassifiziert. Daher sind in den Abbildungen 4.3b, 4.4b, D.1b, D.2b, D.3b und D.4b die Werte der  $R$ -Merkmalsvariationen für die positiven Fälle des Testdatensatzes über der Schadensposition  $b_{12,m}$  durch ein farbiges  $\times$ -Symbol aufgetragen. Die Farbe repräsentiert die Schadenshöhe, die durch das Produkt der Wurzel der Schadenslänge  $b_{12,1}$  und der Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  ausgedrückt wird. Die eingeführte Schadenshöhe ist besser für die Darstellung in den Abbildungen geeignet. Auch hier ist der Mittelwert  $\mu$  der negativen Fälle (ungeschädigter Balken) des Trainingsdatensatzes durch die  $—$ -Linie

wiedergegeben. Dadurch, dass die positiven Fälle mehr vom ungeschädigten Wert der  $R$ -Merkmalsvariationen abweichen, ist ein größerer Bereich auf der Ordinate angegeben. Aufgrund der Skalierung der Ordinate wäre die Standardabweichung  $\mu \pm \sigma$  vom Mittelwert  $\mu$  nicht zu unterscheiden, daher ist diese in den Abbildungen nicht eingezeichnet. Die vom Klassifikationsmodell falsch klassifizierten positiven Fälle entsprechen den falsch-negativen Fällen  $f_n$ . Die falsch-negativen Fälle  $f_n$  sind durch das  $\circ$ -Symbol gekennzeichnet und liegen zumeist in unmittelbarer Nähe zum Mittelwert  $\mu$  des ungeschädigten Balkens des Trainingsdatensatzes, wie dies den Abbildungen 4.3b, 4.4b, D.1b, D.2b, D.3b und D.4b entnommen werden kann. Wie bereits erwähnt, kann kein Zusammenhang für die falsch-negativ klassifizierten Fälle zwischen den Werten der  $R$ -Merkmalsvariationen und der Last  $F$  erkannt werden. Generell werden niedrigere Lasten tendenziell als positiv klassifiziert. Die meisten falsch-negativen Fälle  $f_n$  besitzen ein niedriges Produkt aus Schadenslänge und -höhe  $\sqrt{b_{12,l}}\Delta EI$  und liegen damit näher am Mittelwert  $\mu$  des ungeschädigten Trainingsdatensatzes. Des Weiteren hängen die Werte der  $R$ -Merkmalsvariationen von der Schadensposition  $b_{12,m}$  ab, denn die Werte für das  $R$ -Merkmal in Abbildung 4.4b weisen um die Schadensposition  $b_{12,m} = 3/8L$  und in den Abbildungen 4.3b und 4.4b um  $b_{12,m} = 5/8L$  eine niedrige Varianz auf und liegen nahe dem Mittelwert  $\mu$  der Trainingsdaten der ungeschädigten Fälle. Die Fälle mit einem niedrigen Produkt  $\sqrt{b_{12,l}}\Delta EI$  werden von den meisten Sensorpaaren falsch klassifiziert. Viele Sensorpaare haben allgemein mit den Merkmalen  ${}_w R$  und  ${}_w R$  Schwierigkeiten Schäden in der Nähe von  $3/8L$  und  $5/8L$  richtig zu klassifizieren.

Abschließend kann nach diesem Abschnitt festgehalten werden, dass die meisten falsch-positiven Fälle  $f_p$  einer Konfiguration mit einer niedrigen Last entstammen und die meisten falsch-negativen Fälle  $f_n$  eine kleine Schadenslänge und Biegesteifigkeitsreduktion aufweisen. Bei den falsch-positiven Fällen  $f_p$  wird das Nutzsignal durch das Rauschen überlagert aufgrund einer niedrigen Last, sodass keine brauchbaren Informationen für eine Schadenserkennung aus dem Signal extrahiert werden können. Diese Fälle weisen wegen der niedrigen Last ein niedriges SNR auf. Daher empfiehlt es sich für eine spätere Anwendung nur Überfahrten schwerer Fahrzeuge zu verwenden, um die FPR niedrig zu halten. Für eine niedrigere FNR sollten mehr als zwei Sensorpaare verwendet werden. Dadurch können Schäden mit einer Schadensposition die von einem Sensorpaar schwer erkannt wird, durch einen weiteren gut positionierten Sensor aufgedeckt werden. Dennoch können Schäden mit einer kleinen Schadenslänge oder Biegesteifigkeitsreduktion unentdeckt bleiben.



(a) Werte des  $wR(x_5, x_{13})$ -Merkmals für die ungeschädigten Balken (Negative Fälle) des Testdatensatzes über der Last  $F$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-positiven Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.5 dar.



(b) Werte des  $wR(x_5, x_{13})$ -Merkmals für die geschädigten Balken (Positive Fälle) des Testdatensatzes über der Schadensposition  $b_{12,m}$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-negativen Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.5 dar. Die Farbe der  $\times$ -Symbole spiegelt die Höhe des Produkts aus  $\sqrt{b_{12,1}}$  und  $\Delta EI$  wieder.

**Abbildung 4.4:** Analyse der falsch klassifizierten Fälle für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  mit Rauschniveau 1 für das ausgewählte Merkmal  $wR(x_5, x_{13})$ . Das  $\times$ -Symbol stellt die einzelnen Werte des  $R$ -Merkmals über der Last  $F$  bzw. der Schadensposition  $b_{12,m}$  für den Testdatensatz dar. Die  $—$ -Linien stellen den Mittelwert und  $- -$  die Standardabweichung für die ungeschädigten Balken des Trainingsdatensatzes dar. Die  $\circ$  stellen die falsch klassifizierten Fälle in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 dar.

#### 4.2.5 Sensorpositionierung für $R$ -Merkmalsvariationen

Die besten einzelnen Merkmale in den Untersuchungen in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 waren die  $R$ -Merkmalsvariationen. In den Tabellen 4.4 und 4.5 sind nur die besten drei Sensorpaare angegeben. Dieser Abschnitt soll die Accuracy der  $R$ -Merkmalsvariationen in Abhängigkeit aller Sensorpaare untersuchen, um Aussagen zu einer geeigneten Sensorpositionierung abzuleiten. Dafür ist die Accuracy in den Abbildungen 4.5 und 4.6 farblich



dargestellt und reicht von 50 % (dunkelblau) bis 100 % (gelb) für ein Sensorpaar  $(x_i, x_j)$ . Auf der Abszisse ist die Sensorposition  $x_j$  und auf der Ordinate die Sensorposition  $x_i$  aufgetragen. Das Integral der Einflusslinie in Sensorposition  $x_i$  bildet den Zähler bei der Berechnung des  $R$ -Merkmals und das Integral der Einflusslinie in Sensorposition  $x_j$  den Nenner. Aufgrund der Symmetrie in der Balkenhälfte wurden die Kombinationen in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 nur einfach betrachtet. Die Spiegelachse geht hier durch die Punkte  $(0L, 0L)$  und  $(L, L)$ . Dies würde dem Vertauschen von Zähler und Nenner bei der Berechnung des  $R$ -Merkmals entsprechen. Daher liegen Ergebnisse nur für die rechte untere Hälfte in den Abbildungen 4.5 und 4.6 vor. Da der Verlauf der Einflusslinien über der Lastposition  $d_F$  für die gespiegelten Sensorpositionen gespiegelt ist, ergibt sich eine weitere Symmetrie durch die Diagonale  $(0L, L)$  und  $(L, 0L)$ . Jedoch muss beachtet werden, dass für eine perfekte Symmetrie ein sehr großer Datensatz verwendet werden muss, in dem die Schadenskonfigurationen auch symmetrisch verteilt sind.

In den Abbildungen 4.5a, 4.5b, 4.6a und 4.6b ist das  $R$ -Merkmal, in den Abbildungen 4.5c, 4.5d, 4.6c und 4.6d das  $R_2$ -Merkmal und in den Abbildungen 4.5e, 4.5f, 4.6e und 4.6f das  $R_4$ -Merkmal abgebildet. Auf der linken Seite in den Abbildungen 4.5 und 4.6 befinden sich die Ergebnisse mit Rauschniveau 1 und auf der rechten Seite mit Rauschniveau 2. Die Einflusslinien ohne Rauschen werden hier nicht aufgeführt, da diese eine perfekte Klassifikation für alle Sensorpaare erreichen und somit keine Aussagekraft besitzen.

### **$R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Krümmungseinflusslinien**

Die Sensorpaare mit der höchsten Accuracy für das Merkmal  $w''R$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschniveau 1 in Abbildung 4.5a bestehen aus einem Sensor nahe der Feldmitte ( $x_i = 4/20L$  oder  $x_j = 16/20L$ ) und einem Sensor nahe der Balkenhälfte  $2/4L$ , wo das mittlere Lager sich befindet. Es ist schwer zu beurteilen ob der Sensor  $x_8$  in Tabelle 4.4 ein Ausreißer ist, weil die Schadenskonfigurationen zufällig günstig für diesen liegen oder  $x_8$  nahe der schadenssensitiven Sensorposition  $3/8L$  liegt (siehe Abschnitt 3.4). Eine schlechte Klassifikation kann von symmetrisch zum mittleren Lager angeordneten Sensorpaaren ( $x_j = L - x_i$ ) erwartet werden oder wenn die beide Sensorpaare zu Nahe an den äußeren Lagern liegen. Bei einer symmetrischen Anordnung der Sensorpaare beträgt der Wert des  $R$ -Merkmals immer  $R = 1$  außer für die Fälle, bei denen der Sensor innerhalb des Schadens liegt ( $b_1 < x_i < b_2$  oder  $b_1 < x_j < b_2$ ). Für diese Fälle ist sogar eine hohe Sensitivität zu erwarten. Jedoch sind die Schadenspositionen in den Datensätzen gleichmäßig über den Balken verteilt. Somit kommen viele Schadenskonfigurationen vor, in denen die Sensorposition nicht innerhalb des Schadens liegt. Dies gilt mit Rauschniveau 1 sowie mit Rauschniveau 2 für das  $w''R$ -Merkmal. Mit Rauschniveau 2 in Abbildung 4.5b ist eine deutliche Verschlechterung gegenüber Rauschniveau 1 zu erkennen. Hier erzielten ebenfalls die

Sensorpaare bestehend aus einem Sensor nahe Feldmitte und nahe des mittleren Lagers verhältnismäßig eine höhere Accuracy.

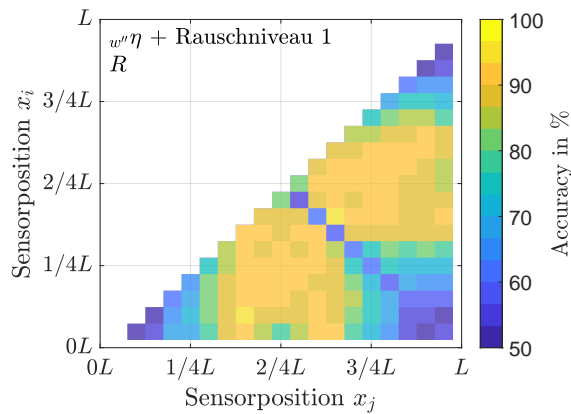
Das Unterteilen der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte führt in den Abbildungen 4.5c und 4.5d für  $w''R_2$  zu einer Erhöhung der Accuracy sowie zur einer Ausweitung der Bereiche, die eine Accuracy  $\geq 90\%$  erreichen können. Dabei verschiebt sich der Bereich für die Sensorpaare in dem eine höhere Accuracy erwartet werden kann. Diese liegen zwischen Feldmitte und mittlerem Lager, wobei ein Sensor in einem Feld und der andere Sensor im anderen Feld liegen muss. Die symmetrisch angeordneten Sensorpaare schneiden nun deutlich besser ab, außer die Sensoren liegen an den Balkenenden. Die schlechteste Klassifikation kann nur noch von Sensorpaaren erwartet werden, bei denen einer der Sensoren zu nah an den äußeren Lagern sitzt. Durch die Erhöhung des Rauschens sinkt die Accuracy, aber auch der Bereich in dem eine Accuracy größer 90 % erreicht werden kann (Vergleich Abbildungen 4.5c und 4.5d).

Durch die Erhöhung der Unterteilung der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte für  $w''R_4$  in Abbildung 4.5e, dehnt sich der Bereich für die Sensorpaare weiter aus, in dem eine Accuracy über 95 % erreicht werden kann. Mit Rauschniveau 2 fällt die Ausdehnung für  $w''R_4$  in Abbildung 4.5f im Vergleich mit  $w''R_2$  in Abbildung 4.5d nicht so hoch aus wie für Rauschniveau 1.

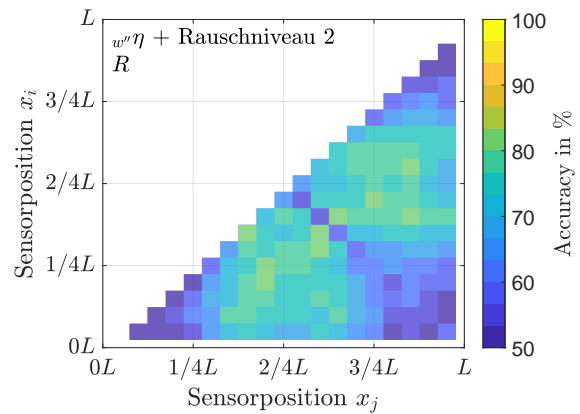
### **R-Merkmalvariationen basierend auf den Verschiebungseinflusslinien**

Die Accuracy für die  $R$ -Merkmalvariationen basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Abhängigkeit der Sensorpaare ist in Abbildung 4.6 dargestellt. Den Abbildungen 4.6a bis 4.6f kann für alle  $R$ -Merkmalvariationen entnommen werden, dass ein Sensorpaar bestehend aus einem Sensor im mittlerem Lager ( $x_i = 2/4L$  oder  $x_j = 2/4L$ ) zu einer zufälligen Klassifikation führt (Accuracy  $\approx 50\%$ ), da im mittleren Lager die Verschiebung gleich Null ist. Die verhältnismäßig höchste Accuracy für das Merkmal  $wR$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Abbildung 4.6a kann für Sensorpaare erwartet werden, in denen ein Sensor zwischen Feldmitte und mittlerem Lager liegt und der zweite Sensor im gegenüberliegenden Feld und nicht zu nah am mittleren Lager. Generell führen Sensorpaare mit einem Sensor nahe dem Lager zu einer verhältnismäßig niedrigen Accuracy. Die niedrigste Accuracy liegt für Sensorpaare vor, bei denen einer der beiden Sensoren nahe den äußeren Lagern liegt. Die Berücksichtigung von höherem Rauschen in Abbildung 4.6b führt zu einer deutlich schlechteren Accuracy.

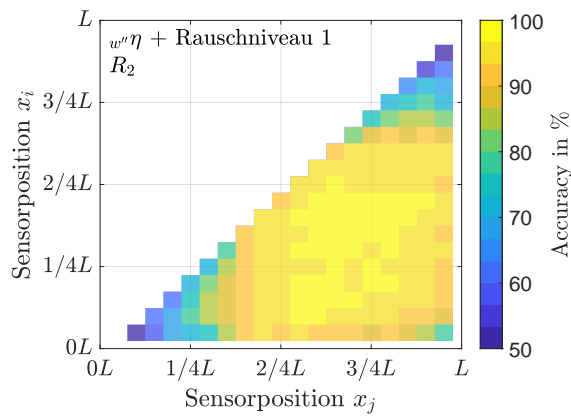
Durch die Unterteilung der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte kann die Accuracy in Abbildung 4.6c mit Rauschniveau 1 erhöht werden, aber auch der Bereich ausgedehnt werden in dem eine Accuracy  $\geq 90\%$  vorliegt. Die höchste Accuracy kann für Sensorpaare erwartet werden, bei denen die Sensoren jeweils in beiden Feldern in der Feldmitte



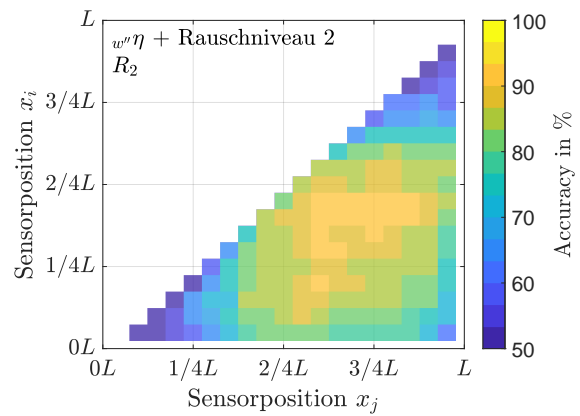
(a)  $R$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.



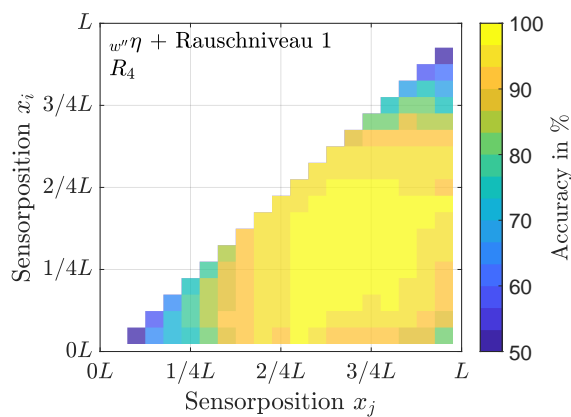
(b)  $R$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.



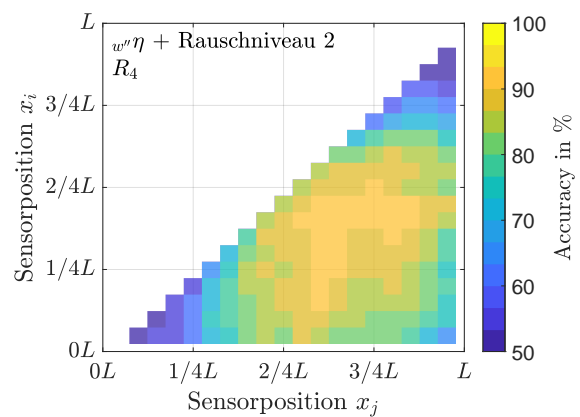
(c)  $R_2$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.



(d)  $R_2$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.

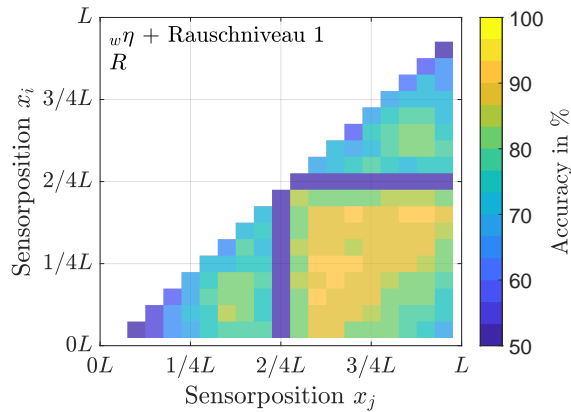


(e)  $R_4$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.

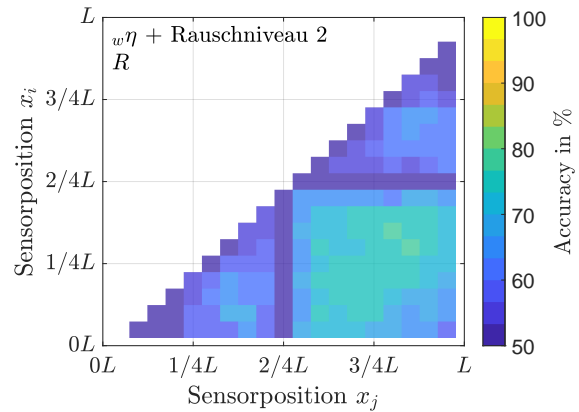


(f)  $R_4$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.

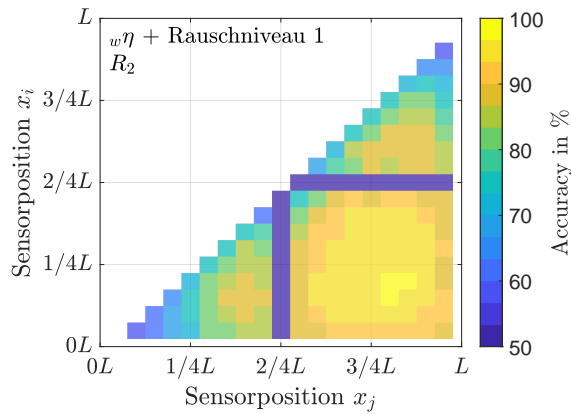
**Abbildung 4.5:** Klassifikationsergebnisse für die drei  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Abhängigkeit der Sensorpaare. Die Farbe gibt die Accuracy wider. Auf der Ordinate ist das Integral der Einflusslinie in Sensorposition  $x_j$  im Nenner des  $R$ -Merkmals aufgetragen und auf der Abszisse das Integral der Einflusslinie in Sensorposition  $x_i$  im Zähler.



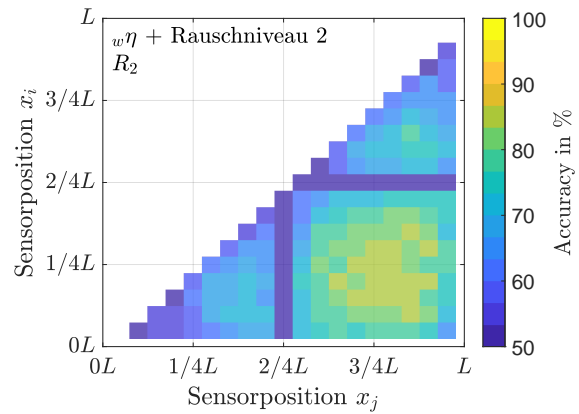
(a)  $R$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.



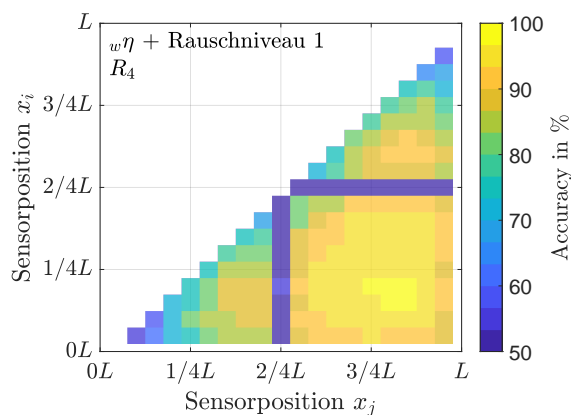
(b)  $R$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.



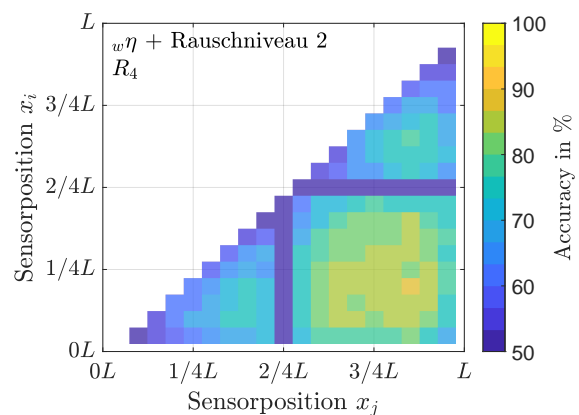
(c)  $R_2$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.



(d)  $R_2$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.



(e)  $R_4$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.



(f)  $R_4$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.

**Abbildung 4.6:** Klassifikationsergebnisse für die drei  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Abhängigkeit der Sensorpaare. Die Farbe gibt die Accuracy wider. Auf der Ordinate ist das Integral der Einflusslinie in Sensorposition  $x_j$  im Nenner des  $R$ -Merkmals aufgetragen und auf der Abszisse das Integral der Einflusslinie in Sensorposition  $x_i$  im Zähler.

liegen, wobei die Sensorposition leicht nach außen orientiert ist. Vor allem für Sensorpaare, bei denen ein Sensor in der Nähe zum mittleren Lager liegt, kann die Accuracy erhöht werden. Mit Rauschniveau 2 kann zwar die Accuracy für  ${}_wR_2$  in Abbildung 4.6d im Vergleich zu  ${}_wR$  mit Rauschniveau 1 in Abbildung 4.6b erhöht werden, jedoch liegt die Accuracy deutlich unter dem mit Rauschniveau 1.

Eine Unterteilung der Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte für  ${}_wR_4$  in Abbildung 4.6e bringt keine größere Verbesserung im Vergleich zu  ${}_wR_2$  in Abbildung 4.6c. Die Bereiche, in denen die Sensorpaare eine Accuracy über 95 % erreichen, wird etwas vergrößert. Mithilfe der Tabelle 4.5 wird erkennbar, dass die Accuracy für das beste Sensorpaar nur um 0.2 Prozentpunkte steigt. Auch für  ${}_wR_4$  mit Rauschniveau 2 in Abbildung 4.6f kann keine größere Veränderung im Vergleich zu  ${}_wR_2$  erwartet werden. Für das beste Sensorpaar steigt die Accuracy um 1.6 Prozentpunkte im Vergleich zu  ${}_wR_2$  mit Rauschniveau 2 (siehe Tabelle 4.5).

## Fazit

Die beste Sensorpositionen für die  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf der Krümmung unterscheiden sich zwischen den Merkmalen. Für das  $R$ -Merkmal besteht die beste Sensorpositionen aus einem Sensor in Feldmitte und einem Sensor in unmittelbarer Nähe zum mittleren Lager. Eine im mittleren Lager symmetrische Sensorpositionierung sollte vermieden werden. Dagegen liegen die besten Sensorpaare für das  $R_2$ - und das  $R_4$ -Merkmal zwischen Feldmitte und mittleren Lager ( $x_i \approx 3/8L$  und  $x_i \approx 5/8L$ ) wobei sich für das  $R_4$ -Merkmal der Bereich bis zur Feldmitte ausdehnt. Mit steigender Unterteilung der Einflusslinien erhöht sich auch die Accuracy, sowie die Bereich, in denen brauchbare bis sehr gute Klassifikationen möglich sind.

Die besten Sensorpositionen für  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf der Verschiebung bestehen aus Sensoren, die zur Feldmitte ( $x_i \approx 1/4L$  bzw.  $x_j \approx 3/4L$ ) orientiert liegen. Wobei jeweils ein Sensor im linken Feld und ein Sensor im rechten Feld liegen muss. Auch für die Verschiebung steigt die Accuracy wenn die Einflusslinien unterteilt wird. Aber auch der Bereich in dem eine höhere Accuracy erreicht werden kann wird größer mit einer größeren Unterteilung der Verschiebungseinflusslinien.

## 4.3 Feature Importance

Alle Klassifikationsmodelle in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 wurden basierend auf dem Klassifikationsalgorithmus Bagged Tree trainiert. Wie in Abschnitt 2.3.2 beschrieben, kann

die Feature Importance für die gewählten Klassifikationsmodelle ausgegeben werden. Anhand der Feature Importance soll die Relevanz der einzelnen Merkmale quantifiziert werden. In Abschnitt 4.3.1 wird die Feature Importance für das Merkmal *all* für alle Sensoren bzw. Sensorpaare untersucht und in Abschnitt 4.3.2 für die *R*-Merkmalsvariationen.

### 4.3.1 Feature Importance für das *all*-Merkmal

Das Merkmal *all* für alle Sensoren bzw. Sensorpaare enthält alle in Abschnitt 3.2 vorgestellten Merkmale, was einer Dimension von  $n_D = 86\,545$  entspricht. Die ersten 50 Merkmalskomponenten mit absteigender Features Importance sind im Anhang D.2 in Tabelle D.1 basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und in Tabelle D.2 basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  gelistet. Die Beschreibung der Tabellen D.1 und D.2 befindet sich im Anhang D.2. Auf Grund der Ranglisten in Tabellen D.1 und D.2 ist es ersichtlich, dass die *R*-Merkmalsvariationen eine wichtige Rolle einnehmen, jedoch ist eine quantitative Einschätzung der Merkmale durch die Feature Importance schwierig. Daher ist die summierte Feature Importance in Tabelle 4.6 basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und in Tabelle 4.7 basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  für die einzelnen Merkmalsvarianten angegeben. Beide Tabellen sind nach der gleichen Struktur aufgebaut. In allen Tabellen wurde auf die Einflusslinien ohne Rauschen verzichtet, da hier sehr viele Merkmale ein perfektes Klassifikationsergebnis liefern können und bei den relevanten Merkmalskomponenten zunächst die ausgewählt werden, die beim Training zuerst aufgeführt sind. Dies führt zu einem verzerrten Bild. Dadurch ist eine Unterscheidung der Leistung der Merkmale und damit eine Auflistung der wichtigsten 50 Merkmale nicht möglich.

In der ersten Spalte **Merkmal** den Tabellen 4.6 und 4.7 sind die Merkmale gelistet. Es sind nicht alle Merkmale vertreten, die in Abschnitt 3.2 vorgestellt wurden. Die nicht gelisteten Merkmale wurden von keinem der beiden Klassifikationsmodelle für die jeweilige Einflusslinie ausgewählt. Dazu zählen die Merkmale  $\max|\cdot|$  und  $P_{\max}$ . In Tabelle 4.7 auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  wurde zusätzlich das Merkmal *A* aussortiert. Die beiden betrachteten Rauschniveaus **Rauschniveau 1** und **Rauschniveau 2** bilden die Hauptspalte. Eine Hauptspalte besitzt die Spalte **Anzahl** der ausgewählten Merkmale und die zugehörige summierte Feature Importance **Summe Feature Importance**, die vom Klassifikationsalgorithmus Bagged Tree bestimmt wurden. Die letzte Zeile enthält die Summe der einzelnen Spalten, aus der auch die Anzahl der relevanten Merkmalskomponenten für die einzelnen Klassifikationsmodelle entnommen werden kann.

#### Feature Importance basierend auf den Krümmungseinflusslinien

Für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschniveau 1 wurden 350 Merkmalskomponenten ausgewählt (siehe Summe in der letzten Zeile unter der Spalte Rauschniveau 1

in Tabelle 4.6). Die am häufigsten ausgewählte Merkmalsvariante ist das *CR*-Merkmal mit 123 Merkmalskomponenten und das *raw*-Merkmal mit 76 Merkmalskomponenten. Diese machen jedoch nur 2.2 % bzw. 1.1 % der Feature Importance aus. Das sind nach den *R*-Merkmalsvariationen die beiden Merkmale mit der höchsten summierten Feature Importance. Wenn die *R*-Merkmalsvariationen als eine Merkmalsvariante aufgefasst werden, sind die *R*-Merkmalsvariationen die dritthäufigste Variante mit 92 Merkmalskomponenten und besitzen eine summierte Feature Importance von 94.8 %. Wobei das  $R_2$ -Merkmal das unwichtigere der drei Merkmale mit einer Feature Importance von 5.5 % ist.

**Tabelle 4.6:** Häufigkeit und dazugehörige summierte Feature Importance für das Klassifikationsmodell des *all*-Merkmals basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Merkmal	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Anzahl	Summe Feature Importance in %	Anzahl	Summe Feature Importance in %
<i>raw</i>	76	1.1	246	4.4
<i>A</i>	-	-	1	0.1
$M_{\max,\max}$	2	0.0	5	0.1
$M_{\max,\min}$	4	0.2	11	0.4
$M_{\min,\min}$	-	-	2	0.1
$M_{\max,\text{idx}}$	-	-	3	0.1
$M_{\min,\text{idx}}$	4	0.1	4	0.1
<i>CR</i>	123	2.2	327	6.6
<i>R</i>	19	22.1	22	9.5
$R_2$	54	5.5	76	23.0
$R_4$	19	67.2	48	51.9
<i>D</i>	23	0.3	71	1.2
MIE	16	0.9	19	1.4
IMIL	5	0.2	18	1.0
SODM	5	0.2	12	0.1
Summe	350	100.0	865	100.0

Mit Rauschniveau 2 werden 865 Merkmale ausgewählt. Auch hier sind das *CR* und *raw*-Merkmal am häufigsten mit jeweils 327 und 246 Merkmalskomponenten vertreten. Ebenfalls sind diese beiden Merkmale mit 6.6 % und 4.4 % die beiden wichtigsten Merkmale außerhalb der *R*-Merkmalsvariationen. Der Anteil der summierten Feature Importance der *R*-Merkmalsvariationen sinkt auf 84.4 % für das Rauschniveau 2. Nun stellt das *R*-Merkmal mit

9.5 % die unwichtigere  $R$ -Merkmalsvariation dar. Das  $R_4$ -Merkmal bleibt weiterhin das wichtigste Merkmal mit 51.9 %.

Die, in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.5 gemachte Erkenntnis, dass mit  $R_4$ -Merkmalen eine höhere Accuracy auch mit mehreren Sensorpaaren erreicht werden kann, wird durch die Tabelle 4.6 gestützt. Denn die  $R_4$ -Merkmale basierend auf den Krümmungseinflusslinien erreichen die höchste summierte Feature Importance mit beiden Rauschniveaus.

### Feature Importance basierend auf den Verschiebungseinflusslinien

Basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  mit Rauschniveau 1 werden auch am häufigsten das  $CR$ -Merkmal mit 153 Merkmalskomponenten und das  $raw$ -Merkmal mit 150 Merkmalskomponenten in Tabelle 4.7 ausgewählt. Die jedoch nur einen Anteil der Feature Importance von 2.8 % und 2.1 % ausmachen. Für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  mit Rauschniveau 1 sind die wichtigsten Merkmale ebenfalls  $R$ -Merkmalsvariationen, die einen Anteil von 94.1 % an der Feature Importance haben. Wobei das  $R_2$ -Merkmal mit 64.2 % den höchsten Anteil hat und das  $R_4$ -Merkmal mit 3.1 % den kleinsten.  $R_4$  besitzt die dritthöchste summierte Feature Importance. Insgesamt wählt das Klassifikationsmodell 456 Merkmalskomponenten aus.

Für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  mit Rauschniveau 2 steigt der Bedarf auf 1 106 Merkmalskomponenten an. Das wichtigste Merkmal ist nun das  $R$ -Merkmal mit 68.7 % und das zweitwichtigste das  $R_2$ -Merkmal mit 11.1 %. Während die  $R$ -Merkmalsvariationen auch mit Rauschniveau 2 den größten Anteil ausmachen, verkleinert sich der summierte Anteil der Feature Importance für das  $R_4$ -Merkmal auf 0.8 %. Das dritt- und viertwichtigste Merkmal ist somit das  $CR$ -Merkmal mit einer summierten Feature Importance von 8.3 % und das  $raw$ -Merkmal mit 7.1 %. Die jedoch auch durch eine deutlich höhere Anzahl an Merkmalskomponenten vertreten sind.

Auch hier deckt sich die Erkenntnis aus der Untersuchung zur Sensorpositionierung der  $R$ -Merkmalsvariationen in Abschnitt 4.2.5, dass die  $R_4$ -Merkmale keine weitere Verbesserung gegenüber den  $R_2$ -Merkmalen basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit beiden Rauschniveaus bieten. Da beim Training des Klassifikationsmodells zuerst die  $R_2$ -Merkmale sortiert sind, werden weniger  $R_4$ -Merkmale bei der Feature Importance ausgewählt.

### Fazit

Die Klassifikationsmodelle basierend auf den Verschiebungseinflusslinien benötigen mehr Merkmalskomponenten als die, die auf den Krümmungseinflusslinien basieren. Dies trifft für Rauschniveau 1 und 2 zu. Am häufigsten sind Merkmalskomponenten der beiden



**Tabelle 4.7:** Häufigkeit und dazugehörige summierte Feature Importance für das Klassifikationsmodell des *all*-Merkmal basierend auf der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

<b>Merkmal</b>	<b>Rauschniveau 1</b>		<b>Rauschniveau 2</b>	
	Anzahl	Summe	Anzahl	Summe
		Feature		Feature
		Importance		Importance
in %	in %			
<i>raw</i>	150	2.1	350	7.1
$M_{\max,\max}$	-	-	4	0.1
$M_{\max,\min}$	7	0.2	15	0.4
$M_{\min,\min}$	5	0.2	7	0.0
$M_{\max,\text{idx}}$	2	0.0	8	0.1
$M_{\min,\text{idx}}$	2	0.0	4	0.1
<i>CR</i>	153	2.8	420	8.3
<i>R</i>	38	26.8	45	68.7
$R_2$	52	64.2	72	11.1
$R_4$	9	3.1	13	0.8
<i>D</i>	38	0.6	168	3.3
Summe	456	100.0	1106	100.0

Merkmale *raw* und *CR* vertreten. Jedoch bleiben die genannten Merkmale basierend auf den Verschiebungseinflusslinien unter einer summierten Feature Importance von 8.4%. Für die Krümmungseinflusslinien liegt die Relevanz nochmal niedriger. Das Merkmal mit der höchsten summierten Feature Importance basierend auf den Krümmungseinflusslinien ist  $R_4$ . Dies gilt für mit beiden Rauschniveaus. Im Unterschied dazu ist das relevanteste Merkmale basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1  $R_2$  und mit Rauschniveau 2 *R*.

### 4.3.2 Feature Importance für alle *R*-Merkmalsvariationen

In diesem Abschnitt wird die Feature Importance des Klassifikationsalgorithmus Bagged Tree für das Merkmal  $R_{\text{all}}$  betrachtet. Unter dem Merkmal  $R_{\text{all}}$  werden die drei *R*-Merkmalsvariationen *R*,  $R_2$  und  $R_4$  verstanden. Die *R*-Merkmalsvariationen stellen in Abschnitt 4.3.1 die wichtigsten Merkmale dar. Nur das  $R_4$ -Merkmal hat basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  vergleichsweise schlecht abgeschnitten, vor allem mit Rauschniveau 2. Jedoch ist  $R_4$  in Abschnitt 4.2.2 in Tabelle 4.5 für einzelne Sensorpaare das

beste Merkmal. Die Merkmale  $CR$  und  $raw$  haben zwar zum Teil als viert- und fünftwichtigstes Merkmalsvariante abgeschnitten, dies wurde aber aufgrund einer viel höheren Anzahl an Merkmalskomponenten erreicht.

Die Accuracy für das Merkmal  $R_{all}$  ist mit dem Merkmal  $all$ , welches alle Merkmale beinhaltet, in Tabellen 4.4 und 4.5 vergleichbar. Auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  kann eine Accuracy von 98.4 % mit Rauschniveau 1 erreicht werden sowie 94.8 % mit Rauschniveau 2. Für die Ergebnisse auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  gilt, dass mit Rauschniveau 1 eine Accuracy von 98.2 % sowie mit Rauschniveau 2 eine von 92.6 % erreicht werden kann. D. h. basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  mit Rauschniveau 2 kann die Accuracy gegenüber dem  $all$ -Merkmal sogar gesteigert werden.

Die genaue Zusammensetzung der Feature Importance für die wichtigsten 50 Merkmalskomponenten kann im Anhang D.3 der Tabelle D.3 basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und der Tabelle D.4 basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  entnommen werden. Auch die summierte Feature Importance in Abhängigkeit der Merkmalsvariante befindet sich im Anhang D.3.2 in Tabelle D.5 auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und in Tabelle D.6 auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ . Aus den Tabellen D.3 und D.5 für die Feature Importance basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  kann bestätigt werden, dass das  $R_4$ -Merkmal das wichtigste Merkmal ist und  $R$  sowie  $R_2$  einen bedeutenden Anteil beitragen. Für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in den Tabellen D.4 und D.6 gilt, wie bereits festgestellt, dass das  $R_4$ -Merkmal die geringste Bedeutung besitzt, da die summierte Feature Importance hier am niedrigsten ist. Wie bereits erwähnt, sind die wichtigsten  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  das  $R_2$ -Merkmal mit Rauschniveau 1 und das  $R$ -Merkmal mit Rauschniveau 2.

Da anhand der rauschfreien Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  mit fast allen Sensorpaaren eine perfekte Klassifikation möglich ist, wird das Ergebnis für den rauschfreien Fall in Tabelle 4.8 nicht betrachtet. In den Tabellen 4.8 und 4.9 sind die zehn Sensorpaare mit der höchsten **summierten Feature Importance** sowie der Häufigkeit unter der Spalte **Anzahl** gelistet.

### Feature Importance basierend auf den Krümmungseinflusslinien

Die höchste summierte Feature Importance für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschniveau 1 erreichen die Sensorpaare  $(x_2, x_9)$ ,  $(x_5, x_9)$  und  $(x_7, x_{11})$  mit 12.5 %, 12.3 % und 10.1 %. Fünf von zehn Sensorpaare bestehen aus zwei Sensoren aus dem linken Feld. Dies resultiert aus der Anordnung der Merkmalskomponenten beim Training, denn zuerst werden Merkmalskomponenten ausgewählt die zuerst in der Liste beim Training angeordnet sind, wenn die folgenden Merkmalskomponenten keine neuen Informationen liefern. Zuerst sind die Sensoren im linken Feld beim Training gelistet. Neun von zehn Sensorpaaren

bestehen aus Sensoren in unmittelbarer Nähe zum mittleren Lager ( $x_9$  oder  $x_{11}$ ). Mit Rauschniveau 2 bleibt das Sensorpaar ( $x_2, x_9$ ) mit 13.4 % das wichtigste Sensorpaar. Danach folgen die Sensorpaare ( $x_1, x_9$ ) und ( $x_8, x_{13}$ ) mit 9.6 % und 9.5 %. Erneut setzen sich fünf von zehn Sensorpaaren aus Sensoren im linken Feld und neun von zehn Sensorpaaren aus Sensoren in unmittelbarer Nähe zum mittleren Lager ( $x_9, x_{10}$  oder  $x_{11}$ ) zusammen.

**Tabelle 4.8:** Die zehn wichtigsten Sensorpaare mit der Anzahl sowie der dazugehörigen summierten Feature Importance des Klassifikationsmodell für alle  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Rang	Rauschniveau 1			Rauschniveau 2		
	Sensorpaar	Anzahl	summierte Feature Importance in %	Sensorpaar	Anzahl	summierte Feature Importance in %
1	( $x_2, x_9$ )	3	12.5	( $x_2, x_9$ )	5	13.4
2	( $x_5, x_9$ )	4	12.3	( $x_1, x_9$ )	5	9.6
3	( $x_7, x_{11}$ )	3	10.1	( $x_8, x_{13}$ )	3	9.5
4	( $x_8, x_{14}$ )	3	9.5	( $x_8, x_{11}$ )	4	8.6
5	( $x_4, x_9$ )	4	8.5	( $x_5, x_9$ )	4	4.8
6	( $x_8, x_{11}$ )	4	7.9	( $x_9, x_{11}$ )	3	3.8
7	( $x_1, x_9$ )	3	7.2	( $x_4, x_9$ )	4	3.4
8	( $x_6, x_9$ )	3	3.9	( $x_3, x_9$ )	4	3.4
9	( $x_9, x_{14}$ )	4	3.8	( $x_8, x_{10}$ )	2	3.3
10	( $x_9, x_{11}$ )	2	3.0	( $x_{10}, x_{11}$ )	3	3.0

### Feature Importance basierend auf den Verschiebungseinflusslinien

Auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  mit Rauschniveau 1 sind die wichtigste Sensorpaare ( $x_2, x_7$ ) mit 13.1 % und ( $x_3, x_8$ ) mit 12.7 %. An dritter Stelle folgt ( $x_2, x_8$ ) mit 7.6 %. Die ersten vier Sensorpaare bestehen nur aus Sensoren aus dem linken Feld. Insgesamt enthalten vier Sensorpaare einen der beiden Sensoren aus dem rechten Feld. Dies kann ebenfalls mit der Sortierung der Merkmalskomponenten beim Training begründet werden. Wenn das Rauschen steigt, siehe Spalte Rauschniveau 2, dann bestehen die wichtigsten zehn Sensorpaare aus einem Sensor im linken Feld und einem Sensor im rechten Feld. Die wichtigsten drei Sensorpaare ( $x_3, x_{14}$ ), ( $x_6, x_{18}$ ) und ( $x_3, x_{13}$ ) haben eine summierte Feature Importance von 15.7 %, 14.2 % und 9.9 %. Die ausgewählten Sensorpaare sind über

den kompletten Balken verteilt, jedoch liegt keiner der Sensoren in unmittelbarer Nähe zu einem der drei Lager. Mit Rauschniveau 2 orientieren sich beide Sensoren eines Sensorpaares Richtung Feldmitte.

**Tabelle 4.9:** Die zehn wichtigsten Sensorpaare mit der Anzahl sowie der dazugehörigen summierten Feature Importance des Klassifikationsmodell für alle  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Rang	Rauschniveau 1			Rauschniveau 2		
	Sensorpaar	Anzahl	summierte Feature Importance in %	Sensorpaar	Anzahl	summierte Feature Importance in %
1	$(x_2, x_7)$	3	13.1	$(x_3, x_{14})$	3	15.7
2	$(x_3, x_8)$	3	12.7	$(x_6, x_{18})$	4	14.2
3	$(x_2, x_8)$	4	7.6	$(x_3, x_{13})$	4	9.9
4	$(x_3, x_7)$	4	7.2	$(x_6, x_{17})$	6	7.0
5	$(x_3, x_{14})$	4	5.8	$(x_5, x_{17})$	5	6.0
6	$(x_{13}, x_{18})$	4	5.3	$(x_6, x_{15})$	4	3.1
7	$(x_4, x_7)$	3	4.6	$(x_8, x_{18})$	5	3.0
8	$(x_4, x_{15})$	2	2.7	$(x_7, x_{16})$	6	2.9
9	$(x_5, x_{16})$	2	2.6	$(x_7, x_{17})$	5	2.2
10	$(x_1, x_8)$	3	2.5	$(x_4, x_{13})$	6	2.1

## Fazit

Mit dem  $R_{\text{all}}$ -Merkmal können vergleichbare Ergebnisse erreicht werden, wie mit dem *all*-Merkmal. Basierend auf der Verschiebungseinflusslinie mit Rauschniveau 2 kann sogar eine höhere Accuracy erreicht werden. Die wichtigsten Sensorpaare für die Krümmungseinflusslinien  ${}_w''\eta$  bestehen fast alle aus einem Sensor in unmittelbarer Nähe zum mittleren Lager. Bei höherem Rauschen liegen die wichtigsten Sensorpaare basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  zur Feldmitte orientiert und bestehen aus einem Sensor im linken und rechten Feld.

## 4.4 Anomaliedetektion

In den zuvor durchgeführten Untersuchungen an Klassifikationsmodellen (überwachtes Lernen) wurden die Merkmale hinsichtlich ihrer prinzipiellen Eignung zur Schadenserkennung für das Brückenmonitoring miteinander verglichen. Um einen Klassifikationsansatz für die reale Anwendung an der Brücke wählen zu können, müssten Einflusslinien von der geschädigten Struktur vorliegen. Jedoch sind diese unbekannt und können nicht einfach bestimmt werden. Vor allem müssten viele Schadensszenarien mit unterschiedlichen Schadentypen, -höhen und -positionen berücksichtigt werden. Daher bietet sich für den Einsatz an realen Brücken für eine Schadenserkennung die Anomaliedetektion (unüberwachtes Lernen) an. In diesem Abschnitt wird die beispielhafte Umsetzung einer Anomaliedetektion vorgestellt. Dabei wird in Abschnitt 4.4.1 mithilfe der Kurven der Receiver Operating Characteristic (ROC) und der dazugehörigen Area Under the Curve (AUC) das beste Sensorpaar ausgewählt und ein Schwellwert bestimmt. Als Schadensindex wird die Mahalanobisdistanz (MD) verwendet (siehe Gleichung (2.1)). Die Grundlagen zu AUC und ROC sind in Abschnitt 2.3.4 beschrieben. In Abschnitt 4.4.2 wird das Ergebnis der Anomaliedetektion diskutiert.

Die ROC-Kurven können nur mithilfe bekannter geschädigter Balken bestimmt werden. Diese werden benötigt, um eine prinzipielle Abschätzung geeigneter Schwellwerte treffen zu können. Für die Definition des Schwellwerts bedarf es weiterer eingehender Untersuchungen. Die Definition mehrerer Schwellwerte ist vorstellbar. Angelehnt an ein Ampelsystem könnten zwei Schwellwerte definiert werden. Beispielsweise kann keine Zustandsänderung der Brücke erkannt werden wenn für die  $MD \leq c_1$  gilt. Steigt MD über  $c_1$  sollte eine Kontrolle der Brücke zeitnah erfolgen. Wenn MD einen zweiten definierten Grenzwert  $c_2$  übersteigt, dann sollte eine unmittelbare Sperrung der Brücke in Betracht gezogen werden mit einer unverzüglichen eingehenden Untersuchung dieser unter der Bedingung von  $c_2 \geq c_1$ .

In den bisherigen Vergleichen hat zumeist das *all*-Merkmal am besten abgeschnitten. Jedoch kann es nicht in der Form der Anomaliedetektion, wie in Abschnitt 2.3.3 vorgestellt, verwendet werden. Die *R*-Merkmalsvariationen haben vergleichbare Ergebnisse wie das *all*-Merkmal erzielt und in manchen Konstellationen waren die *R*-Merkmalsvariationen besser. Daher werden hier die drei *R*-Merkmalsvariationen  $R_1$ ,  $R_2$  und  $R_4$  betrachtet und im  $R_{\text{all}}$ -Merkmal zusammengefasst. Somit besitzt das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal sieben Dimensionen  $n_D = 7$ . In weiteren Untersuchungen kann festgestellt werden, dass die einzelnen Merkmalskomponenten des  $R_{\text{all}}$ -Merkmals für die einzelnen Sensorpaare ein normalverteiltes Verhalten aufweist. Somit ist die Verwendung eines Modells mit multivariaten Normalverteilung und der Mahalanobisdistanz legitim.

Zusätzlich wird der in Abschnitt 4.1 vorgestellte Trainingsdatensatz in einen Referenzdatensatz und einen Validierungsdatensatz unterteilt. Dabei besteht der Referenzdatensatz aus

750 ungeschädigten Balken und der Validierungsdatensatz aus 250 ungeschädigten und 250 geschädigten Balken. Der Testdatensatz entspricht dem in Abschnitt 4.1 eingeführten Testdatensatz mit jeweils 250 ungeschädigten und geschädigten Balken. Die Einflusslinien ohne Rauschen werden hier nicht betrachtet, da hier eine Trennung zwischen ungeschädigten und geschädigten Balken trivial ist und mit allen Sensorpaaren eine perfekte Unterscheidung möglich ist.

#### 4.4.1 Wahl des Sensorpaares und des Schwellwerts

Zunächst muss der Referenzzustand für die Anomaliedetektion bestimmt werden. Dieser wird basierend auf den Einflusslinien der ungeschädigten Balken aus dem Referenzdatensatz erstellt. Für die Anomaliedetektion wird eine multivariate Normalverteilung für die  $R$ -Merkmalsvariationen gewählt, zu der im Beobachtungszeitraum die Abweichung mithilfe der MD aus Gleichung (2.1) gemessen wird. Dieser Ansatz ist in Abschnitt 2.3.3 beschrieben. Der Vorteil der Erstellung eines Modells mit einer multivariaten Normalverteilung und der Berechnung der MD im Beobachtungszeitraum ist, dass die Dimension der Merkmale auf eine Dimension reduziert wird.

Es wird für alle 171 Sensorpaare ein Modell mit einer multivariaten Normalverteilung erstellt. Anschließend wird die Abweichung, auch Schadensindex genannt, vom Referenzzustand für den Validierungsdatensatz berechnet. Dabei würde  $MD = 0$  für einen beispielhaften Fall dem Mittelwert aller Fälle des Referenzdatensatzes entsprechen. Innerhalb von  $MD \leq 1$  liegen nach Tabelle 2.1 für ein Merkmal mit  $n_D = 7$  Dimensionen 0.52 % der Fälle des Referenzzustandes, innerhalb  $MD \leq 2$  sind es 22.02 % und innerhalb  $MD \leq 3$  74.73 %. Sobald MD einen definierten Schwellwert  $c$  überschreitet, handelt es sich um eine Anomalie und somit um einen potenziellen Schaden. Die Auswahl eines Sensorpaares für die Anomaliedetektion in Abschnitt 4.4.2 erfolgt mithilfe der AUC der ROC-Kurven. Dabei wird die ROC-Kurve und die zugehörige AUC für alle trainierten Modelle für den Validierungsdatensatz berechnet. Des Weiteren kann der Schwellwert mithilfe der ROC-Kurve motiviert werden.

Die zehn Sensorpaare mit der höchsten AUC sind in Tabelle 4.10 basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und in Tabelle 4.11 basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  absteigend sortiert. Die erste Spalte **Rang** gibt die Position wieder und die zweite und dritte Hauptspalte, **Rauschniveau 1** und **Rauschniveau 2**, das jeweilige Rauschniveau. Innerhalb der Hauptspalten ist das Sensorpaar mit der dazugehörigen AUC gelistet.

Das Sensorpaar  $(x_9, x_{12})$  in Tabelle 4.10 erreicht eine AUC von 99.7 % basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1. Danach kommt das Sensorpaar  $(x_5, x_{10})$  mit 99.66 %. Das Sensorpaar  $(x_8, x_{12})$  auf dem zehnten Rang hat eine AUC von 99.61 %. Aus der kleinen Differenz zwischen dem ersten und dem zehnten Sensorpaar kann abgeleitet werden, dass die Sensorpaare auf den ersten zehn Rängen ähnlich gut abschneiden und

untereinander austauschbar sind. Aus einer erweiterten Untersuchung kann entnommen werden, dass 157 von 171 Sensorpaaren eine  $AUC \geq 95\%$  aufweisen. Basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 2 erreicht das beste Sensorpaar  $(x_8, x_{11})$  immer noch eine  $AUC = 96.97\%$ . Das Sensorpaar  $(x_7, x_{11})$  auf Rang zehn erreicht eine  $AUC$  von  $96.48\%$  und deutet ebenfalls an, dass mit vielen Sensorpaaren eine Unterscheidung zwischen ungeschädigten und geschädigten Balken möglich ist. Hier können 52 von 171 Modellen eine  $AUC \geq 95\%$  erreichen. Auch in dieser Untersuchung bestehen die Sensorpaare mit der höchsten  $AUC$  aus einem Sensor im linken Feld und einem aus dem rechten Feld oder einer der beiden Sensoren liegt auf Höhe des mittleren Lagers  $x_{10}$ . Dabei setzten sich die meisten Sensorpaare aus Sensoren zwischen der linken und der rechten Feldmitte zusammen (Positionen zwischen  $x_7$  und  $x_{13}$ ).

**Tabelle 4.10:** Zehn Sensorpaare mit absteigender  $AUC$  für die ROC-Kurven der Anomaliedetektion für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ . Die ROC-Kurven wurden basierend auf dem Validierungsdatensatz berechnet. Dabei wurde als Schadensindex die MD verwendet.

Rang	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Sensorpaar	AUC in %	Sensorpaar	AUC in %
1	$(x_9, x_{12})$	99.70	$(x_8, x_{11})$	96.97
2	$(x_5, x_{10})$	99.66	$(x_5, x_{10})$	96.82
3	$(x_9, x_{10})$	99.66	$(x_8, x_{13})$	96.81
4	$(x_{10}, x_{12})$	99.64	$(x_{10}, x_{12})$	96.76
5	$(x_9, x_{13})$	99.64	$(x_{10}, x_{17})$	96.68
6	$(x_7, x_{12})$	99.63	$(x_8, x_{12})$	96.63
7	$(x_3, x_{10})$	99.62	$(x_{10}, x_{13})$	96.56
8	$(x_3, x_{12})$	99.62	$(x_8, x_{10})$	96.51
9	$(x_{10}, x_{16})$	99.61	$(x_{10}, x_{16})$	96.50
10	$(x_8, x_{12})$	99.61	$(x_7, x_{11})$	96.48

Auch basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 kann eine hohe  $AUC$  in Tabelle 4.11 erreicht werden. Hier erreicht das beste Sensorpaar  $(x_5, x_{16})$  eine  $AUC$  von  $99.53$ , die mit der der Krümmungseinflusslinien in Tabelle 4.10 vergleichbar ist. Das Sensorpaar auf dem zehnten Rang erreicht eine  $AUC$  von  $99.31\%$ , was für eine sehr gute Unterscheidung zwischen geschädigten und ungeschädigten Balken spricht. In einer weiteren Untersuchung kann festgestellt werden, dass 147 von 171 Sensorpaaren eine  $AUC \geq 95\%$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 erreichen können. Mit Rauschniveau 2 können noch 20 Sensorpaare eine  $AUC \geq 95\%$  erreichen. Das beste Sensorpaar  $(x_5, x_{15})$  erzielt  $AUC = 96.3\%$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 2. Dies sind  $0.67$  Prozentpunkte weniger im Vergleich zum besten Sensorpaar

basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 2. An Position zehn folgt das Sensorpaar  $(x_6, x_{17})$  in Tabelle 4.11 mit einer AUC von 95.54 %. Auch basierend auf den Verschiebungseinflusslinien bestehen die Sensorpaare aus einem Sensor aus dem linken Feld und einem aus dem rechten Feld. Dabei sind die Sensoren in Richtung Feldmitte orientiert. D. h. die Sensoren liegen zwischen  $x_3$  und  $x_7$  im linken Feld sowie zwischen  $x_{15}$  bis  $x_{17}$  im rechten Feld.

**Tabelle 4.11:** Zehn Sensorpaare mit absteigender AUC für die ROC-Kurven der Anomaliedetektion für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ . Die ROC-Kurven wurden basierend auf dem Validierungsdatensatz berechnet. Dabei wurde als Schadensindex die MD verwendet.

Rang	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Sensorpaar	AUC in %	Sensorpaar	AUC in %
1	$(x_5, x_{16})$	99.53	$(x_5, x_{15})$	96.30
2	$(x_4, x_{15})$	99.50	$(x_7, x_{15})$	96.26
3	$(x_4, x_{13})$	99.49	$(x_5, x_{16})$	96.22
4	$(x_3, x_{13})$	99.48	$(x_5, x_{17})$	96.17
5	$(x_4, x_{16})$	99.45	$(x_6, x_{15})$	96.03
6	$(x_3, x_{16})$	99.41	$(x_7, x_{17})$	95.89
7	$(x_4, x_8)$	99.38	$(x_3, x_{16})$	95.73
8	$(x_5, x_{17})$	99.33	$(x_4, x_{16})$	95.59
9	$(x_2, x_{15})$	99.32	$(x_4, x_{15})$	95.56
10	$(x_7, x_{17})$	99.31	$(x_6, x_{17})$	95.54

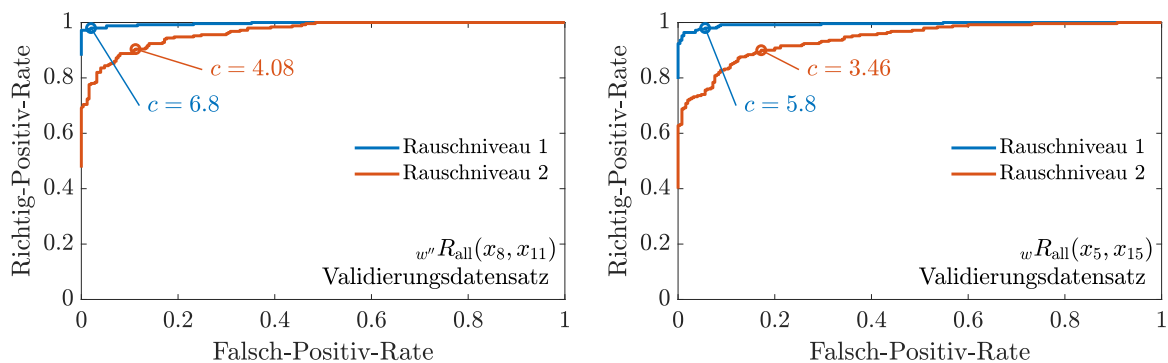
Die Rangfolge in den Tabellen 4.10 und 4.11 variiert auch je nach dem, wie Referenz- und Validierungsdatensatz sich zusammensetzen. Wie bereits angemerkt, ist jedoch die Differenz in der AUC zwischen Rang 1 und 10 sehr klein. Somit können alle Sensorpaare mindestens auf den ersten zehn Rängen als gleichwertig angesehen werden. Für eine verlässlichere Analyse sollte der Datensatz erweitert werden und es müssten alle Sensorpaare im Detail betrachtet werden. Für die folgende Anomaliedetektion wird jeweils das beste Sensorpaar mit Rauschniveau 2 aus den Tabellen 4.10 und 4.11 ausgewählt. Dies ist das Sensorpaar  $(x_8, x_{11})$  für die Krümmungseinflusslinien und  $(x_5, x_{15})$  für die Verschiebungseinflusslinien.

Die Wahl des richtigen Schwellwerts  $c$  ist nicht trivial und sollte Gegenstand einer ausführlichen Analyse sein. Denn es gilt einen Schwellwert zu wählen, bei dem eine hohe Accuracy bei verhältnismäßig niedriger FNR bzw. eine hohe Richtig-Positiv-Rate (TPR) erreicht wird. Dies kann mit einem niedrigen Schwellwert erzielt werden. Ein niedriger Schwellwert führt dagegen zu einer höheren FPR. Diese sollte aufgrund der Falschalarmquote niedrig gehalten werden, was durch einen höheren Schwellwert erreicht werden kann. Somit sind die Anforderungen an den Schwellwert für eine gute Schadenserkenung bei einem niedrigen Falsch-



alarm entgegengesetzt.

Bei der Bestimmung des Schwellwerts können die ROC-Kurven, wie in Abbildung 4.7 dargestellt, helfen. Die ROC-Kurve stellt die TPR über der FPR dar. Dabei ist eine hohe TPR und eine niedrige FPR anzustreben. Abbildung 4.7a beinhaltet die ROC-Kurven für das Sensorpaar  $(x_8, x_{11})$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien für den Validierungsdatensatz, deren AUCs in der Tabelle 4.10 angegeben sind. Analog können die beispielhaften ROC-Kurven basierend auf den Verschiebungseinflusslinien in Abbildung 4.7b für das Sensorpaar  $(x_5, x_{15})$  entnommen werden. Dabei liegt die —-Linie, die das Ergebnis für Rauschniveau 1 wiedergibt, über der —-Linie, die das Ergebnis für Rauschniveau 2 darstellt. Somit ist die AUC der —-ROC-Kurve höher als die, der —-, was auch den Tabellen 4.10 und 4.11 entnommen werden kann. Das heißt, die geschädigte Klasse kann besser von der ungeschädigten auseinandergehalten werden, wenn das Rauschniveau niedriger ist. Als Schwellwert wird für die Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1  $c = 6.8$  und mit Rauschniveau 2  $c = 4.08$  gewählt. Analog wird  $c = 5.8$  für die Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 und  $c = 3.46$  mit Rauschniveau 2 festgelegt.



(a) ROC-Kurven für das  $w''R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Krümmungseinflusslinien. Das gewählte Sensorpaar ist  $(x_8, x_{11})$ . (b) ROC-Kurven für das  $wR_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinie. Das gewählte Sensorpaar ist  $(x_5, x_{15})$ .

**Abbildung 4.7:** ROC-Kurven für das  $w''R_{\text{all}}(x_8, x_{11})$ - und das  $wR_{\text{all}}(x_5, x_{15})$ -Merkmal auf den Validierungsdatensatz. Die —-Linie stellt das Ergebnis für Rauschniveau 1 dar und die —- für Rauschniveau 2. Die gewählten Sensorpaare entsprechen jeweils dem besten Sensorpaar in den Tabellen 4.10 und 4.11 für Rauschniveau 2. Das ◯- und ◯-Symbol markieren den Schwellwert  $c$  für die folgende Anomaliedetektion.

Die ROC-Kurven sowie die AUC können nur bestimmt werden, wenn geschädigte Balken vorhanden sind. Das heißt, diese Kennzahlen können nicht für reale Brücken berechnet werden, die ungeschädigt sind. Somit müsste die geeignete Sensorposition und der Schwellwert auf einem anderen Weg bestimmt werden. Eine Möglichkeit wäre Grenzwerte aus einem Finite-Elemente (FE) Modell des realen Bauwerks abzuleiten. Im FE-Modell können die zu

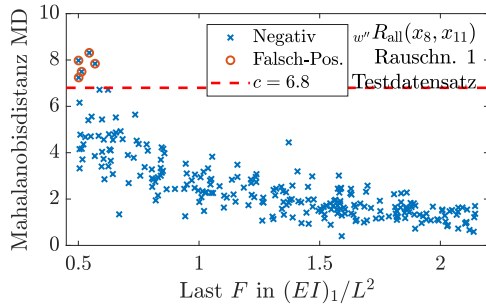
erkennenden Schadensszenarien modelliert werden und anschließend die Sensorpositionen und die dazugehörigen Schwellwerte definiert werden.

Nachdem das Sensorpaar und der Schwellwert mithilfe der ROC-Kurven und den dazugehörigen AUC bestimmt wurden, kann im Folgenden Abschnitt die Anomaliedetektion untersucht werden.

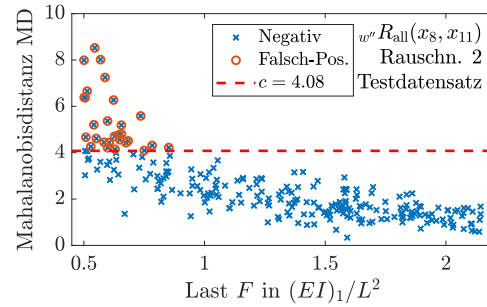
#### 4.4.2 Beispielhafte Umsetzung

Die Modelle zur Anomaliedetektion mithilfe der multivariaten Normalverteilung für die gewählten Sensorpaare wurden im vorangegangenen Abschnitt basierend auf dem Referenzdatensatz erstellt. Hier wird das Ergebnis der Anomaliedetektion auf den Testdatensatz diskutiert. Als erstes wird das Ergebnis des  $w'' R_{\text{all}}(x_8, x_{11})$ -Merkmals für die Krümmungseinflusslinien in Abbildung 4.8 erörtert. Die Accuracy für die Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 beträgt 98.0 % und mit Rauschniveau 2 89.6 %. Die FNR und die FPR liegt jeweils bei 2 % mit Rauschniveau 1. Mit Rauschniveau 2 beträgt die FNR 9.6 % und die FPR 11.2 %. Die Abbildungen 4.8a und 4.8b stellen die wahren negativen Fälle (ungeschädigter Balken) des Testdatensatzes dar, wobei in Abbildung 4.8a die MD für die Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 über der Last  $F$  und in Abbildung 4.8b mit Rauschniveau 2 aufgetragen ist. Der Zusammenhang zwischen der MD und der Last  $F$  für die positiven Fälle (geschädigter Balken) ist nicht so stark ausgeprägt wie für die negativen Fälle. Daher ist die MD über der Schadenshöhe  $\sqrt{b_{12,1}}\Delta EI$  für die wahren positiven Fälle basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 in Abbildung 4.8c und mit Rauschniveau 2 in Abbildung 4.8d visualisiert. Die Schadenshöhe ist das Produkt der Wurzel der Schadenslänge  $b_{12,1}$  und der Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$ . Die wahren Fälle sind durch das  $\times$ -Symbol repräsentiert und die falsch detektierten Fälle sind vom  $\circ$ -Symbol umkreist. Der Schwellwert von  $c = 6.8$  für das Rauschniveau 1 bzw. von  $c = 4.08$  für Rauschniveau 2 wird durch die  $- -$ -Linie wiedergegeben. Den Abbildungen 4.8a und 4.8b kann entnommen werden, dass die MD für kleinere Lasten  $F$  eine höhere Streuung aufweist. So, dass die Fälle mit einer niedrigeren Last eher als positive Fälle detektiert werden, da vermehrt der Schwellwert überschritten wird. Hieraus kann entnommen werden, dass für eine spätere Anwendung nur Überfahrten von tendenziell schweren Fahrzeugen verwendet werden sollten, da der SNR günstiger ist. Neben der FNR steigt auch die FPR mit Rauschniveau 2 gegenüber Rauschniveau 1 an. Was einem Vergleich zwischen Abbildung 4.8a und Abbildung 4.8b auch visuell entnommen werden kann, da mehr falsch detektierte Fälle vorliegen (siehe Häufigkeit des  $\circ$ -Symbols in den beiden Abbildungen). In den Abbildungen 4.8c und 4.8d ist die MD logarithmisch aufgetragen. Den Abbildungen 4.8c und 4.8d für die wahren positiven Fälle kann entnommen werden, dass mit steigender Schadenshöhe  $\sqrt{b_{12,1}}\Delta EI$  die MD größer ausfällt. Das heißt, dass ein höherer Schaden besser entdeckt werden kann, aufgrund einer höheren MD. Aber

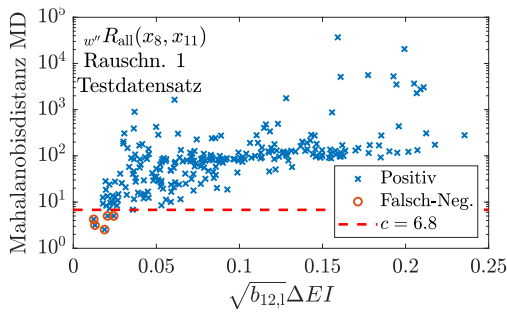
niedrigere Schadenshöhen gehen im Rauschen unter. Aus dem Vergleich der Werte auf der Ordinate zwischen den Abbildungen 4.8c und 4.8d kann abgeleitet werden, dass die MD mit Rauschniveau 1 größer ausfällt als mit Rauschniveau 2.



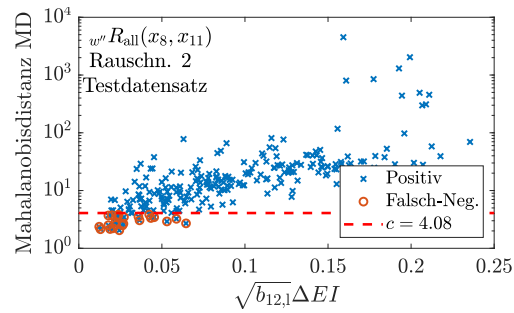
(a) MD über der Last  $F$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.



(b) MD über der Last  $F$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.



(c) MD über  $\sqrt{b_{12,1}}\Delta EI$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.



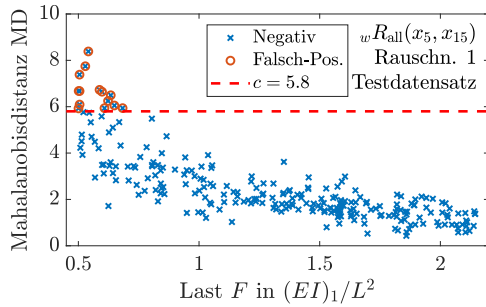
(d) MD über  $\sqrt{b_{12,1}}\Delta EI$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.

**Abbildung 4.8:** Ergebnisse für die Anomaliedetektion basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w^R\eta$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal für das Sensorpaar  $(x_8, x_{11})$ . Die wahren negativen Fälle sind durch das  $\times$ -Symbol in den beiden oberen Abbildungen und die wahren positiven Fälle in den beiden unteren Abbildungen dargestellt. Die falsch detektierten Fälle sind durch das Symbol  $\circ$  beschrieben. Der Schwellwert ist durch die  $- -$ -Linie wiedergegeben. Die beiden Bilder auf der linken Seite stellen die Mahalanobisdistanz (MD), die den Schadensindex repräsentiert, für das Rauschniveau 1 und die beiden Bilder auf der rechten Seite das Rauschniveau 2 dar.

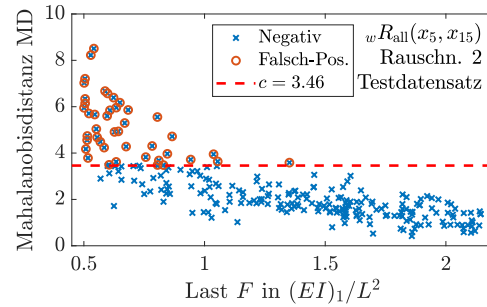
Das Sensorpaar  $(x_5, x_{15})$  erreicht eine Accuracy von 96.2 % sowie eine FNR von 2.0 % und eine FPR von 5.6 % basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 für das  $wR_{\text{all}}$ -Merkmal. Mit Rauschniveau 2 liegt die Accuracy für das Sensorpaar bei 86.4 %, die FNR bei 10.0 % und die FPR bei 17.2 %. Die genauen Ergebnisse können Abbildung 4.9 für das Sensorpaar  $(x_5, x_{15})$  entnommen werden. Die Abbildung 4.9 für das Merkmal  $R_{\text{all}}$  basierend auf den Verschiebungseinflusslinien ist wie die Abbildung 4.8 basierend auf den Krümmungseinflusslinien aufgebaut. Die beiden oberen Bilder, Abbildungen 4.9a und 4.9b, ge-

ben die wahren negativen Fälle und die beiden unteren Bilder, Abbildungen 4.9c und 4.9d, die wahren negativen Fälle über das ✕-Symbol wieder. Die beiden Bilder links stellen die Ergebnisse für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 dar und rechts mit Rauschniveau 2. Für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal in den Abbildungen 4.9a und 4.9b gilt ebenfalls, dass Fälle mit einer niedrigeren Last  $F$  eher falsch detektiert werden. Durch das Herabsetzen des Schwellwerts  $c$  von 5.8 auf 3.46 werden deutlich mehr wahre negative Fälle falsch detektiert. Beim Vergleich der Werte für die MD auf der Ordinate zwischen der Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 in Abbildung 4.9a und mit Rauschniveau 2 in Abbildung 4.9b fällt auf, dass die MD mit Rauschniveau 1 höher ausfällt als mit Rauschniveau 2. Dadurch kann mit Rauschniveau 1 der geschädigte Balken besser vom ungeschädigten getrennt werden. Für die Anomaliedetektion basierend auf den Verschiebungseinflusslinien gilt ebenfalls, dass positive Fälle mit höheren Schäden besser von kleineren Schäden auseinander gehalten werden können (Vergleich der Abbildungen 4.9c und 4.9d).

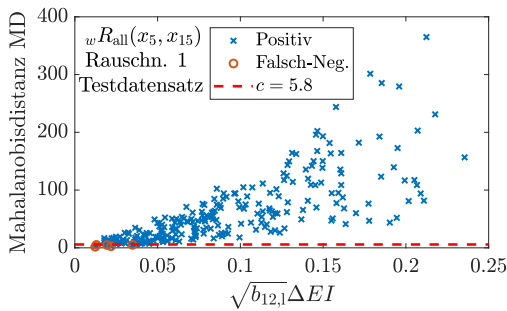
Die Ergebnisse aus der Anomaliedetektion anhand der Krümmungseinflusslinien sind mit denen basierend auf den Verschiebungseinflusslinien für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal vergleichbar. In diesem Abschnitt wurde gezeigt, dass sich für die Anomaliedetektion höhere Lasten als geeigneter erweisen, da hier eine bessere Trennung zwischen negativen und positiven Fällen aufgrund des besseren SNR möglich ist. Somit kann der Grenzwert höher ausfallen, was zu weniger Falschalarmen führt. D. h. für die Anwendung an realen Brücke, dass bevorzugt Überfahrten von schwereren Fahrzeugen für eine Schadenserkenkung verwendet werden sollten. Durch das Herabsetzen des Schwellwerts  $c$  für das höhere Rauschniveau, werden folglich mehr wahre negative Fälle falsch detektiert. Das Herabsetzen ist jedoch notwendig um die wahren positiven Fälle richtig zu detektieren, da sonst der Schwellwert zu hoch ausfällt und zu viele wahre positive Fälle falsch detektiert werden. Mit steigendem Rauschniveau sinkt die MD für die wahren positiven Fälle. Dadurch können die positiven schwerer von den negativen Fällen unterschieden werden. Dies gilt sowohl für die Krümmungseinflusslinien als auch für die Verschiebungseinflusslinien. Die Verwendung aller  $R$ -Merkmalsvariationen erhöht die Dimension des verwendeten Merkmals. Weiterhin kann die Dimension durch weitere Sensoren erhöht werden. Dies könnte auch zu einer niedrigeren FNR führen. Es kann abschließend festgehalten werden, dass sich die besten Merkmale ( $R$ ,  $R_2$  und  $R_4$ ) aus den Vergleichen in den Abschnitten 4.2.1, 4.2.2 und 4.3.1 sehr gut für eine Anomaliedetektion eignen.



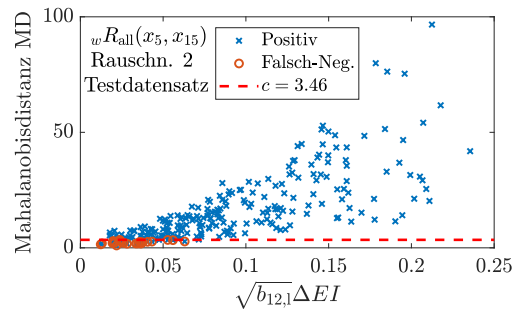
(a) MD über der Last  $F$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.



(b) MD über der Last  $F$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.



(c) MD über  $\sqrt{b_{12,1}}\Delta EI$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.



(d) MD über  $\sqrt{b_{12,1}}\Delta EI$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 2.

**Abbildung 4.9:** Ergebnisse für die Anomaliedetektion basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal für das Sensorpaar  $(x_6, x_{16})$ . Die wahren negativen Fälle sind durch das  $\times$ -Symbol in den beiden oberen Abbildungen und die wahren positiven Fälle in den beiden unteren Abbildungen dargestellt. Die falsch detektierten Fälle sind durch das Symbol  $\circ$  beschrieben. Der Schwellwert ist durch die  $- -$ -Linie wiedergegeben. Die beiden Bilder auf der linken Seite stellen die Mahalanobisdistanz (MD), die den Schadensindex repräsentiert, für das Rauschniveau 1 dar und die beiden Bilder auf der rechten Seite das Rauschniveau 2.



## 5 Untersuchung an Überfahrten in FE-Simulationen und Bezug zu realen Messdaten

In diesem Abschnitt werden die in Kapitel 3 vorgestellten Merkmale auf komplexere Simulationen mit Finite-Elemente (FE) angewendet. Dabei wird eine Vorauswahl der Merkmale basierend auf den Untersuchungen in Kapitel 4 getroffen. Alle Merkmale, die keine perfekte Klassifikation für die Einflusslinien ohne Rauschen erreicht haben ( $\max|\cdot|$ ,  $P_{\max}$ ,  $A$  und  $D$ ) sowie das  $CR$ -Merkmal, werden nicht betrachtet. Beim  $CR$ -Merkmal kommt es zu einer hohen Varianz, vor allem wenn die Werte im Nenner gegen Null gehen. Als Erstes wird in Abschnitt 5.1 das FE-Modell vorgestellt. In Abschnitt 5.2 werden mithilfe der Klassifikation die vorgestellten Merkmale miteinander verglichen und in Abschnitt 5.3 werden die Merkmale an Überfahrten bei unterschiedlichen Temperaturen untersucht. Das  $R$ -Merkmal ist das am besten abschneidende einzelne Merkmal. Mit der Sensorpositionierung des  $R$ -Merkmals wird sich im Abschnitt 5.4 eingehender auseinander gesetzt. Während in Abschnitt 5.4 die optimalen Sensorpaare für die berücksichtigten Schäden bestimmt werden, wird in den Abschnitten 5.5 und 5.6 eine Erklärung hierfür gegeben. In Abschnitt 5.5 wird die Abhängigkeit des  $R$ -Merkmals von der Fahrspurabweichung des Fahrzeugs für die einzelnen Sensorpaare betrachtet und in Abschnitt 5.6 die Temperaturabhängigkeit für die einzelnen Sensorpaare. Abschließend wird eine beispielhafte Umsetzung der Anomaliedetektion in Abschnitt 5.7 vorgestellt. Auf die Betrachtung der Feature Importance wird bei den FE-Simulationen verzichtet, da nur zwei Schadenskonfigurationen betrachtet werden und somit keine verallgemeinernde Aussage in Bezug auf die Sensorpositionierung für alle möglichen Schäden abgeleitet werden kann. Ein Vergleich des  $R$ -Merkmals zwischen FE-Simulationen und realen Messdaten erfolgt in Abschnitt 5.8.

### 5.1 Datensatz des FE-Modells

Bei der Erstellung des FE-Modells gilt es einen Kompromiss zwischen Aufwand bei der Erstellung des FE-Modells, der Rechenzeit und der Genauigkeit zu finden. Die tatsächliche

Belastung der Brücke durch ein einzelnes Fahrzeug ist niedrig und somit auch die daraus resultierenden Verformungen. Daher wird die Brücke mit einem linearen Geometrieverhalten und linearen Materialverhalten modelliert. Das FE-Brückenmodell wurde mit Abgleichsmessungen an der realen Brücke kalibriert. Das heißt die Dehnungen und Verschiebungen, die im FE-Modell vorliegen, können auch an der realen Brücke gemessen werden. Somit können Erkenntnisse aus dem FE-Modell zu Merkmalen, die aus der Dehnung bzw. Verschiebung extrahiert werden, auf die reale Brücke übertragen werden, solange sich die Belastung im berücksichtigten Rahmen befindet. Bei der Modellierung des Schadens muss ebenfalls der eingangs genannte Kompromiss eingehalten werden. Der Schaden wurde durch das Entfernen von wenigen Elementen modelliert. Die dabei entstehende Massenänderung ist im Verhältnis zum gesamten Brückenmodell vernachlässigbar. Ein realistisch modellierter Riss mit Kontakt benötigt wesentlich mehr Rechenzeit als ein Riss, der durch die Entfernung von Elementen umgesetzt ist. Eine, von vielen Möglichkeiten einen Schaden zu modellieren, stellt die verschmierte Rissbildung dar. Bei dieser wird der Elastizitätsmodul für einen größeren Teil der Brücke reduziert. Jedoch wurde für eine erste Untersuchung einer grundlegenden Schadenserkenkung mit den extrahierten Merkmalen ein lokal hoher Schaden als sinnvoller erachtet. [178]

Für die numerische Untersuchung wird die Brücke in Abbildung 5.1 in Dietersdorf bei Coburg der Bundesstraße 303 als Vorlage für die numerische Untersuchung mit der FE-Methode ausgewählt. Das FE-Modell in Abbildung 5.2 wurde vom Projektpartner im

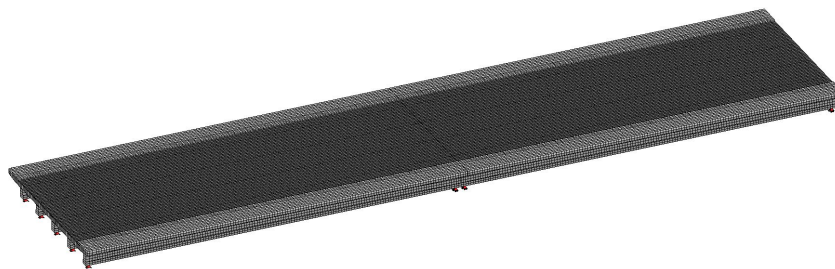


**Abbildung 5.1:** Brücke in Dietersdorf bei Coburg in Bayern von oben. Aufnahme vom 9. Juli 2021. Der abgebildete Lastkraftwagen (LKW) fährt auf der südlichen Fahrspur in Richtung Osten (Coburg).

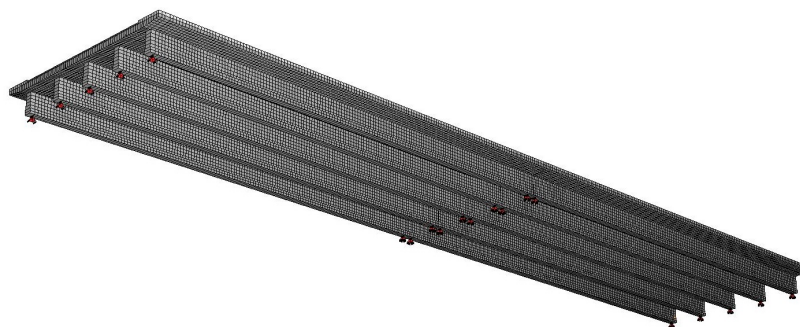
Verbundprojekt „Eventbasierte Zustandserfassung und -bewertung von Brücken basierend auf Radar-Sensorik in Kombination mit intelligenten Algorithmen (ZEBBRA)“ vom Büro für Strukturmechanik GmbH zur Verfügung gestellt. Die Brücke wurde im FE-Programm SOFiSTiK modelliert. Bei der Brücke handelt es sich um eine zweifeldrige Spannbetonbrücke, wie es den Abbildungen 5.1 und 5.2 entnommen werden kann. Die Brücke weist für beide Fahrtrichtungen eine Fahrspur auf. Dabei besitzt die Brücke eine Gesamtlänge von 57 m und eine Breite von 13.6 m. Der Abbildung 5.2c kann abgeleitet werden, dass das Bauwerk aus fünf T-förmigen Betonfertigteilträgern besteht. Die beiden Felder sind



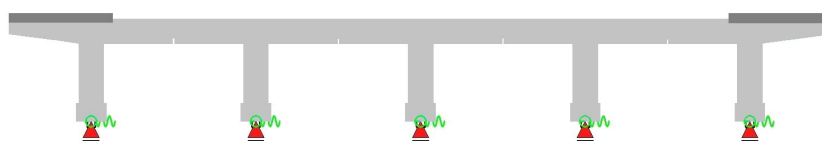
durch eine Aufbetonergänzung (Fahrbahnplatte) verbunden – die einzelnen Stege jedoch nicht. Für die Modellierung der Brücke wurden ausschließlich Schalenelemente verwendet, welche sechs Freiheitsgrade aufweisen. Im Vergleich zum Balken in Kapitel 4 wird neben der Durchbiegung auch die Verschiebung in Längsrichtung und Querrichtung berücksichtigt. Somit wird das Verhalten der Brücke bei unterschiedlichen Fahrspuren der Fahrzeuge realistischer abgebildet. Zusätzlich wird die Dynamik der Fahrzeuge und der Brücke berücksichtigt. Das Brückenmodell besteht aus 56 340 Elementen. Von denen 34 730 Elemente die eigentliche Brückenstruktur abbilden. Der Aufbeton der Kappen und der Asphaltenschicht wird durch 21 610 Elemente beschrieben. In der Breite wurden für die Fahrbahnplatte 70 Elemente verwendet und die Stege bestehen aus 7 Elementen in Richtung der Höhe. Die Asphaltenschicht wurde als separate Schicht modelliert. Somit können unterschiedliche Elastizitätsmodule des Asphalts und des Betons für unterschiedliche Temperaturen gewählt werden. Für die reale Brücke kann eine ausreichende Anzahl von Einzelüberfahrten festgestellt werden, somit wird die Bedingung erfüllt, dass genug Einzelüberfahrten für eine Schadenserkennung vorliegen (siehe Abschnitt 5.8). [178]



(a) Isometrische Ansicht des FE-Modells von oben.



(b) Isometrische Ansicht des FE-Modells von unten.



(c) Querschnitt des FE-Modells.

**Abbildung 5.2:** FE-Modell der Brücke in Dietersdorf bei Coburg in Bayern [178].

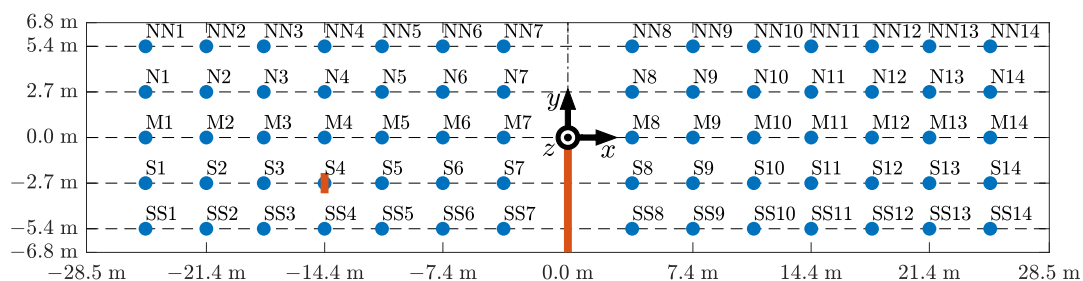
Es wurden mehrere Einzelfahrzeugüberfahrten über die Brücke simuliert. Die FE-Simulationen umfassen Überfahrten unterschiedlicher Fahrzeugtypen mit unterschiedlichen Fahrzeugparametern. Die verwendeten Fahrzeugtypen können der Abbildung E.1 und die einzelnen berücksichtigten Fahrzeugparameter im FE-Modell für eine beispielhafte Überfahrt der Fahrzeugkarte im Anhang E.1 entnommen werden. Die wesentlichen Parameter des verwendeten Datensatzes sind in Tabelle 5.1 aufgelistet. Der zugehörige kleinste Wert befindet sich in der Zeile **Min**, der größte Wert in **Max** und der Median in **Median**. Außerdem sind das 25%-**Quantil** sowie das 75%-**Quantil** aufgeführt. Unter den Fahrzeugparametern wurde die Geschwindigkeit, die Anzahl der Achsen, die Last pro Achse, der Achsabstand, die Fahrzeugbreite, die Federsteifigkeit und die Dämpfung der Achsen sowie die Fahrspurabweichung unterschieden. Dabei wurden die Parameter zwischen den einzelnen Simulationen zufällig variiert. Die Parameter hängen vom Fahrzeugtyp ab, deren Bezeichnung der in [104] entspricht. Die Silhouette und die Annahmen des Fahrzeuggewichts der einzelnen Fahrzeugtypen kann Abbildung E.1 entnommen werden. Für die Simulationen wird der Fahrzeugtyp 8, welcher ein zweiachsiger LKW ist, der Fahrzeugtyp 41, bestehend aus einem dreiachsigen LKW und einem zweiachsigen Anhänger sowie der Fahrzeugtyp 97 und 98 betrachtet. Die beiden letzteren Fahrzeugtypen stellen ein Sattelkraftfahrzeug bestehend aus einer zweiachsigen Sattelzugmaschine und einem Sattelaufleger dar. Beim Fahrzeugtyp 97 besitzt der Sattelaufleger zwei Achsen und beim Fahrzeugtyp 98 drei. Die Parameter der Fahrzeuge werden in einer Fahrzeugkarte festgehalten und in den Simulationen aufgerufen (siehe Anhang E.1 für eine beispielhafte Fahrzeugkarte). Eine Simulation besteht aus 1 000 Samples und hat bei der Abtastrate von 100 Hz die Simulationsdauer von 10 s. Die Überfahrtsdauer reicht von 2.02 s für das schnellste simulierte Fahrzeug bis 7.96 s für das langsamste Fahrzeug. Im Durchschnitt dauert eine simulierte Überfahrt 4.06 s. Der Bereich des Fahrzeuggewichts für die Simulationen liegt zwischen 0.8 t und 51.7 t und umfasst die Länge zwischen vorderster und hinterster Achse von 2.6 m bis 19.9 m. Das Fahrzeuggewicht und die Achsabstände hängen vom Fahrzeugtyp ab. Unter der Spalte Federsteifigkeit und Dämpfung in Tabelle 5.1 sind die Werte für alle Achsen des Fahrzeugs zusammengefasst, wobei die Verteilung ebenfalls vom Fahrzeugtyp und Position der Achse abhängt. Dies gilt auch für die Achslast des Fahrzeugs. Die Fahrzeuge fahren in jeder Simulation auf der südlichen Fahrspur in Richtung Osten. Unter der Fahrspurabweichung ist die Abweichung von einer definierten mittleren Fahrspur gemeint. Die Fahrspurabweichung von der definierten mittleren Fahrspur bleibt über die gesamte simulierte Überfahrt auf der Brücke konstant.

Der Grundriss der Brücke in Abbildung 5.3 stellt neben den Abmessungen der Brücke (— Umrandung) und der mittleren Position der Stege (— -Linien) auch die Positionen der Knoten bzw. der Elemente aus den FE-Simulationen mit der dazugehörigen Bezeichnung dar. Ein Knoten bzw. ein Element wird im Folgenden als Sensor bzw. als Sensorposition bezeichnet. Die Buchstaben im Sensornamen in Abbildung 5.3 bilden jeweils den Steg ab: **SS** steht dabei für den Süd-Süd-Steg, **S** für den Süd-Steg, **M** für den mittleren Steg, **N** für den Nord-

**Tabelle 5.1:** Fahrzeugparameter für die FE-Simulationen. Die angegebenen Werte spiegeln die Werte der zufällig variierten Parameter wider.

	Geschwindigkeit in km/h	Gesamtgewicht in t	Abstand vorderste zu hinterste Achse in m	Fahrzeugbreite in m	Federsteifigkeit in kN/m	Dämpfung in kNs/m	Fahrspurabweichung in m
Min	33	0.8	2.6	1.9	0.1	0.7	-0.50
25 %-Quantil	56	7.8	4.6	2.0	3.0	40.9	-0.23
Median	63	17.9	11.3	2.0	3.8	65.1	0.01
75 %-Quantil	70	30.2	14.5	2.1	4.5	104.8	0.26
Max	113	51.7	19.9	2.2	8.1	512.1	0.50

Steg und NN für den Nord-Nord-Steg. An allen 70 Sensorpositionen in Abbildung 5.3 wurde die Dehnung in  $x$ -Richtung an der Unterseite der Stege sowie die Verschiebung in  $z$ -Richtung aus den simulierten Überfahrten entnommen. Die Dehnung in  $x$ -Richtung ist die Dehnung in Längsrichtung und die Verschiebung in  $z$ -Richtung stellt die Durchbiegung der Brücke dar (siehe Koordinatensystem in Abbildung 5.3). Im Folgenden werden kurz die Begriffe Dehnung für die Dehnung in  $x$ -Richtung und Verschiebung für die Verschiebung in  $z$ -Richtung verwendet.



**Abbildung 5.3:** Knoten- und Elementpositionen des FE-Modells der Brücke bei Dietersdorf mit der dazugehörigen Bezeichnung und dem Grundriss. In den Positionen, die durch das  $\circ$ -Symbole gekennzeichnet sind, ist die Dehnung in  $x$ -Richtung und die Verschiebung in  $z$ -Richtung bekannt. In Richtung der  $y$ -Koordinate zeigt auch die Himmelsrichtung Norden. Die beiden  $\text{---}$ -Linien stellen jeweils den Schadensort und deren Ausdehnung für den Zustand 1-5 (bei  $x = 0$ ) und 2-3 (bei S4) dar.

Eine ähnliche Untersuchung hat der Autor der vorliegenden Arbeit bereits in [76] gemacht. Jedoch wurde in [76] zwischen drei Klassen unterschieden. Dabei wurde die Unterscheidung zwischen einer ungeschädigten Brücke (ungeschädigte Klasse) und zwei Schadenskonfigurationen der Brücke (geschädigte Klassen) untersucht. In dieser Arbeit wird zwischen den beiden Klassen ungeschädigte und geschädigte Brücke unterschieden, da eine Schadenslokalisierung anhand von nur zwei Sensoren (also einem Sensorpaar) als zu ambitioniert für alle möglichen Schäden angesehen werden darf. Im ersten Schritt reicht es bereits zu Wis-

sen, ob ein Schaden vorliegt, um aktiv werden zu können. Die ungeschädigte Klasse wird durch den Zustand 0-0 dargestellt und repräsentiert die ungeschädigte Brücke. Unter die geschädigte Klasse fallen der Zustand 1-5 und 2-3. Der Zustand 1-5 enthält einen Riss über die gesamte südliche Ortsbetonergänzung (Fahrbahnplatte) über dem Mittelaufleger (siehe Abbildung 5.3 —-Linie zwischen  $y = -5$  m und  $y = 0$  m bei  $x = 0$  m). Dies entspricht einer Länge von 5 m. Der Riss wurde durch das Entfernen von Elementen modelliert. Zustand 2-3 enthält einen Schaden in der westlichen Feldmitte im Süd-Steg (siehe in Abbildung 5.3 die —-Linie nahe der Sensorposition S4). Dabei wurden drei Elemente von unten in  $z$ -Richtung im Steg S entfernt.

In Tabelle 5.2 sind die ersten fünf Eigenfrequenzen des verwendeten FE-Modells des **Zustand 0-0**, **Zustand 1-5** und **Zustand 2-3** angegeben sowie die relative Differenz zum ungeschädigten Zustand 0-0 in Klammern. Die Entfernung der Elemente für Zustand 1-5 führt zu einer Änderung der ersten Eigenfrequenz um  $-0.04$  Hz, der zweiten Eigenfrequenz um  $-0.09$  Hz und der dritten Eigenfrequenz um  $-0.03$  Hz gegenüber dem Zustand 0-0. Im Vergleich zum ungeschädigten Zustand 0-0 ändert sich für den Zustand 2-3 die erste Eigenfrequenz um  $-0.01$  Hz, die zweite Eigenfrequenz um  $-0.03$  Hz und die dritte Eigenfrequenz um  $-0.01$  Hz. Somit liegen die größten Änderungen für beide geschädigten Zustände bei der zweiten Eigenfrequenz unter Berücksichtigung der ersten fünf Eigenfrequenzen.

**Tabelle 5.2:** In der Modalanalyse bestimmte Eigenfrequenzen des FE-Modells für die drei Zustände. Der Zustand 0-0 stellt die ungeschädigte Klasse dar und der Zustand 1-5 sowie 2-3 die geschädigte Klasse. In Klammern ist jeweils die relative Differenz in Prozent zum ungeschädigten Zustand 0-0 angegeben.

Eigenfrequenz	Zustand 0-0	Zustand 1-5	Zustand 2-3
1.	3.66 Hz	3.62 Hz ( $-1.09$ %)	3.65 Hz ( $-0.27$ %)
2.	3.86 Hz	3.77 Hz ( $-2.33$ %)	3.83 Hz ( $-0.78$ %)
3.	4.13 Hz	4.10 Hz ( $-0.73$ %)	4.12 Hz ( $-0.24$ %)
4.	4.74 Hz	4.71 Hz ( $-0.63$ %)	4.73 Hz ( $-0.21$ %)
5.	5.61 Hz	5.60 Hz ( $-0.18$ %)	5.61 Hz ( $0.00$ %)

Die Merkmale werden in der Zustandsklassifikation der FE-Modelle ebenfalls auf die Robustheit gegenüber Rauschen untersucht. Dem Rauschen wird eine Normalverteilung unterstellt [53]. Daher werden normalverteilte Zufallszahlen  $n(t)$  dem Signal hinzu addiert um das Rauschen künstlich nachzustellen. Der Signalrauschabstand (SNR) für das künstlich erzeugte Rauschen wird nach Gleichung (2.19) bestimmt. Der SNR wird für alle Sensorpositionen und für alle Überfahrten über die ungeschädigte Brücke (Zustand 0-0) bestimmt, wobei der maximale absolute Ausschlag des Dehnungs- bzw. Verschiebungssignal  $\max|s(t)|$  an einer festen Sensorposition während der Überfahrt genommen wird.  $\sigma_n$  stellt die Standard-

abweichung der Zufallszahlen  $n(t)$  dar. In Tabelle 5.3 ist der SNR für die Dehnung und in Tabelle 5.4 für die Verschiebung für die Sensoren des S-Steges zusammengefasst. Der S-Steg ist der Steg, über dem das Fahrzeug hauptsächlich die Brücke überfährt. Die Sensorpositionen S8 bis S14 werden aufgrund der Symmetrie in  $x = 0$  nicht angegeben, da diese mit den Sensoren S1 bis S7 übereinstimmen. Aufgrund der dynamischen Effekte stimmen die Werte jedoch nicht perfekt überein. Es werden die drei Rauschniveaus **Ohne Rauschen**, **Rauschniveau 1** und **Rauschniveau 2** berücksichtigt. In der Spalte Ohne Rauschen in den Tabellen 5.3 und 5.4 sind keine Einträge zu finden, da hier kein Rauschen berücksichtigt wurde und somit der SNR theoretisch unendlich ist. Das Rauschniveau 2 wurde so gewählt, dass die Standardabweichung des  $R$ -Merkmals mit der der Messdaten in Abschnitt 5.8 übereinstimmt. Ein Vergleich der Standardabweichung für das  $R$ -Merkmal zwischen den simulierten Überfahrten und den in der Realität gemessenen Überfahrten findet in Abschnitt 5.8 statt. Für das Rauschniveau 1 wurde die Halbe Standardabweichung von Rauschniveau 2 gewählt. Dies soll einen Ausblick darauf geben, wenn nur sehr schwere Fahrzeugüberfahrten berücksichtigt werden.

Unter Rauschniveau 1 wurden Zufallszahlen mit einer Standardabweichung von  $\sigma_n = 4.2 \cdot 10^{-1} \mu\text{m}/\text{m}$ , wie dies der Spalte Rauschniveau 1 in Tabelle 5.3 entnommen werden kann, und unter Rauschniveau 2 wurden Zufallszahlen mit  $\sigma_n = 8.4 \cdot 10^{-1} \mu\text{m}/\text{m}$  den Dehnungen hinzu addiert. Analog gilt für die Verschiebung nach Tabelle 5.4 mit Rauschniveau 1 eine Addition von Zufallszahlen mit einer Standardabweichung von  $\sigma_n = 1.75 \cdot 10^{-2} \text{mm}$  und mit Rauschniveau 2 eine Standardabweichung von  $\sigma_n = 3.5 \cdot 10^{-2} \text{mm}$  zum Signal.

**Tabelle 5.3:** Tabelle mit SNR für die Dehnung in  $x$ -Richtung für unterschiedliche Sensorpositionen (Elemente) des S-Steges.

	<b>Ohne Rauschen</b>		<b>Rauschniveau 1</b>			<b>Rauschniveau 2</b>		
	$\sigma_n = 0.0 \cdot 10^0 \mu\text{m}/\text{m}$		$\sigma_n = 4.2 \cdot 10^{-1} \mu\text{m}/\text{m}$			$\sigma_n = 8.4 \cdot 10^{-1} \mu\text{m}/\text{m}$		
		SNR	Min	Median	Max	Min	Median	Max
		SNR	SNR	SNR	SNR	SNR	SNR	
S1	-		-1.5 dB	23.3 dB	32.8 dB	-7.5 dB	17.3 dB	26.8 dB
S2	-		4.1 dB	29.4 dB	39.4 dB	-1.9 dB	23.4 dB	33.4 dB
S3	-		6.9 dB	32.1 dB	41.8 dB	0.9 dB	26.0 dB	35.8 dB
S4	-		7.3 dB	32.7 dB	42.2 dB	1.2 dB	26.7 dB	36.2 dB
S5	-		6.4 dB	32.2 dB	41.7 dB	0.4 dB	26.2 dB	35.6 dB
S6	-		4.4 dB	30.0 dB	39.7 dB	-1.7 dB	24.0 dB	33.6 dB
S7	-		-0.5 dB	24.8 dB	35.1 dB	-6.5 dB	18.8 dB	29.0 dB

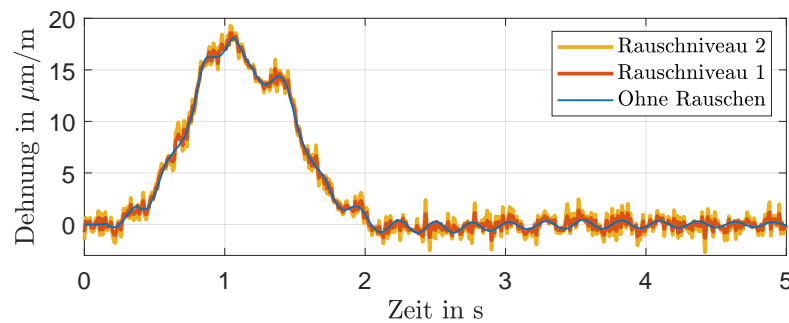
In den Tabellen 5.3 und 5.4 sind jeweils der kleinste SNR in Spalte **Min SNR** und der größte SNR in Spalte **Max SNR** sowie der Median unter **Median SNR** angegeben. Der kleinste SNR

**Tabelle 5.4:** Tabelle mit SNR für die Verschiebung in  $z$ -Richtung für unterschiedliche Sensorpositionen (Knoten) des S-Steges.

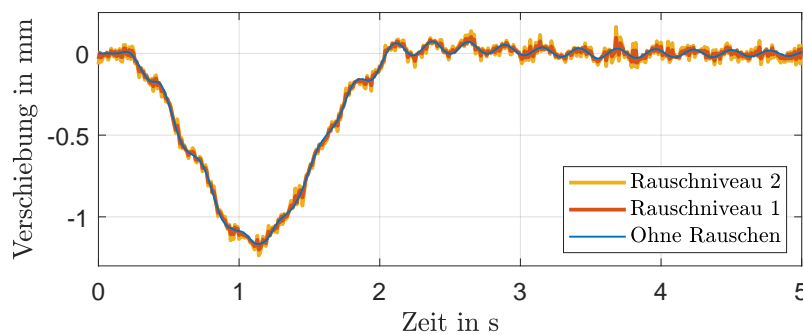
	<b>Ohne Rauschen</b>	<b>Rauschniveau 1</b>			<b>Rauschniveau 2</b>		
	$\sigma_n = 0.0 \cdot 10^{-0}$ mm	$\sigma_n = 1.75 \cdot 10^{-2}$ mm			$\sigma_n = 3.5 \cdot 10^{-2}$ mm		
	SNR	Min SNR	Median SNR	Max SNR	Min SNR	Median SNR	Max SNR
S1	-	1.9 dB	27.3 dB	36.8 dB	-4.1 dB	21.3 dB	30.7 dB
S2	-	7.9 dB	33.2 dB	42.7 dB	1.9 dB	27.2 dB	36.7 dB
S3	-	10.3 dB	35.6 dB	45.1 dB	4.3 dB	29.6 dB	39.0 dB
S4	-	10.8 dB	36.4 dB	45.6 dB	4.8 dB	30.4 dB	39.6 dB
S5	-	10.1 dB	35.7 dB	44.9 dB	4.1 dB	29.7 dB	38.8 dB
S6	-	7.8 dB	33.3 dB	42.5 dB	1.8 dB	27.3 dB	36.5 dB
S7	-	1.9 dB	27.5 dB	36.9 dB	-4.1 dB	21.5 dB	30.9 dB

resultiert aus der Überfahrt des leichtesten Fahrzeugs und der größte SNR aus der Überfahrt des schwersten Fahrzeugs. Die Bandbreite des SNR (Differenz zwischen dem größten und dem kleinsten SNR-Wert) liegt für beide Größen für alle Sensoren zwischen 34.4 dB sowie 35.6 dB und entspricht somit in etwa der Bandbreite der simulierten Fahrzeuggewichte von 34.1 dB (vergleiche Differenz des schwersten und leichtesten Fahrzeugs in Tabelle 5.1). Aufgrund der Fahrspurabweichung, der dynamischen Effekte und dem Achsabstand stimmen die Werte nicht perfekt überein. Der Median SNR entspricht dem Fahrzeug, welches in etwa den Medianwert in der Gewichtsverteilung der Fahrzeuge aufweist. Negative SNR-Werte weisen darauf hin, dass die Standardabweichung des Rauschens  $\sigma_n$  größer ist als das absolute Maximum des Signals. Aus so einem Signal können keine sinnvollen Informationen zur Schadenserkennung extrahiert werden. Den Tabellen kann entnommen werden, dass der SNR von der Sensorposition abhängt. Der SNR fällt für Positionen nahe dem Lager (S1 und S7) kleiner aus als für Positionen in Feldmitte (S3, S4 und S5).

Die beispielhafte Überfahrt in Abbildung 5.4 stellt die Überfahrt des Fahrzeugs dar, dessen Gewicht dem Medianwert in der Gewichtsverteilung aller simulierten Fahrzeuge des Trainingsdatensatzes für die ungeschädigte Klasse (Zustand 0-0) entspricht. Das Signal in Abbildung 5.4 resultiert aus dem Fahrzeug, das in der beispielhaften Fahrzeugkarte im Anhang E.1 genannt wird. Dabei handelt es sich in Abbildung 5.4 um den Fahrzeugtyp 97, welcher einen Sattelzug, bestehend aus einer zweiachsigen Zugmaschine mit einem zweiachsigen Sattelauflieger, repräsentiert. Das ausgewählte Fahrzeug hat ein Gewicht von 17.2 t, einen Achsabstand zwischen vorderster und hinterster Achse von 17.3 m und eine Achsbreite von 2.06 m. Die Geschwindigkeit des Fahrzeugs beträgt 75 km/h.



(a) Dehnung für Sensorposition S4 für die ersten 5 s der simulierten Überfahrt.



(b) Verschiebung für Sensorposition S4 für die ersten 5 s der simulierten Überfahrt.

**Abbildung 5.4:** Beispielhafte Überfahrt mit den drei betrachteten Rauschniveaus. Das ausgewählte Fahrzeug für die Überfahrt stellt mit 17.2 t den Median dar. Das Fahrzeug hat vier Achsen, einen Abstand zwischen der ersten und letzten Achse von 17.3 m sowie eine Geschwindigkeit von 75 km/h.

Die vorgestellten Merkmale aus Abschnitt 3.2 werden hier auf die FE-Simulationen angewendet. Zu den in Abschnitt 3.2 vorgestellten Merkmalen, wird zusätzlich das Merkmal der Eigenfrequenzen  $f$  des Ausschwingvorgangs berücksichtigt. Unter dem Merkmal Eigenfrequenzen  $f$  werden die ersten vier Eigenfrequenzen aus dem Ausschwingvorgang der Brücke, nach dem das Fahrzeug die Brücke verlassen hat, verstanden. Das *raw*-Merkmal bezeichnet die komplette unverarbeitete Zeitreihe des Signals an einer Sensorposition. Da die Überfahrtdauer bei den Simulationen von Überfahrt zu Überfahrt variiert, wird das Signal für das Merkmal *raw* mit 400 Samples pro Überfahrt interpoliert. Dieser Schritt ist für den Klassifikationsalgorithmus Bagged Tree notwendig, da dieser eine konstante Länge für jede Überfahrt im Eingangssignal benötigt. Das Merkmal *raw* und die ersten vier Eigenfrequenzen  $f$  sollen als Referenz dienen.

Vor der Berechnung der  $M$ -Merkmalsvariationen wird das zu verwendende Dehnungs- bzw. Verschiebungssignal nach der Addition des Rauschens mit einem Tiefpassfilter mit einer Grenzfrequenz unterhalb der ersten Eigenfrequenz der Brücke gefiltert, um den dynamischen Anteil aus dem Signal zu entfernen, da nur der statische Anteil benötigt wird. Dabei

handelt es sich um ein akausales Finite Impulse Response (FIR) Filter mit der Ordnung 20 und einer Grenzfrequenz von 0.3 Hz. Die Filterung führt zu einer Verbesserung von zum Teil über 20 Prozentpunkten für die *M*-Merkmalsvariationen. Eine Filterung des Eingangssignals des *raw*-Merkmals würde die Klassifikationsergebnisse verschlechtern. Die Ergebnisse für die *R*-Merkmalsvariationen ändern sich kaum nach dem Filtern. Daher wird auf eine Filterung für diese beiden Merkmale verzichtet.

Für den Vergleich zwischen den Merkmalen wird die Kennzahl Accuracy aus Gleichung (2.11) sowie die Falsch-Negativ-Rate (FNR) und die Falsch-Positiv-Rate (FPR) aus den Gleichungen (2.4) und (2.5) verwendet. Die allgemeine Schadensklassifikation in Abschnitt 5.2 sowie die Untersuchung zum Einfluss der Temperaturabweichung in Abschnitt 5.3 werden als Klassifikationsproblem formuliert. Somit kann das vorliegende Problem dem überwachten Lernen zugeordnet werden. Es wird der Klassifikationsalgorithmus Bagged Tree verwendet (siehe Abschnitt 2.3.2). Voruntersuchungen haben ergeben, dass vom Klassifikationsalgorithmus Bagged Tree vor allem das *raw* und das *all*-Merkmal profitieren. Für *M*- und *R*-Merkmalsvariationen schneiden weitere Klassifikationsalgorithmen, wie zum Beispiel K-Nearest Neighbor, Naïve Bayes oder Support Vector Machine, gleichwertig ab [25, 54]. Aber auch mit Backpropagation Neuronalen Netzen kann eine Klassifikation umgesetzt werden [116]. Dabei wird für alle Merkmale und alle Sensorpaare sowie alle Rauschniveaus ein eigenes Klassifikationsmodell erstellt. Zusätzlich wird auch jeweils ein Klassifikationsmodell für jedes Merkmal und jedes Rauschniveau mit Verwendung aller Sensoren beziehungsweise aller Sensorpaare generiert. Ein Sensorpaar besteht aus zwei Sensoren. Daraus ergeben sich 2 415 Sensorpaarkombinationen pro Merkmal und zweimal 79 728 Klassifikationsmodelle (einmal für die Dehnung und einmal für die Verschiebung).

Der verwendete Datensatz ist in Tabelle 5.5 zusammengefasst. In der Spalte **Datensatz** wird zwischen dem Trainingsdatensatz und dem Testdatensatz unterschieden. Für das Testen wird zum einen ein Datensatz für die allgemeine Klassifikation in Abschnitt 5.2 verwendet und ein Temperaturtestdatensatz für die Untersuchung der Temperaturabhängigkeit der Merkmale in Abschnitt 5.3. Beim Trainings- und Testdatensatz für die allgemeine Klassifikation wird in der Spalte **Klasse** in Tabelle 5.5 zwischen den Klassen ungeschädigt und geschädigt unterschieden. Außerdem ist die Anzahl für die einzelnen Fahrzeugtypen unter der Spalte **Fahrzeugtyp** angegeben. Unter der Spalte **Summe** kann die Gesamtanzahl der verwendeten Überfahrten entnommen werden. Für das Training werden 1 556 Überfahrten verwendet und für den Testdatensatz der allgemeinen Klassifikation 300 Überfahrten, was einem Verhältnis von 80.7 % zu 19.3 % entspricht. Dabei ist die Anzahl zwischen den Klassen im Trainingsdatensatz ausgewogen, um keine Dysbalance in der Klassifikation beim Training zu provozieren. Somit entspricht die Anzahl der Überfahrten für die ungeschädigte Brücke der Anzahl der Überfahrten für die geschädigte Brücke. Beim Test werden anschließend 100 Überfahrten pro Zustand (0-0, 1-5 und 2-3) verwendet. Damit setzt sich der Test-



datensatz zu einem Drittel aus Überfahrten für die ungeschädigte Klasse und zu zwei Drittel für die geschädigte Klasse zusammen, wobei beim Testdatensatz die selben Fahrzeuge für die einzelnen Zustände verwendet wurden. Die Simulationen im Trainings- und Testdatensatz für die allgemeine Klassifikation wurden für eine Temperatur von 20 °C erstellt. Bei der Untersuchung zur Temperaturunabhängigkeit in Abschnitt 5.3 wird ein Datensatz mit weiteren 100 Überfahrten bei unterschiedlichen Temperaturen betrachtet (letzte Zeile in Tabelle 5.5). Es werden jeweils 20 Überfahrten bei -10 °C, bei -5 °C, bei 0 °C, bei 10 °C und bei 30 °C betrachtet. Diese Überfahrten wurden alle für den Zustand 0-0 erstellt.

**Tabelle 5.5:** Die Anzahl der Simulationen für den Trainings- und Testdatensatz mit Unterscheidung nach Fahrzeugtyp. In der letzten Spalte ist die Summe für den jeweiligen Datensatz in Abhängigkeit der Klasse angegeben.

Datensatz	Klasse	Fahrzeugtyp				Summe
		8	41	97	98	
Training	ungeschädigt	102	318	118	240	778
	geschädigt	102	318	118	240	778
Test	ungeschädigt	15	40	15	30	100
	geschädigt	30	80	30	60	200
Temperatur (Test)	ungeschädigt	15	40	15	30	100

## 5.2 Klassifikation des Datensatzes mit konstanter Temperatur

Als erstes wird die allgemeine Klassifikation für die Dehnung in Abschnitt 5.2.1 und anschließend für die Verschiebung in Abschnitt 5.2.2 betrachtet. Die vorgestellten Ergebnisse gelten für den Testdatensatz bei konstanter Temperatur. Die Tabellen mit den Ergebnissen in den Abschnitten 5.2.1 und 5.2.2 besitzen eine ähnliche Struktur wie die Tabellen 4.4 und 4.5 für die Ergebnisse an den Biegebalken. Für jedes Merkmal sind sechs Zeilen aufgeführt. In den ersten fünf Zeilen sind jeweils die fünf Sensorpaare mit der höchsten Accuracy (**Acc.**) von den trainierten 2 415 Sensorpaaren gelistet. Die sechste Zeile enthält das Ergebnis für die Verwendung aller verfügbaren Sensoren bzw. Sensorpaare. Neben der Accuracy ist auch die **Falsch-Negativ-Rate (FNR)** und die **Falsch-Positiv-Rate (FPR)** für jedes Rauschniveau angegeben (siehe Abschnitt 2.3.4). In den Spalten sind die drei Rauschniveaus **Ohne Rauschen**, **Rauschniveau 1** und **Rauschniveau 2** aufgeführt. Beim ersten Merkmal handelt es sich um das *all*-Merkmal, unter dem alle in der Tabelle folgenden Merkmale zusammengefasst sind, was einer Dimension von  $n_D = 69\,685$  pro Rauschniveau entspricht. Das heißt,

dass das *all*-Merkmal die höchste Accuracy erreichen sollte, da hier dem Klassifikationsalgorithmus alle Informationen zur Verfügung stehen. Das zweite Merkmal *raw* ist das interpolierte unverarbeitete Zeitsignal und das dritte Merkmale *f* entspricht den Eigenfrequenzen des Ausschwingvorgangs. Die fünf folgenden Merkmale sind *M*-Merkmalsvariationen und zum Schluss folgen die drei *R*-Merkmalsvariationen.

Im Vergleich zu [76] wird in dieser Untersuchung die FNR und die FPR zusätzlich bestimmt. In [76] wurde dagegen die Accuracy für die schwersten 50 % Fahrzeuge des Testdatensatzes angegeben. Außerdem wurde für diese Untersuchung die Standardabweichung des Rauschens für Rauschniveau 1 erhöht und die für Rauschniveau 2 herabgesetzt. Während in dieser Arbeit das Klassifikationsmodell zwischen zwei Klassen (ungeschädigt und geschädigt) unterscheiden soll, wurden in [76] zwischen drei Klassen unterschieden.

### 5.2.1 Dehnung

Die besten fünf Sensorpaare (SS9,S4), (SS10,S4), (SS11,S4), (S3,S7) und (S4,S5) für das *all*-Merkmale basierend auf den Dehnungen ohne Rauschen in Tabelle 5.6 unter der Spalte Ohne Rauschen erreichen alle eine perfekte Klassifikation (Accuracy = 100%). In Tabelle 5.6 setzen sich die besten Sensorpaare aus den Sensoren S3 oder S4 zusammen, jedoch existieren weitere Sensorpaare die nicht den Sensor S3 oder S4 beinhalten und eine perfekte Klassifikation erreichen. Insgesamt erreichen 241 Sensorpaare im Fall ohne Rauschen eine Accuracy von über 95 %, was einer sehr guten Klassifikation entspricht (siehe Abschnitt 2.3.4). Auch mit allen Sensoren bzw. Sensorpaaren kann mit dem Merkmal *all* eine perfekte Klassifikation für alle Rauschniveaus erreicht werden (siehe letzte Zeile des Merkmals *all*). Das gleiche Bild ergibt sich auch mit Rauschniveau 1, wobei 43 Sensorpaare eine sehr gute Klassifikation erreichen können. Basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 2 können 10 Sensorpaare eine sehr gute Klassifikation erreichen. Dabei enthalten die besten Sensorpaare einen Sensor zwischen S2 und S4. Jedoch ist das *all*-Merkmal für das Sensorpaar (S4,S7) mit der höchsten Accuracy von 98.7 % basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 2 nicht das beste Merkmal für ein einzelnes Sensorpaar. Für ein einzelnes Sensorpaar schneidet das *R*-Merkmal besser ab. Das schlechtere Abschneiden resultiert voraussichtlich aus der Überanpassung des Modells und nicht aufgrund des Hugh Phänomens (siehe Abschnitt 2.3), da das *all*-Merkmal basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 2 mit allen Sensoren und Sensorpaaren eine perfekte Klassifikation erreicht.

Mit dem *raw*-Merkmal kann mit 37 Sensorpaaren eine sehr gute Klassifikation basierend auf den Dehnungen ohne Rauschen erreicht werden. Die beiden besten Sensorpaare (S4,S9) und (S4,M6) erreichen dabei eine Accuracy von 99.3 %. Die Verwendung aller Sensoren führt auf eine niedrigere Accuracy. Die Ursache hierfür ist Overfitting. Beim Overfitting schneidet das Klassifikationsmodell für den Testdatensatz schlecht ab, weil dieses schlecht generalisieren

kann. Sobald Rauschen den Dehnungen hinzu addiert wird, schneiden die Klassifikationsmodelle für alle Sensoren besser ab. Jedoch existieren einzelne Sensorpaare, die besser als alle Sensoren sind. Mit Rauschniveau 1 kann die Accuracy für alle Sensoren auf 95.7 % gesteigert werden und mit Rauschniveau 2 fällt die Accuracy auf 89.0 %. Es können zwei Sensorpaare mit Rauschniveau 1 eine sehr gute Klassifikation erreichen, die ausschließlich eine Kombinationen aus dem Sensor S4 bilden. Das beste Sensorpaar (S4,S7) erreicht eine Accuracy von 97.3 %. Basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 2 ist mit dem *raw*-Merkmal eine Accuracy von 94.0 % mit dem Sensorpaar (S4,S8) erreichbar.

Anhand der Eigenfrequenzen des Ausschwingvorgangs  $f$  basierend auf den Dehnungen kann nur ohne Rauschen eine sehr gute Klassifikation vollzogen werden. Hier können 151 Sensorpaare eine sehr gute Klassifikation erreichen. Dabei bestehen die besten Sensorpaare (Accuracy  $\geq 97.0\%$ ) aus den Sensoren NN7, N7, M7, S7 oder SS7 sowie einem Sensor aus dem östlichen Feld. Sobald Rauschen dem Signal hinzuaddiert wird, werden alle Ergebnisse als unbrauchbar eingestuft und aus diesem Grund nicht weiter betrachtet.

Alle  $M$ -Merkmalsvariationen können auf Basis der Dehnungen ohne Rauschen mindestens eine sehr gute Klassifikation erreichen. Jedoch erreicht nur das Merkmal  $M_{\max,\min}$  eine perfekte Klassifikation mit den Sensorpaaren (S4,S7) und (S4,S9). Mit allen Sensorpaaren können alle  $M$ -Merkmalsvariationen eine perfekte Klassifikation erreichen. Mit Rauschniveau 1 ist  $M_{\max,\max}$ -Merkmal für Sensorpaar (S2,S9) mit einer Accuracy von 96.7 % die beste  $M$ -Merkmalsvariation. Die zweitbeste  $M$ -Merkmalsvariation ist das  $M_{\max,\min}$ -Merkmal mit einer Accuracy von 91.3 %. Mit Rauschniveau 1 mit allen Sensorpaaren erreichen die  $M$ -Merkmalsvariationen  $M_{\max,\text{idx}}$  und  $M_{\max,\max}$  eine perfekte Klassifikation.  $M_{\max,\min}$  und  $M_{\min,\text{idx}}$  erreichen mit Accuracy = 99.7 % und Accuracy = 98.3 % eine sehr gute Klassifikation. Mit Rauschniveau 2 kann nur das  $M_{\max,\max}$ -Merkmal eine brauchbare Klassifikation für das beste einzelne Sensorpaar erreichen. Dabei liegt die Accuracy bei 88.3 % für das beste Sensorpaar (S2,S9) und die FNR liegt unter der FPR. Es kann festgehalten werden, dass ein Sensorpaar für die  $M$ -Merkmalsvariationen mit Rauschniveau 2 zu wenig ist. Das Rauschen hat hier einen zu hohen Einfluss auf die beiden Einzelwerte der  $M$ -Merkmale. Jedoch steigt die Accuracy der meisten  $M$ -Merkmalsvariationen, wenn alle Sensorpaare berücksichtigt werden. So kommen  $M_{\max,\text{idx}}$  und  $M_{\max,\max}$  sowie  $M_{\max,\min}$  auf eine sehr gute Klassifikation mit Rauschniveau 2 unter Berücksichtigung aller Sensorpaare. Die Merkmale  $M_{\max,\text{idx}}$  und  $M_{\max,\max}$  erzielen sogar eine Accuracy von 99.7 %. Auch Jansen stellt in [133] fest, dass die Verwendung von mehr Sensorpaaren zu einer besseren Unterscheidung zwischen der ungeschädigten und geschädigten Klasse führt. Darüber hinaus registriert er für die  $M$ -Merkmale eine Abhängigkeit von den Achsabständen [133].

Mit allen  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Dehnungen ohne Rauschen kann eine perfekte Klassifikation erzielt werden. Es erreichen 78-Sensorpaare mindestens eine sehr gute Klassifikation für das  $R$ -Merkmal, 39 Sensorpaare für  $R_2$  und 210 Sensorpaare für  $R_4$ .

In einer weitergehenden Untersuchung kann festgestellt werden, dass mit Rauschniveau 1 noch 18 Sensorpaare für  $R$ , 7 für  $R_2$  und 8 für  $R_4$  mindestens eine sehr gute Klassifikation erreichen. Fünf Sensorpaare kommen auf eine sehr gute Klassifikation für das Merkmal  $R$  mit Rauschniveau 2. Das beste einzelne Sensorpaar (S4,S8) kommt auf eine Accuracy von 99.3 % mit Rauschniveau 2 und hat eine FNR von 0 %. Damit ist das  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 2 besser als das *all*-Merkmal. Dagegen kommt kein Sensorpaar mit  $R_2$  auf eine sehr gute Klassifikation und mit  $R_4$  kommt das Sensorpaar (S4,S7) mit Accuracy = 96.0% als einziges Sensorpaar auf eine sehr gute Klassifikation. Alle  $R$ -Merkmalsvariationen kommen basierend auf den Dehnungen für alle Rauschniveaus unter Verwendung aller Sensorpaare zu einer perfekten Klassifikation. Die Sensorpositionierung für das  $R$ -Merkmal wird in Abschnitt 5.4 näher für alle Sensorpaare untersucht.

**Tabelle 5.6:** Klassifikationsergebnisse für die Merkmale basierend auf den Dehnungen. Für jedes Merkmal sind die fünf Sensorpaare mit der höchsten Accuracy (Acc.) mit der dazugehörigen FNR und FPR ausgegeben. Die letzte Zeile für ein jedes Merkmal gibt das Ergebnis für die Verwendung aller Sensorpaare an. In der ersten Spalte sind die Ergebnisse für ein rauschfreies Signal eingetragen und in der zweiten und dritten mit Rauschen, welches der Tabelle 5.3 entnommen werden kann.

Merkmal	Ohne Rauschen				Rauschniveau 1				Rauschniveau 2			
	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR
<i>all</i>	SS9,S4	100.0	0.0	0.0	S4,S6	100.0	0.0	0.0	S4,S7	98.7	1.5	1.0
	SS10,S4	100.0	0.0	0.0	S4,S7	100.0	0.0	0.0	S4,S6	98.3	2.0	1.0
	SS11,S4	100.0	0.0	0.0	S3,S6	99.7	0.0	1.0	S4,S8	98.3	1.5	2.0
	S3,S7	100.0	0.0	0.0	S3,S9	99.7	0.5	0.0	S4,M8	98.3	2.5	0.0
	S4,S5	100.0	0.0	0.0	S4,S8	99.7	0.5	0.0	S3,S6	98.0	2.5	1.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0
<i>raw</i>	S4,S9	99.3	0.5	1.0	S4,S7	97.3	4.0	0.0	S4,S8	94.0	7.5	3.0
	S4,M6	99.3	1.0	0.0	S4,S9	95.7	5.5	2.0	S4,S7	93.7	7.5	4.0
	SS6,S4	99.0	0.5	2.0	S4,S8	94.7	7.0	2.0	S4,M8	90.0	12.0	6.0
	S4,S8	99.0	1.5	0.0	S4,M8	94.0	8.0	2.0	S4,M7	87.3	14.5	9.0
	S4,S7	98.7	2.0	0.0	S4,M7	93.7	8.5	2.0	SS5,S4	86.0	16.5	9.0
	all	88.0	3.5	29.0	all	95.7	6.0	1.0	all	89.0	14.0	5.0
<i>f</i>	SS7,NN10	99.0	1.0	1.0	SS11,M11	66.0	34.0	34.0	SS4,NN2	60.3	39.0	41.0
	S7,NN13	99.0	1.0	1.0	S11,M12	65.3	39.0	26.0	SS11,M2	59.3	40.0	42.0
	S7,M10	98.7	1.5	1.0	SS11,M12	65.0	39.0	27.0	SS3,N4	59.0	43.5	36.0
	S7,N11	98.7	0.5	3.0	M12,NN12	65.0	39.5	26.0	S13,N12	59.0	42.5	38.0
	S7,N12	98.7	1.0	2.0	S12,N10	64.7	40.0	26.0	M3,N14	59.0	44.0	35.0
	all	98.0	1.5	3.0	all	65.3	36.5	31.0	all	52.7	53.5	35.0
$M_{\max,\text{idx}}$	S4,S10	95.7	4.0	5.0	SS1,S7	75.7	24.0	25.0	S3,S7	71.3	29.5	27.0
	S4,S11	95.0	4.5	6.0	S3,S7	74.3	25.5	26.0	S4,M4	70.3	33.5	22.0
	S4,S9	89.7	11.5	8.0	S4,S9	71.3	31.5	23.0	S4,S5	69.0	30.0	33.0
	S4,S12	86.7	12.0	16.0	S4,S11	70.3	32.5	24.0	SS1,S7	68.0	31.5	33.0
	S4,M10	86.3	13.5	14.0	SS6,M8	69.0	29.5	34.0	SS5,S4	67.7	34.5	28.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0	all	99.7	0.5	0.0
$M_{\max,\text{max}}$	S2,S9	99.7	0.5	0.0	S2,S9	96.7	2.0	6.0	S2,S9	88.3	10.5	14.0
	SS5,SS13	96.0	4.0	4.0	S3,S9	87.0	13.5	12.0	S3,S9	85.3	13.5	17.0
	SS5,SS12	94.0	5.0	8.0	S4,S7	86.7	12.0	16.0	S4,S7	84.3	12.5	22.0
	M3,M10	91.7	7.5	10.0	S3,S8	85.0	16.0	13.0	S3,S8	83.3	16.5	17.0
	S3,S10	90.7	7.5	13.0	SS5,SS13	84.3	16.5	14.0	S4,S8	81.0	20.0	17.0

Merkmal	Ohne Rauschen				Rauschniveau 1				Rauschniveau 2			
	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR
	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0	all	99.7	0.0	1.0
$M_{\max, \min}$	S4,S7	100.0	0.0	0.0	S4,S7	91.3	10.5	5.0	S4,S7	79.3	24.0	14.0
	S4,S9	100.0	0.0	0.0	S3,S7	87.0	13.0	13.0	S3,S7	72.7	29.5	23.0
	S4,S8	99.7	0.5	0.0	S4,M7	86.3	14.0	13.0	S4,M7	71.3	29.5	27.0
	S4,M9	99.7	0.5	0.0	S4,S9	82.0	17.5	19.0	S4,S6	70.7	33.0	22.0
	S4,S10	99.3	0.0	2.0	S4,S6	81.7	20.0	15.0	SS5,SS7	70.0	26.5	37.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	99.7	0.5	0.0	all	97.0	4.5	0.0
$M_{\min, \text{idx}}$	SS5,S5	97.3	2.5	3.0	SS12,S4	74.0	24.0	30.0	S7,S11	67.3	40.5	17.0
	SS12,S4	95.7	4.5	4.0	S7,S12	72.7	29.5	23.0	SS9,S1	65.0	36.5	32.0
	S4,NN4	95.3	5.0	4.0	SS10,S4	72.3	26.5	30.0	SS10,S4	65.0	36.0	33.0
	S4,NN3	94.0	4.5	9.0	SS11,S4	71.3	28.5	29.0	S1,S8	64.7	35.5	35.0
	SS4,S4	93.3	7.0	6.0	S7,N10	71.0	27.0	33.0	S7,N10	64.7	36.5	33.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	98.3	2.0	1.0	all	92.3	8.5	6.0
$M_{\min, \min}$	S4,NN4	99.0	0.5	2.0	SS8,S1	78.7	19.5	25.0	SS8,S1	71.7	28.5	28.0
	SS5,S5	98.3	2.0	1.0	SS9,S1	78.0	22.5	21.0	SS9,S1	70.0	30.0	30.0
	S4,NN5	96.3	4.5	2.0	S1,S8	77.7	20.0	27.0	S1,S8	68.0	30.5	35.0
	S4,NN3	95.3	4.5	5.0	S1,S7	77.3	23.0	22.0	SS7,S1	67.3	31.0	36.0
	SS4,S4	92.7	7.0	8.0	SS10,S1	77.0	23.5	22.0	SS6,S1	67.0	34.0	31.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	90.7	12.0	4.0	all	81.3	23.0	10.0
$R$	SS2,S6	100.0	0.0	0.0	S3,S9	100.0	0.0	0.0	S4,S8	99.3	0.0	2.0
	SS3,S7	100.0	0.0	0.0	S4,S8	100.0	0.0	0.0	S3,S9	97.7	3.0	1.0
	SS4,S7	100.0	0.0	0.0	S3,S6	99.7	0.5	0.0	S4,M8	97.7	3.0	1.0
	SS5,S7	100.0	0.0	0.0	S4,S6	99.7	0.5	0.0	S4,S9	96.3	5.0	1.0
	SS10,S7	100.0	0.0	0.0	S4,M8	99.7	0.5	0.0	S4,S6	95.3	4.5	5.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0
$R_2$	SS2,S6	100.0	0.0	0.0	S3,S6	98.3	2.0	1.0	S4,S6	92.7	8.5	5.0
	S3,S6	100.0	0.0	0.0	SS2,S6	96.7	3.5	3.0	S3,S6	92.3	9.5	4.0
	M3,M4	100.0	0.0	0.0	SS3,S6	96.0	3.5	5.0	SS2,S6	91.7	11.0	3.0
	S3,S4	99.7	0.0	1.0	S1,M6	96.0	5.5	1.0	SS2,S5	89.0	13.5	6.0
	S3,S5	99.7	0.0	1.0	SS2,S5	95.7	4.0	5.0	SS3,S7	89.0	12.0	9.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0
$R_4$	SS10,S4	100.0	0.0	0.0	S4,S6	98.3	1.5	2.0	S4,S7	96.0	3.5	5.0
	SS11,S4	100.0	0.0	0.0	S4,S7	97.7	3.5	0.0	S4,S6	94.3	6.0	5.0
	SS12,S3	100.0	0.0	0.0	S6,M5	97.3	2.0	4.0	SS6,S4	91.7	8.0	9.0
	SS12,S4	100.0	0.0	0.0	S2,S7	96.7	4.0	2.0	S4,M7	91.0	10.5	6.0
	SS13,S3	100.0	0.0	0.0	S4,M7	95.7	5.5	2.0	S3,S7	90.7	9.0	10.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0	all	100.0	0.0	0.0

Basierend auf den Dehnungen kann bis einschließlich Rauschniveau 2 eine perfekte Klassifikation mit dem *all*-Merkmal und den *R*-Merkmalsvariationen durchgeführt werden. Im Vergleich sind die Eigenfrequenzen des Ausschwingvorgangs die schlechtesten Merkmale. Überraschenderweise ist das beste Merkmal das *R*-Merkmal für ein einzelnes Sensorpaar mit 99.3 % mit Rauschniveau 2 und nicht das *all*-Merkmal, welches eine Accuracy von 98.7 % für das beste einzelne Sensorpaar erreicht. Dabei wird kein einziger wahrer positiver Fall für das *R*-Merkmal mit dem besten Sensorpaar falsch klassifiziert. Unter den *R*-Merkmalsvariationen ist das *R*-Merkmal das beste basierend auf einem einzelnen Sensorpaar. Im Vergleich zur Untersuchung am Biegebalken in Abschnitt 4.2 waren dies die Merkmale  $R_2$  und  $R_4$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien. Die *M*-Merkmalsvariationen basierend auf den Dehnungen erreichen für ein Sensorpaar eine niedrige Accuracy. Wenn jedoch alle Sensorpaare berücksichtigt werden, steigt die Leistung

der  $M$ -Merkmalsvariationen an, sodass diese teilweise mit dem  $all$ -Merkmal bzw. den  $R$ -Merkmalsvariationen vergleichbar ist. Dies gilt vor allem für  $M$ -Merkmalsvariationen, die das Maximum der extrahierten Einzelüberfahrt nutzen.

## 5.2.2 Verschiebung

Als nächstes werden die Klassifikationsergebnisse basierend auf den Verschiebungen in Tabelle 5.7 betrachtet.

Mit dem  $all$ -Merkmal ist basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen mit 93 Sensorpaaren mindestens eine sehr gute Klassifikation möglich. Dabei erreicht nur das Sensorpaar (S4,S11) eine perfekte Klassifikation. Mit allen Sensoren bzw. Sensorpaaren ist ebenfalls eine perfekte Klassifikation möglich. Sobald Rauschen den Verschiebungen hinzu addiert wird, liegt die Accuracy bei 99.7 % basierend auf den Verschiebungen mit Rauschniveau 1 und 97.7 % mit Rauschniveau 2 für alle Sensoren und Sensorpaare. Es können noch zehn Sensorpaare eine sehr gute Klassifikation basierend auf den Verschiebungen mit Rauschniveau 1 erreichen. Mit Rauschniveau 2 kann kein Sensorpaar eine sehr gute Klassifikation durchführen. Das beste Sensorpaar (S4,S12) erreicht eine Accuracy von 92.7 %. Insgesamt schneidet das  $all$ -Merkmal für einzelne Sensorpaare und unter Nutzung aller Sensoren bzw. Sensorpaaren basierend auf den Verschiebungen am besten ab. Dies gilt für alle Rauschniveaus.

Kein Sensorpaar kann für das  $raw$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen eine sehr gute Klassifikation erreichen. Die besten drei Sensorpaare erreichen eine Accuracy von 93.0 %. Mit der Berücksichtigung aller Sensoren sinkt die Accuracy auf 74.3 %, was auf ein Overfitting hinweist. Alle Klassifikatoren haben eine mindestens doppelt so hohe FNR im Vergleich zur FPR, was bedeutet, dass mehr Überfahrten der geschädigten Brücken falsch klassifiziert werden. Ab Rauschniveau 1 erreicht kein Klassifikationsmodell für das  $raw$ -Merkmal eine brauchbare Klassifikation und wird daher nicht mehr weiter betrachtet.

71 Sensorpaare erreichen für die Eigenfrequenzen des Ausschwingvorgangs eine sehr gute Klassifikation basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen. Die FNR liegt für die einzelnen Sensorpaare unterhalb der FPR. Jedoch sinkt die Accuracy auf 94.0 % für alle Sensoren. Hier übersteigt auch die FNR die FPR. Die Sensorpaare bestehen dabei immer aus einem Sensor aus dem westlichen und einem aus dem östlichen Feld. Ab Rauschniveau 1 ist keine brauchbare Klassifikation mehr möglich.

Unter den  $M$ -Merkmalsvariationen schafft nur das Merkmal  $M_{\min,\min}$  basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen mit den ersten vier Sensorpaaren eine sehr gute Klassifikation. Mit der Nutzung aller Sensorpaare kann mit  $M_{\max,\min}$  eine Accuracy von 98.3 % und mit  $M_{\min,\min}$  eine perfekte Klassifikation erzielt werden. Mit Rauschniveau 1 kann keine  $M$ -Merkmalsvariation für ein einzelnes Sensorpaar eine brauchbare Klassifikation erreichen.

Ab Rauschniveau 1 ist der Einfluss des Rauschens auf die beiden Einzelwerte eines Sensorpaars der  $M$ -Merkmalsvariationen zu hoch. Wenn jedoch alle Sensorpaare berücksichtigt werden, sinkt der Einfluss des Rauschens. So kann das  $M_{\min,\min}$ -Merkmal eine sehr gute Klassifikation mit Rauschniveau 1 und 2 mit allen Sensorpaaren erzielen. Mit Rauschniveau 2 kommt das  $M_{\min,\min}$ -Merkmal auf einer Accuracy von 97.3 %.

Im Gegensatz zum *all*-Merkmal ist mit dem  $R$  und dem  $R_2$ -Merkmal mit mehr Sensorpaaren eine perfekte Klassifikation basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen möglich. Jedoch kommen nur 23 Sensorpaare mit dem  $R$ -Merkmal, 19 mit  $R_2$  und 2 mit  $R_4$  auf eine sehr gute Klassifikation. Für alle drei  $R$ -Merkmalsvariationen kann mit allen Sensorpaaren eine perfekte Klassifikation ohne Rauschen durchgeführt werden. Basierend auf den Verschiebungen mit Rauschniveau 1 kann das  $R$ - und das  $R_2$ -Merkmal für einzelne Sensorpaare eine Accuracy von 93.0 % und 92.7 % erreichen. Dabei liegen alle Sensoren der Sensorpaare im westlichen S-Steig mit Ausnahme von S8 (siehe viert- und fünftbestes  $R$ -Merkmal mit Rauschniveau 1). Mit Rauschniveau 1 können das  $R$ - und  $R_2$ -Merkmal eine Accuracy von 99.0 % für alle Sensorpaare erzielt werden. Mit Rauschniveau 2 kommt für kein einzelnes Sensorpaar eine brauchbare Klassifikation zustande. Bei der Berücksichtigung aller Sensorpaare kann mit dem  $R$ -Merkmal eine Accuracy von 96.7 % erreicht werden. Jedoch liegt die FNR deutlich höher als die FPR. Die Sensorpositionierung für das  $R$ -Merkmal wird in Abschnitt 5.4 im Detail untersucht.

**Tabelle 5.7:** Klassifikationsergebnisse für die Merkmale basierend auf den Verschiebungen. Für jedes Merkmal sind die fünf Sensorpaare mit der höchsten Accuracy (Acc.) mit der dazugehörigen FNR und FPR ausgegeben. Die letzte Zeile für ein jedes Merkmal gibt das Ergebnis für die Verwendung aller Sensorpaare an. In der ersten Spalte sind die Ergebnisse für ein rauschfreies Signal eingetragen und in der zweiten und dritten mit Rauschen, welches der Tabelle 5.4 entnommen werden kann.

Merkmal	Ohne Rauschen				Rauschniveau 1				Rauschniveau 2			
	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR
<i>all</i>	S4,S11	100.0	0.0	0.0	S3,S10	97.0	4.0	1.0	S4,S12	92.7	6.0	10.0
	S3,S7	99.7	0.0	1.0	S4,S11	97.0	3.5	2.0	S4,S11	91.3	8.0	10.0
	S4,S5	99.7	0.0	1.0	S4,S12	97.0	3.5	2.0	SS4,SS12	91.0	10.5	6.0
	S4,S7	99.7	0.0	1.0	S4,S13	96.7	3.5	3.0	S4,S13	90.3	9.0	11.0
	S1,S3	99.3	0.0	2.0	S3,S11	96.3	3.5	4.0	S4,S10	90.0	12.0	6.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	99.7	0.5	0.0	all	97.7	3.5	0.0
<i>raw</i>	S7,M7	93.0	9.0	3.0	SS4,NN12	72.7	34.0	14.0	SS2,SS5	71.7	32.5	20.0
	S7,NN8	93.0	8.5	4.0	S5,N12	72.7	30.5	21.0	S5,M4	71.7	28.5	28.0
	S7,NN14	93.0	8.5	4.0	SS3,S5	72.3	33.0	17.0	SS4,SS5	71.3	33.0	20.0
	S7,M11	92.0	10.5	3.0	SS3,N2	72.0	33.5	17.0	SS4,S3	71.3	33.0	20.0
	S7,N12	92.0	11.0	2.0	S3,S5	72.0	35.0	14.0	SS3,M3	71.0	30.5	26.0
	all	74.3	36.0	5.0	all	64.3	43.5	20.0	all	66.7	39.0	22.0
<i>f</i>	M1,M12	96.0	3.5	5.0	SS11,NN12	73.3	27.5	25.0	SS12,S13	64.0	37.0	34.0
	M3,M8	96.0	3.5	5.0	SS11,S12	72.7	29.5	23.0	SS10,S13	63.7	39.5	30.0
	M7,M10	96.0	4.0	4.0	S12,N9	72.3	28.5	26.0	SS12,M10	63.7	40.5	28.0
	M7,M14	96.0	4.0	4.0	M11,NN11	72.0	32.0	20.0	M10,NN12	63.7	38.5	32.0
	SS7,M8	95.7	4.0	5.0	SS11,NN11	71.7	30.0	25.0	M11,NN10	63.7	38.0	33.0

Merkmal	Ohne Rauschen				Rauschniveau 1				Rauschniveau 2			
	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR	Sensorpaar	Acc.	FNR	FPR
	all	94.0	7.0	4.0	all	75.0	27.5	20.0	all	65.7	35.5	32.0
$M_{\max, \text{idx}}$	SS14,S9	74.3	26.5	24.0	SS11,S4	70.7	28.5	31.0	M9,NN7	66.3	33.0	35.0
	S11,S12	73.0	27.0	27.0	SS10,S6	70.0	33.0	24.0	SS12,N5	66.0	36.5	29.0
	M12,N3	72.7	29.5	23.0	SS11,S6	69.7	30.5	30.0	SS13,S3	66.0	35.5	31.0
	SS13,S8	72.3	28.0	27.0	SS12,M5	69.7	35.0	21.0	S9,N2	66.0	37.5	27.0
	M13,N5	72.3	30.0	23.0	S5,NN8	69.7	31.5	28.0	SS9,N5	65.7	35.0	33.0
	all	87.3	17.0	4.0	all	66.7	44.0	12.0	all	66.3	46.0	9.0
$M_{\max, \text{max}}$	M8,N14	75.3	26.5	21.0	S9,NN13	69.7	32.5	26.0	S8,M3	65.0	38.5	28.0
	M5,NN3	74.7	26.5	23.0	SS7,S9	69.0	35.5	22.0	S9,N6	65.0	35.0	35.0
	SS5,M9	74.3	26.0	25.0	S10,NN7	68.7	31.5	31.0	S9,N4	64.3	34.5	38.0
	SS14,NN14	74.0	26.5	25.0	S9,N13	68.3	35.5	24.0	SS10,SS13	64.0	36.5	35.0
	M10,NN12	74.0	26.5	25.0	S6,S8	67.7	30.5	36.0	S9,NN14	64.0	39.5	29.0
	all	85.3	17.5	9.0	all	68.3	41.5	12.0	all	66.3	39.5	22.0
$M_{\max, \text{min}}$	S7,M2	74.0	27.5	23.0	SS4,SS8	72.0	30.0	24.0	SS9,S5	70.0	32.0	26.0
	SS7,S4	73.3	26.0	28.0	S10,NN14	72.0	30.5	23.0	SS11,S9	69.3	28.5	35.0
	SS10,S4	73.3	28.5	23.0	SS9,S6	71.7	29.5	26.0	S11,M14	69.3	31.0	30.0
	S13,N3	73.0	29.0	23.0	S12,M7	71.7	32.0	21.0	M10,N6	69.3	34.5	23.0
	SS9,S4	72.7	28.5	25.0	M12,N1	71.7	29.0	27.0	M10,NN2	68.7	33.0	28.0
	all	98.3	2.0	1.0	all	75.7	34.0	5.0	all	71.7	39.0	7.0
$M_{\min, \text{idx}}$	SS4,S8	76.0	24.0	24.0	SS7,SS10	69.0	31.0	31.0	SS7,SS10	65.0	32.5	40.0
	SS4,SS8	75.7	23.5	26.0	SS5,SS10	68.7	33.5	27.0	SS5,S10	64.7	33.0	40.0
	SS4,SS9	74.3	26.0	25.0	SS7,SS11	68.7	32.0	30.0	SS7,SS11	64.3	35.5	36.0
	S4,S8	74.3	26.5	24.0	SS7,S9	68.7	36.0	22.0	SS7,SS12	64.3	35.5	36.0
	SS3,SS8	74.0	27.0	24.0	SS6,SS10	68.0	31.0	34.0	S7,M9	64.3	36.0	35.0
	all	93.3	10.0	0.0	all	84.7	21.0	4.0	all	81.3	23.5	9.0
$M_{\min, \text{min}}$	SS7,SS13	96.7	4.0	2.0	S6,S13	82.3	18.0	17.0	S6,S13	73.7	30.0	19.0
	SS7,SS14	96.7	4.0	2.0	SS6,SS12	80.0	22.0	16.0	SS6,SS13	71.3	30.5	25.0
	M6,M13	96.0	4.0	4.0	SS6,SS13	79.7	23.0	15.0	S6,S12	71.3	27.5	31.0
	S6,S13	95.3	6.0	2.0	S6,S12	77.7	21.0	25.0	S5,S13	69.7	32.0	27.0
	SS7,SS12	92.7	8.0	6.0	M6,M13	77.3	26.0	16.0	S4,S11	69.3	32.5	27.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	99.7	0.0	1.0	all	97.3	3.0	2.0
$R$	S2,S3	100.0	0.0	0.0	S4,S6	93.0	6.5	8.0	SS4,SS5	80.0	20.5	19.0
	S2,S4	100.0	0.0	0.0	S3,S6	90.3	11.0	7.0	S3,S6	79.3	22.0	18.0
	S3,S4	100.0	0.0	0.0	S4,S7	89.3	11.5	9.0	S4,S8	78.3	23.5	18.0
	S3,S5	100.0	0.0	0.0	S4,S8	89.0	12.0	9.0	S4,S6	77.3	23.0	22.0
	S3,S6	100.0	0.0	0.0	S3,S8	88.3	11.0	13.0	S4,S7	76.3	25.0	21.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	99.0	1.5	0.0	all	96.7	4.5	1.0
$R_2$	S2,S3	100.0	0.0	0.0	S3,S6	92.7	6.5	9.0	SS4,SS5	79.7	23.0	15.0
	S2,S4	100.0	0.0	0.0	S4,S6	90.3	12.0	5.0	S2,S4	79.0	21.5	20.0
	S3,S4	100.0	0.0	0.0	S2,S4	89.3	9.5	13.0	S4,S6	78.3	24.0	17.0
	S3,S5	100.0	0.0	0.0	S1,S4	87.7	11.0	15.0	S3,S6	75.3	27.0	20.0
	S4,S5	100.0	0.0	0.0	S3,S7	85.3	14.0	16.0	S3,S5	74.7	27.5	21.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	99.0	1.5	0.0	all	95.3	6.0	2.0
$R_4$	S4,S5	98.0	1.0	4.0	S4,S6	90.3	11.0	7.0	SS4,SS5	82.3	19.0	15.0
	S4,S6	96.0	4.5	3.0	S2,S4	87.7	10.5	16.0	S2,S4	74.7	23.5	29.0
	S4,S7	94.7	6.0	4.0	SS4,SS5	86.3	14.5	12.0	SS3,SS4	74.0	29.0	20.0
	S1,S3	94.0	5.0	8.0	S1,S4	83.3	15.0	20.0	S4,S5	74.0	26.5	25.0
	S2,S3	94.0	5.0	8.0	S3,S6	83.0	19.5	12.0	S4,S6	73.7	29.0	21.0
	all	100.0	0.0	0.0	all	93.7	9.5	0.0	all	84.3	23.0	1.0

Auf Basis der Verschiebungen erreichen bereits ohne Rauschen die meisten Merkmale eine geringere Accuracy im Vergleich zur Dehnung. Am besten schneidet das *all*-Merkmal und mit ähnlichen Ergebnissen die *R*-Merkmalsvariationen ab. Auch für die Verschiebung werden mit dem *R*-Merkmal der *R*-Merkmalsvariationen die besten Ergebnisse erzielt. Je höher



das Rauschen wird, desto mehr Sensoren oder Merkmale werden benötigt. Mit Rauschniveau 2 kann basierend auf den Verschiebungen mit dem  $R$ -Merkmal eine sehr gute Klassifikation bei der Verwendung aller Sensorpaare durchgeführt werden. Ansonsten kann, neben dem  $all$ -Merkmal und den  $R$ -Merkmalsvariationen, für das  $M_{\min,\min}$ -Merkmal eine sehr gute Klassifikation festgestellt werden, wenn alle Sensorpaare berücksichtigt werden.

### 5.2.3 Fazit

Zunächst kann festgestellt werden das auf Basis der Dehnungen und Verschiebungen eine Schadenserkennung in komplexeren FE-Brückenmodellen möglich ist. Allgemein erreichen die Klassifikationsmodelle mit den Merkmalen basierend auf den Dehnungen eine höhere Accuracy als basierend auf den Verschiebungen. Bereits auf den rauschfreien Verschiebungen schneiden die meisten Merkmale schlechter ab als auf den rauschfreien Dehnungen. Am besten schneidet das  $all$ -Merkmal ab, wobei das  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 2 besser abschneidet. Dieses kann jedoch nicht für die Anomaliedetektion verwendet werden, da das Merkmal  $all$  das  $raw$ -Merkmal enthält. Um das  $raw$ -Merkmal in einer Anomaliedetektion verwenden zu können, muss eine andere Form der Anomaliedetektion verwendet werden als die beschriebene in Abschnitt 2.3.3. Ähnlich gut wie die  $all$ -Merkmale schneiden die  $R$ -Merkmalsvariationen ab. Wobei das  $R$ -Merkmal unter den  $R$ -Merkmalsvariationen, im Gegensatz zu der Betrachtung am Biegebalken in Abschnitt 4.2, durchschnittlich am besten abschneidet. Die Sensorpositionierung für das  $R$ -Merkmal wird in Abschnitt 5.4 im Detail für die Dehnung und die Verschiebung untersucht. Ergänzend zu dieser Untersuchung kann die Empfehlung für die Verwendung von schweren Fahrzeugen gegeben werden. In [76] haben die  $R$ -Merkmalsvariationen besser abgeschnitten wenn die schwersten 50 % der Fahrzeuge im Testdatensatz verwendet wurden. Außerdem empfiehlt es sich bei größerem Rauschen mehr als zwei Sensoren für die Schadenserkennung der Brücke anhand der Verschiebungen zu verwenden. Während der Einfluss des Rauschens für die beiden Einzelwerte eines Sensorpaars für die  $M$ -Merkmalsvariationen hoch ist, wird dieser für alle Sensorpaare reduziert. So schneiden, neben dem  $all$ -Merkmal und den  $R$ -Merkmalsvariationen, einige  $M$ -Merkmale sehr gut ab. Die Merkmale  $M_{\max,\max}$ ,  $M_{\min,idx}$  und  $M_{\max,\min}$  basierend auf den Dehnungen sowie  $M_{\min,\min}$  basierend auf den Verschiebungen erreichen mit allen Sensorpaaren bis Rauschniveau 2 sehr gute Klassifikationsergebnisse.

## 5.3 Klassifikation für den Temperaturtestdatensatz

In diesem Abschnitt wird die Temperaturabhängigkeit untersucht. Dafür wird die Leistungsfähigkeit der fünf Klassifikationsmodelle mit der höchsten Accuracy aus der allgemeinen Klassifikation in den Abschnitten 5.2.1 und 5.2.2 auf unbekannte Temperaturen bewertet.

D.h. es werden die selben Klassifikationsmodelle wie im Abschnitt 5.2 verwendet, denen beim Training nur Überfahrten bei einer Temperatur von 20 °C bekannt waren. Der Temperaturtestdatensatz (siehe Abschnitt 5.1 bzw. Tabelle 5.5) enthält ausschließlich Überfahrten für den ungeschädigten Zustand für die Temperaturen zwischen -10 °C und 30 °C. Die Idee in diesem Abschnitt ist es zu prüfen, inwieweit die Klassifikationsmodelle mit den verschiedenen Merkmalen in der Lage sind, auch abweichende Daten aufgrund von Temperaturabweichungen als ungeschädigte Brücke zu klassifizieren. Die falsche Klassifikation von Überfahrten bei unbekanntem Temperaturen würde zu einer hohen FPR führen.

### 5.3.1 Dehnung

Als Erstes werden die Ergebnisse für den Temperaturtestdatensatz in Tabelle 5.8 für die besten Sensorpaare aus Tabelle 5.6 auf Basis der Dehnungen betrachtet. Die Merkmale und die Sensorpaare sind in Tabelle 5.8 wie in Tabelle 5.6 sortiert. D. h. an erster Stelle können Merkmale gelistet sein, die nicht zwingend die höchste Accuracy für den Temperaturtestdatensatz erzielen.

Für das Merkmal *all* können unterschiedliche Sensorpaare basierend auf den Dehnungen bis Rauschniveau 2 eine sehr gute Klassifikation, aber auch eine perfekte Klassifikation, durchführen. Wenn alle Sensorpaare verwendet werden, werden alle Überfahrten des Temperaturtestdatensatzes richtig klassifiziert. Die niedrigste Accuracy liegt bei 97.0 % mit Rauschniveau 2 für einzelne Sensorpaare in Tabelle 5.6.

Mit dem *raw*-Merkmal können nicht alle Sensorpaare aus Abschnitt 5.3.1 mit der höchsten Accuracy für das rauschfreie Signal eine sehr gute Klassifikation erreichen. Zum Teil liegt eine unbrauchbare Klassifikation vor, wie zum Beispiel für das Sensorpaar (S4,S9). Wenn alle Sensoren verwendet werden, sinkt die Accuracy auf 54.0 %. Dies resultiert aus einem Overfitting. Das Overfittingproblem wird gelöst, sobald Rauschen dem Signal hinzuaddiert wird. Hier erreicht das Klassifikationsmodell eine Accuracy von 99.0 % für alle Sensoren mit Rauschniveau 1 und 97.0 % mit Rauschniveau 2. Auch die einzelnen Sensorpaare schneiden mit Rauschen besser ab als ohne Rauschen. Das Sensorpaar (S4,S9), welches für das rauschfreie Signal auf eine Accuracy von 83.0 % kommt, erreicht mit Rauschniveau 1 eine Accuracy von 99.0 %. Mit Rauschniveau 2 erzielen mehrere Sensorpaare eine sehr gute Klassifikation.

Das Merkmal Eigenfrequenzen des Ausschwingvorgangs  $f$  erreicht für alle einzelnen Sensorpaare, aber auch für alle Sensorpaare unabhängig vom Rauschniveau eine unbrauchbare Klassifikation.

Bei den  $M$ -Merkmalsvariationen, bis auf das  $M_{\max, \text{idx}}$ -Merkmal, kommt mindestens ein Sensorpaar basierend auf den rauschfreien Signalen auf eine sehr gute Klassifikation für die besten Sensorpaare aus Tabelle 5.6. Die Verwendung aller Sensorpaare führt auf eine

perfekte Klassifikation für alle  $M$ -Merkmalsvariationen. Bei den einzelnen Sensorpaaren kommt keines der  $M$ -Merkmalsvariationen mit Rauschniveau 1 auf eine sehr gute Klassifikation. Der Einfluss des Rauschens kann auch für den Temperaturtestdatensatz reduziert werden, wenn alle Sensorpaare für die  $M$ -Merkmalsvariationen verwendet werden. So erzielt  $M_{\max, \text{idx}}$ ,  $M_{\max, \max}$  und  $M_{\max, \min}$  mit allen Sensorpaaren basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1 eine perfekte Klassifikation. Mit Rauschniveau 2 erreicht das Merkmal  $M_{\max, \text{idx}}$  eine perfekte Klassifikation sowie die Merkmale  $M_{\max, \max}$  und  $M_{\max, \min}$  eine Accuracy = 99.0%. Die schlechteste  $M$ -Merkmalsvariationen,  $M_{\min, \min}$ , kommt mit allen Sensorpaaren mit Rauschniveau 2 auf eine Accuracy von 93.0%. Die höchste Accuracy von 91.0% erreicht  $M_{\max, \max}$  mit dem Sensorpaar (S2,S9) für ein einzelnes Sensorpaar mit Rauschniveau 2.

Mehrere einzelne Sensorpaare erreichen für alle drei  $R$ -Merkmalsvariationen ohne Rauschen und mit Rauschniveau 1 eine perfekte Klassifikation. Das  $R$ -Merkmal und das  $R_4$ -Merkmal erreichen mit Rauschniveau 1 mit einzelnen Sensorpaaren eine perfekte Klassifikation. Eine perfekte Klassifikation kann basierend auf dem Rauschniveau 2 nicht mehr erreicht werden. Hier besitzt das  $R$ -Merkmal mit 99.0% die höchste Accuracy unter den drei  $R$ -Merkmalsvariationen. Wenn alle Sensorpaare verwendet werden, dann erreichen alle  $R$ -Merkmalsvariationen für alle Rauschniveaus eine perfekte Klassifikation für den Temperaturtestdatensatz. Mit der Sensorpositionierung für das  $R$ -Merkmal wird sich in Abschnitt 5.4 im Detail auseinandergesetzt.

**Tabelle 5.8:** Klassifikationsergebnisse für den Temperaturtestdatensatz für die besten fünf Sensorpaare basierend auf den Dehnungen in Tabelle 5.6. Die hier verwendeten Klassifikationsmodelle sind die gleichen wie in Tabelle 5.6. D. h. die Klassifikationsmodelle wurden bei einer Temperatur von 20 °C trainiert.

Merkmal	Ohne Rauschen		Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Sensorpaar	Acc.	Sensorpaar	Acc.	Sensorpaar	Acc.
<i>all</i>	SS9,S4	100.0	S4,S6	100.0	S4,S7	100.0
	SS10,S4	100.0	S4,S7	100.0	S4,S6	97.0
	SS11,S4	100.0	S3,S6	99.0	S4,S8	98.0
	S3,S7	100.0	S3,S9	100.0	S4,M8	100.0
	S4,S5	100.0	S4,S8	100.0	S3,S6	97.0
	all	100.0	all	100.0	all	100.0
	<i>raw</i>	S4,S9	83.0	S4,S7	99.0	S4,S8
S4,M6		100.0	S4,S9	99.0	S4,S7	99.0
SS6,S4		92.0	S4,S8	99.0	S4,M8	94.0
S4,S8		91.0	S4,M8	97.0	S4,M7	91.0
S4,S7		100.0	S4,M7	99.0	SS5,S4	92.0
all		54.0	all	99.0	all	97.0
<i>f</i>		SS7,NN10	57.0	SS11,M11	56.0	SS4,NN2
	S7,NN13	56.0	S11,M12	53.0	SS11,M2	52.0
	S7,M10	22.0	SS11,M12	49.0	SS3,N4	52.0
	S7,N11	41.0	M12,NN12	46.0	S13,N12	60.0
	S7,N12	29.0	S12,N10	52.0	M3,N14	55.0
	all	21.0	all	53.0	all	65.0

Merkmal	Ohne Rauschen		Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Sensorpaar	Acc.	Sensorpaar	Acc.	Sensorpaar	Acc.
$M_{\max, \text{idx}}$	S4,S10	84.0	SS1,S7	70.0	S3,S7	66.0
	S4,S11	89.0	S3,S7	70.0	S4,M4	68.0
	S4,S9	83.0	S4,S9	69.0	S4,S5	67.0
	S4,S12	86.0	S4,S11	72.0	SS1,S7	62.0
	S4,M10	70.0	SS6,M8	66.0	SS5,S4	63.0
	all	100.0	all	100.0	all	100.0
$M_{\max, \text{max}}$	S2,S9	100.0	S2,S9	94.0	S2,S9	91.0
	SS5,SS13	97.0	S3,S9	93.0	S3,S9	82.0
	SS5,SS12	90.0	S4,S7	90.0	S4,S7	84.0
	M3,M10	96.0	S3,S8	87.0	S3,S8	82.0
	S3,S10	97.0	SS5,SS13	83.0	S4,S8	85.0
	all	100.0	all	100.0	all	99.0
$M_{\max, \text{min}}$	S4,S7	99.0	S4,S7	92.0	S4,S7	77.0
	S4,S9	73.0	S3,S7	77.0	S3,S7	65.0
	S4,S8	64.0	S4,M7	90.0	S4,M7	76.0
	S4,M9	64.0	S4,S9	77.0	S4,S6	71.0
	S4,S10	86.0	S4,S6	83.0	SS5,SS7	53.0
	all	100.0	all	100.0	all	99.0
$M_{\min, \text{idx}}$	SS5,S5	100.0	SS12,S4	80.0	S7,S11	58.0
	SS12,S4	94.0	S7,S12	60.0	SS9,S1	52.0
	S4,NN4	95.0	SS10,S4	65.0	SS10,S4	61.0
	S4,NN3	90.0	SS11,S4	68.0	S1,S8	77.0
	SS4,S4	95.0	S7,N10	66.0	S7,N10	67.0
	all	100.0	all	99.0	all	96.0
$M_{\min, \text{min}}$	S4,NN4	99.0	SS8,S1	86.0	SS8,S1	71.0
	SS5,S5	97.0	SS9,S1	83.0	SS9,S1	69.0
	S4,NN5	99.0	S1,S8	88.0	S1,S8	73.0
	S4,NN3	99.0	S1,S7	80.0	SS7,S1	75.0
	SS4,S4	97.0	SS10,S1	82.0	SS6,S1	73.0
	all	100.0	all	98.0	all	93.0
$R$	SS2,S6	100.0	S3,S9	100.0	S4,S8	98.0
	SS3,S7	93.0	S4,S8	100.0	S3,S9	98.0
	SS4,S7	96.0	S3,S6	99.0	S4,M8	99.0
	SS5,S7	86.0	S4,S6	96.0	S4,S9	97.0
	SS10,S7	74.0	S4,M8	100.0	S4,S6	89.0
	all	100.0	all	100.0	all	100.0
$R_2$	SS2,S6	90.0	S3,S6	98.0	S4,S6	90.0
	S3,S6	100.0	SS2,S6	79.0	S3,S6	95.0
	M3,M4	100.0	SS3,S6	86.0	SS2,S6	78.0
	S3,S4	96.0	S1,M6	93.0	SS2,S5	89.0
	S3,S5	100.0	SS2,S5	87.0	SS3,S7	80.0
	all	100.0	all	100.0	all	100.0
$R_4$	SS10,S4	88.0	S4,S6	99.0	S4,S7	96.0
	SS11,S4	100.0	S4,S7	100.0	S4,S6	93.0
	SS12,S3	100.0	S6,M5	99.0	SS6,S4	88.0
	SS12,S4	99.0	S2,S7	97.0	S4,M7	90.0
	SS13,S3	100.0	S4,M7	97.0	S3,S7	96.0
	all	100.0	all	100.0	all	100.0

Wie es zu erwarten war, erreicht das *all*-Merkmal für alle Rauschniveaus die besten Klassifikationsergebnisse mit einer perfekten Klassifikation für die meisten einzelnen Sensorpaare. Auch die *R*-Merkmalsvariationen schneiden sehr gut ab. Das *R*-Merkmal ist basierend auf Dehnung mit Rauschniveau 2 für einzelne Sensorpaare die beste *R*-Merkmalvariation, da dieses die höchste Accuracy erreichen kann. Wenn alle Sensorpaare berücksichtigt wer-

den, schneiden alle  $R$ -Merkmalvariationen mit einer perfekten Klassifikation ab. Die  $M$ -Merkmalsvariationen schneiden ebenfalls mit allen Sensoren am besten ab. Unbrauchbar ist dagegen das Merkmal  $f$  in der Umsetzung, wie diese in dieser Arbeit betrachtet wird.

### 5.3.2 Verschiebung

Als nächstes werden die Ergebnisse für die Merkmale basierend auf den Verschiebungen in Tabelle 5.9 betrachtet.

Mit dem *all*-Merkmal basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen können die fünf Sensorpaare mit der höchsten Accuracy in Tabelle 5.7 mindestens eine sehr gute Klassifikation erreichen. Daneben gibt es mehrere Sensorpaare, die auf eine perfekte Klassifikation kommen. Mit Rauschniveau 1 erzielen alle fünf Sensorpaare aus Tabelle 5.7 ebenfalls eine sehr gute Klassifikation. Die höchste Accuracy mit Rauschniveau 2 erlangt das Sensorpaar (S4,S12) mit 97.0 % für den Temperaturtestdatensatz. Mit der Verwendung aller Sensorpaare kommt das Merkmal *all* auf eine perfekte Klassifikation basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen und mit Rauschniveau 1 sowie auf eine Accuracy von 97.0 % mit Rauschniveau 2.

Das Merkmal *raw* erreicht für keines der fünf Sensorpaare aus Tabelle 5.7 eine sehr gute Klassifikation. Dies gilt bereits für die Verschiebung ohne Rauschen. Jedoch erlangen einzelne Sensorpaare eine brauchbare Klassifikation basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen und mit Rauschniveau 1. Die höchste Accuracy für das Merkmal *raw* in Tabelle 5.7 erzielt das Sensorpaar (S5,M4) mit 80.0 %. Durch weitere Untersuchungen kann festgestellt werden, dass die fünf Sensorpaare in Tabelle 5.7 nicht die höchste Accuracy für den Temperaturtestdatensatz aufweisen. Auf die höchste Accuracy kommt das Sensorpaar (SS9,S9) mit Accuracy = 90.0 % mit Rauschniveau 2. Die Accuracy bei Nutzung aller Sensorpaare ohne Rauschen fällt im Vergleich zu den einzelnen Sensorpaaren niedriger aus. Dies kann auch mit Rauschniveau 1 und 2 beobachtet werden, die Accuracy = 80.0 % erreichen. Dagegen kann das beste Sensorpaar (S10,M11), bestimmt aus einer erweiterten Untersuchung, eine Accuracy von 95.0 % mit Rauschniveau 1 erzielen.

Alle fünf Sensorpaare aus Tabelle 5.7 können keine brauchbare Klassifikation mit dem Merkmal  $f$  erreichen. Dies gilt für alle Rauschniveaus und es kann auch keine brauchbare Klassifikation mit allen Sensoren erzielt werden. Durch weitere Untersuchungen kann festgestellt werden, dass das beste Sensorpaar (M1,N4) eine Accuracy von 82.0 % für die rauschfreien Signale erreicht. Alle anderen Sensorpaare liegen darunter. Die Accuracy für das  $f$ -Merkmal mit Rauschniveau 1 und 2 liegt unter 74.0 %.

Unter den  $M$ -Merkmalsvariationen erreicht nur das Merkmal  $M_{\min,\min}$  eine sehr gute Klassifikation mit (SS7,SS14) und Accuracy = 98.0 % sowie mit (M6,M13) und Accuracy = 95.0 %. Ab

Rauschniveau 1 kann keine brauchbare Klassifikation erzielt werden, auch nicht von Sensorpaaren, die nicht in Tabelle 5.9 gelistet sind. Mit allen  $M$ -Merkmalsvariationen kommt eine sehr gute Klassifikation zustande, wenn alle Sensorpaare basierend auf dem rauschfreien Signalen verwendet werden. Mit Rauschniveau 1 können die Merkmale  $M_{\max,\min}$ ,  $M_{\min,\text{idx}}$  und  $M_{\min,\min}$  eine sehr gute Klassifikation erzielen, wenn alle Sensorpaare berücksichtigt werden. Das beste Ergebnis unter den  $M$ -Merkmalsvariationen mit Rauschniveau 2 unter Berücksichtigung aller Sensorpaare erreicht das Merkmal  $M_{\max,\min}$  mit 94.0 %.

Es erzielt alle fünf Sensorpaare aus Tabelle 5.7 für die einzelnen  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf der rauschfreien Verschiebung eine sehr gute Klassifikation, außer  $R_4(S4, S5)$  mit einer Accuracy = 94.0%. Das  $R$ - und das  $R_2$ -Merkmal kommen für mehrere Sensorpaare auf eine perfekte Klassifikation. Unter Berücksichtigung aller Sensorpaare erreichen alle  $R$ -Merkmalsvariationen mindestens 99.0 % ohne Rauschen. Die höchste Accuracy basierend auf Rauschniveau 1 erlangt  $R_4(M9, N6)$  mit Accuracy = 96.0% (nicht in Tabelle 5.9 dargestellt). Das beste Sensorpaar basierend auf der Verschiebung mit Rauschniveau 1 für das  $R$ -Merkmal ist (S2,S4) mit einer Accuracy von 93.0 % (nicht in Tabelle 5.9 gelistet) und für das  $R_2$ -Merkmal (S2,S4) mit 95.0 %. Unter Nutzung aller Sensorpaare kann mindestens eine Accuracy von 97.0 % erreicht werden. Mit keinem einzelnen Sensorpaar kommt das  $R$ -Merkmal auf eine brauchbare Klassifikation mit Rauschniveau 2. Das  $R_2$ -Merkmal erzielt für das Sensorpaar (SS10,SS12) mit 88.0 % die höchste Accuracy mit Rauschniveau 2 und  $R_4$  mit (SS11,SS12) eine von 91.0 %. Unter Nutzung aller Sensorpaare erreichen die Merkmale  $R_2$  und  $R_4$  eine sehr gute Klassifikation. Die Sensorpositionierung für das  $R$ -Merkmal wird in Abschnitt 5.4 näher untersucht.

**Tabelle 5.9:** Klassifikationsergebnisse für den Temperatur-Datensatz für die besten fünf Sensorpaare basierend auf den Verschiebungen in Tabelle 5.7. Die hier verwendeten Klassifikationsmodelle sind die gleichen wie in Tabelle 5.7. D. h. die Klassifikationsmodelle wurden bei einer Temperatur von 20 °C trainiert.

Merkmal	Ohne Rauschen		Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Sensorpaar	Acc.	Sensorpaar	Acc.	Sensorpaar	Acc.
<i>all</i>	S4,S11	99.0	S3,S10	96.0	S4,S12	97.0
	S3,S7	99.0	S4,S11	97.0	S4,S11	92.0
	S4,S5	100.0	S4,S12	97.0	SS4,SS12	86.0
	S4,S7	98.0	S4,S13	95.0	S4,S13	94.0
	S1,S3	97.0	S3,S11	96.0	S4,S10	91.0
	all	100.0	all	100.0	all	97.0
<i>raw</i>	S7,M7	92.0	SS4,NN12	80.0	SS2,SS5	78.0
	S7,NN8	91.0	S5,N12	78.0	S5,M4	80.0
	S7,NN14	94.0	SS3,S5	85.0	SS4,SS5	74.0
	S7,M11	93.0	SS3,N2	76.0	SS4,S3	75.0
	S7,N12	94.0	S3,S5	84.0	SS3,M3	73.0
	all	91.0	all	80.0	all	80.0
<i>f</i>	M1,M12	37.0	SS11,NN12	45.0	SS12,S13	56.0
	M3,M8	27.0	SS11,S12	42.0	SS10,S13	54.0
	M7,M10	33.0	S12,N9	41.0	SS12,M10	48.0

Merkmal	Ohne Rauschen		Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Sensorpaar	Acc.	Sensorpaar	Acc.	Sensorpaar	Acc.
	M7,M14	32.0	M11,NN11	47.0	M10,NN12	56.0
	SS7,M8	24.0	SS11,NN11	44.0	M11,NN10	45.0
	all	21.0	all	58.0	all	58.0
$M_{\max, \text{idx}}$	SS14,S9	76.0	SS11,S4	74.0	M9,NN7	58.0
	S11,S12	64.0	SS10,S6	66.0	SS12,N5	62.0
	M12,N3	66.0	SS11,S6	67.0	SS13,S3	59.0
	SS13,S8	68.0	SS12,M5	68.0	S9,N2	61.0
	M13,N5	68.0	S5,NN8	55.0	SS9,N5	63.0
	all	98.0	all	88.0	all	93.0
	$M_{\max, \text{max}}$	M8,N14	83.0	S9,NN13	62.0	S8,M3
M5,NN3		73.0	SS7,S9	71.0	S9,N6	59.0
SS5,M9		74.0	S10,NN7	62.0	S9,N4	62.0
SS14,NN14		67.0	S9,N13	69.0	SS10,SS13	58.0
M10,NN12		74.0	S6,S8	63.0	S9,NN14	63.0
all		96.0	all	90.0	all	88.0
$M_{\max, \text{min}}$	S7,M2	72.0	SS4,SS8	54.0	SS9,S5	64.0
	SS7,S4	70.0	S10,NN14	68.0	SS11,S9	61.0
	SS10,S4	86.0	SS9,S6	65.0	S11,M14	64.0
	S13,N3	60.0	S12,M7	69.0	M10,N6	63.0
	SS9,S4	80.0	M12,N1	57.0	M10,NN2	67.0
	all	97.0	all	97.0	all	94.0
$M_{\min, \text{idx}}$	SS4,S8	87.0	SS7,SS10	70.0	SS7,SS10	65.0
	SS4,SS8	89.0	SS5,SS10	66.0	SS5,S10	61.0
	SS4,SS9	83.0	SS7,SS11	67.0	SS7,SS11	60.0
	S4,S8	89.0	SS7,S9	75.0	SS7,SS12	67.0
	SS3,SS8	84.0	SS6,SS10	73.0	S7,M9	61.0
	all	98.0	all	96.0	all	93.0
$M_{\min, \text{min}}$	SS7,SS13	94.0	S6,S13	75.0	S6,S13	71.0
	SS7,SS14	98.0	SS6,SS12	76.0	SS6,SS13	67.0
	M6,M13	95.0	SS6,SS13	72.0	S6,S12	61.0
	S6,S13	92.0	S6,S12	73.0	S5,S13	66.0
	SS7,SS12	91.0	M6,M13	75.0	S4,S11	57.0
	all	99.0	all	98.0	all	90.0
$R$	S2,S3	100.0	S4,S6	90.0	SS4,SS5	84.0
	S2,S4	100.0	S3,S6	84.0	S3,S6	70.0
	S3,S4	100.0	S4,S7	88.0	S4,S8	75.0
	S3,S5	100.0	S4,S8	91.0	S4,S6	71.0
	S3,S6	100.0	S3,S8	83.0	S4,S7	72.0
	all	100.0	all	97.0	all	90.0
$R_2$	S2,S3	97.0	S3,S6	85.0	SS4,SS5	83.0
	S2,S4	100.0	S4,S6	87.0	S2,S4	83.0
	S3,S4	100.0	S2,S4	95.0	S4,S6	80.0
	S3,S5	97.0	S1,S4	89.0	S3,S6	76.0
	S4,S5	100.0	S3,S7	81.0	S3,S5	75.0
	all	100.0	all	99.0	all	98.0
$R_4$	S4,S5	94.0	S4,S6	87.0	SS4,SS5	85.0
	S4,S6	97.0	S2,S4	87.0	S2,S4	82.0
	S4,S7	97.0	SS4,SS5	82.0	SS3,SS4	80.0
	S1,S3	95.0	S1,S4	91.0	S4,S5	68.0
	S2,S3	98.0	S3,S6	84.0	S4,S6	76.0
	all	99.0	all	99.0	all	97.0

Das beste Merkmal basierend auf den Verschiebungen für ein Sensorpaar ist immer das *all*-Merkmal. Ansonsten kommen noch die *R*-Merkmalsvariationen an die Leistungsfähigkeit des *all*-Merkmals heran. Wobei die Differenz der Accuracy zwischen dem *all*-Merkmal und

der besten  $R$ -Merkmalsvariation basierend auf den Verschiebungen mit Rauschniveau 2 bei sechs Prozentpunkten liegt. Unter Nutzung aller Sensorpaare schneiden  $R$ - und  $M$ -Merkmalsvariationen deutlich besser ab. Hier übersteigt das  $R_2$ -Merkmal das  $all$ -Merkmal und das  $R_4$ -Merkmal erreicht das gleiche Ergebnis wie das  $all$ -Merkmal.

### 5.3.3 Fazit

Mit den Dehnungen und den Verschiebungen sind bis einschließlich Rauschniveau 2 auch bei unbekanntem Temperaturen sehr gute Klassifikationen möglich. Auch für den Temperaturtestdatensatz schneiden die Merkmale basierend auf den Dehnungen im Vergleich zur Verschiebung besser ab. Dabei ist das Merkmal  $f$  das Schlechteste im Vergleich. Hier könnte die Leistungsfähigkeit der Klassifikationsmodelle durch die Information der Temperatur gesteigert werden. Die  $R$ -Merkmalsvariationen schneiden am besten neben dem  $all$ -Merkmal ab. Für die Brückenbewertung basierend auf den Verschiebungen mit höherem Rauschen empfiehlt es sich, mehr als zwei Sensoren für die Schadenserkenkung zu verwenden. Unter der Annahme, dass nur der Elastizitätsmodul von der Temperatur abhängt, kann aus der analytischen Untersuchung des Integrals der Einflusslinie in Abschnitt 3.3.1, aus den Gleichungen (3.20) und (3.21) entnommen werden, dass der Temperatureinfluss durch die Verhältnisbildung für Sensoren innerhalb eines Steges gekürzt wird. In den Simulationen wurde nur der Elastizitätsmodul geändert, somit konnte der Referenzzustand bei einer Temperatur von  $20^\circ\text{C}$  erstellt werden und eine sehr gute bis perfekte Klassifikation mit den  $R$ -Merkmalsvariationen durchgeführt werden. Wenn sich jedoch bei einer Temperaturänderung auch das Lagerverhalten ändert, ist die Übertragbarkeit auf andere Temperaturen nicht mehr gegeben, da sich auch die Einflusslinie qualitativ ändert. Daher könnte es dennoch sein, dass die  $R$ -Merkmalsvariationen nicht robust gegenüber Temperaturänderungen sind, bei denen sich das Lagerverhalten der Brücken ändert. Die Sensorpositionierung des  $R$ -Merkmals wird im Abschnitt 5.4 näher untersucht. Wenn alle Sensorpaare berücksichtigt werden, schneiden  $M$ -Merkmalsvariationen deutlich besser ab, da der Einfluss des Rauschens gegenüber einzelnen Sensorpaaren minimiert werden kann.

## 5.4 Sensorpositionierung für das $R$ -Merkmal

Die Sensorpositionierung wurde bereits für den Biegebalken in Abschnitt 4.2.5 untersucht. In diesem Abschnitt wird die Sensorpositionierung für das FE-Modell untersucht, welches dynamische Effekte, Fahrspurabweichung und Temperaturänderungen berücksichtigt. Bei der Untersuchung der optimalen Sensorpositionen wird nur das  $R$ -Merkmal betrachtet, da es in den vorangegangenen Untersuchungen in den Abschnitten 5.2.1 und 5.2.2 nach dem

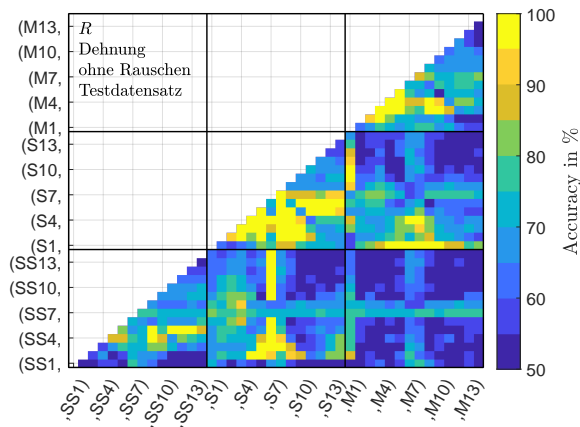


*all*-Merkmal meistens am besten abgeschnitten hat und sich für eine Anomaliedetektion, wie in Abschnitt 2.3.3 vorgestellt, eignet.

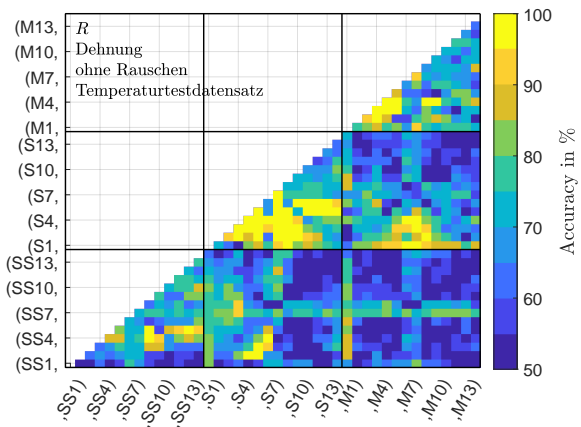
Dabei wird untersucht, welche Sensorpaare für das *R*-Merkmal die höchste Accuracy bei der Klassifikation liefern. Die Ergebnisse sind in den Abbildungen 5.5 und 5.6 dargestellt, welche jeweils gleich aufgebaut sind. Die Farbskala repräsentiert die Accuracy für die einzelnen Sensorpaare. Auf der Ordinate ist der erste (Zähler im *R*-Merkmal) und auf der Abszisse der zweite Sensor (Nenner im *R*-Merkmal) aufgetragen. In den Abbildungen 5.5 und 5.6 ist nur der Ausschnitt für die Sensoren im SS-, S- und M-Steg sichtbar (siehe Abbildung 5.3 für Sensorpositionierung in der Brücke). Es werden nicht alle Sensoren auf der Abszisse bzw. Ordinate genannt. Die Sensoren sind von links nach rechts bzw. von unten nach in der Reihenfolge SS1, SS2, ..., SS14, S1, S2, ..., S14, M1, M2, ..., M14 angeordnet. Die Accuracy für Sensorpaare bestehend aus Sensoren im N- und NN-Steg fällt deutlich niedriger aus, da zu einem das Fahrzeug über die südlichen Stege fährt und die Schäden sich in den südlichen Stegen befinden. Die horizontalen und vertikalen schwarzen Linien deuten die Grenzen zwischen den Stegen an. Beispielsweise bestehen die Sensorpaare im oberen linken Quadrat nur aus Sensoren im SS-Steg. Im mittleren oberen Quadrat bestehen die Sensorpaare aus Sensoren im SS-Steg (Zähler) und S-Steg (Nenner). Die drei Diagramme auf der linken Seite geben die Accuracy für den Testdatensatz der allgemeinen Klassifikation wieder (siehe Abschnitt 5.2) und die drei Diagramme auf der rechten Seite die für den Temperaturtestdatensatz (siehe Abschnitt 5.3). Die beiden Diagramme ganz oben basieren auf dem rauschfreien Signal, die beiden Diagramme in der Mitte auf dem Signal mit Rauschniveau 1 und die beiden Diagramme ganz unten geben die Ergebnisse mit Rauschniveau 2 wider.

### 5.4.1 Dehnung

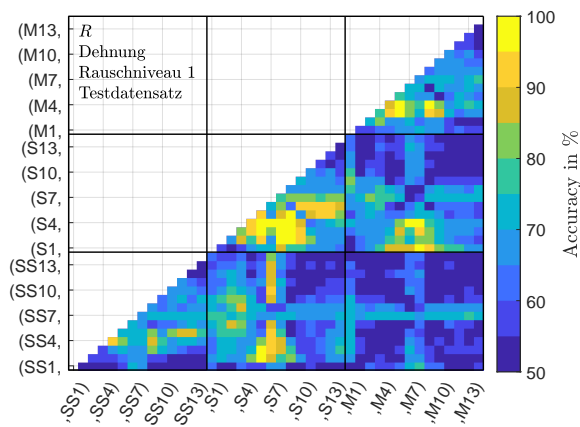
Als Erstes wird das *R*-Merkmal basierend auf der rauschfreien Dehnung in Abbildung 5.5a betrachtet. Die meisten sehr guten bis perfekten Klassifikationen können für Sensorpaare im S-Steg für das westliche Feld erwartet werden. Das heißt, die Sensorpaare bestehen zu meist aus einem der Sensoren S2 bis S7. Auch in anderen Stegen, wie zum Beispiel im M-Steg, können Sensorpaare eine mindestens sehr gute Klassifikation erreichen. Eine Kombination aus Sensoren im SS- und S-Steg sowie S- und M-Steg führt ebenfalls zu sehr guten Klassifikationsergebnissen. Für den Temperaturtestdatensatz in Abbildung 5.5b erreichen die selben Sensorpaare eine ähnliche Accuracy wie für den allgemeinen Testdatensatz in Abbildung 5.5a. Die Accuracy für die einzelnen Sensorpaare basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1 in den Abbildungen 5.5c und 5.5d entspricht in etwa der, in den Abbildungen 5.5a und 5.5b für die rauschfreien Dehnungen. Demgegenüber sinkt die Anzahl der Sensorpaare mit denen eine sehr gute Klassifikation basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 2 in den Abbildungen 5.5e und 5.5f, wie einem Vergleich mit den Abbildungen 5.5a bis 5.5d



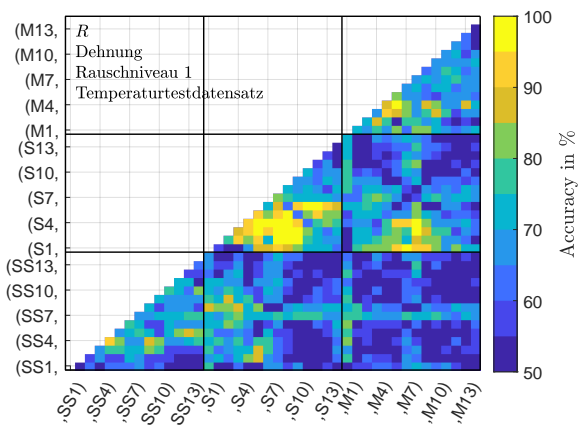
(a) Accuracy für den Testdatensatz mit dem rauschfreien Signal.



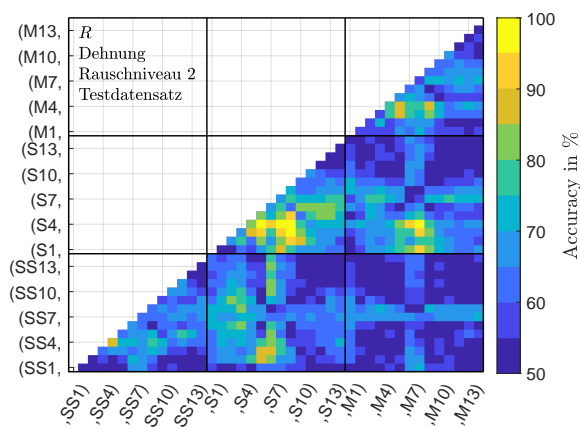
(b) Accuracy für den Temperaturtestdatensatz mit dem rauschfreien Signal.



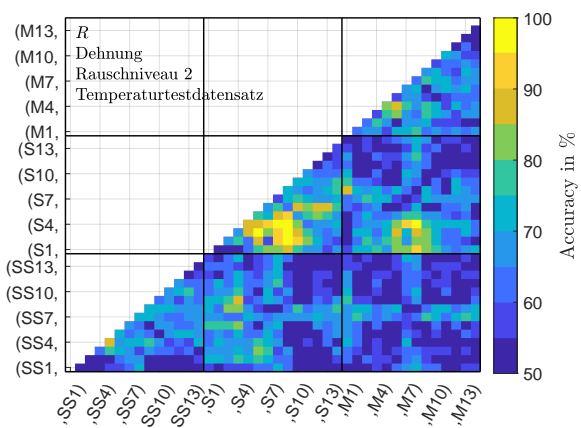
(c) Accuracy für den Testdatensatz mit Rauschniveau 1.



(d) Accuracy für den Temperaturtestdatensatz mit Rauschniveau 1.



(e) Accuracy für den Testdatensatz mit Rauschniveau 2.



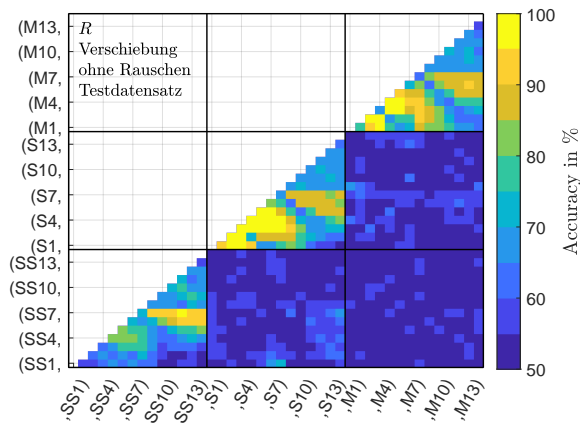
(f) Accuracy für den Temperaturtestdatensatz mit Rauschniveau 2.

**Abbildung 5.5:** Accuracy für alle Sensorpaare des  $R$ -Merkmals basierend auf den Dehnungen. Die Accuracy ist farbige eingetragen. Auf der Ordinate ist die erste Sensorposition und auf der Abszisse die zweite Sensorposition des jeweiligen betrachteten Sensorpaars aufgetragen. Die drei Diagramme auf der linken Seite spiegeln die Accuracy für den Testdatensatz wieder und die drei auf der rechten Seite die für den Temperaturtestdatensatz. Die oberen beiden Diagramme sind auf Basis der rauschfreien Dehnung. Nach unten steigt das Rauschniveau an.

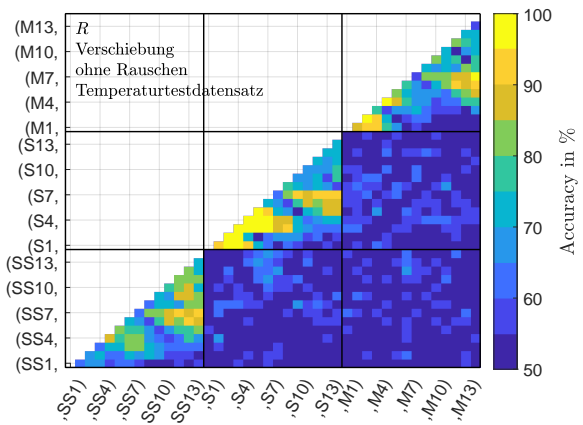
entnommen werden kann. Hier schneiden nur noch Sensorpaare bestehend aus Sensoren des S-Steges für den Test- und Temperaturtestdatensatz sehr gut ab. Wobei Sensor S3 oder S4 im Sensorpaar enthalten sein muss. Ansonsten haben Sensorpaare bestehend aus Sensoren nahe dem mittleren Lager SS7, S7, M8, N8 und NN8 sowie SS8, S8, M8, N8 und NN8 eine höhere Accuracy im Vergleich zu den den umliegenden Sensorpaaren. Es erreichen wenige Sensorpaare außerhalb des S-Steges eine brauchbare Klassifikation.

### 5.4.2 Verschiebung

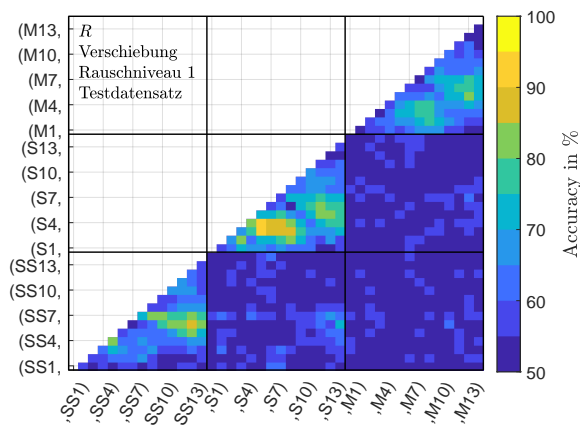
Das *R*-Merkmal basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen in den Abbildungen 5.6a und 5.6b liefert höhere Accuracywerte für Sensorpaare, die innerhalb eines Steges liegen, wie dies für Sensorpaare entnommen werden kann, die innerhalb der Quadrate auf der Diagonalen liegen. Für den SS-Steg bestehen die Sensorpaare aus den Sensoren SS7 und SS8, die eine Accuracy  $\geq 90\%$  schaffen. Das sind Sensoren in unmittelbarer Nähe zum mittleren Lager. Hier deckt sich das Verhalten mit der Untersuchung in Abschnitt 3.4, in der festgestellt wurde, dass die integrierte Verschiebung für die Sensoren nahe dem mittleren Lager eine höhere Sensitivität aufweist. Im M-Steg kann eine Accuracy  $\geq 85\%$  für Sensorpaare bestehend aus M7 und M8 erwartet werden. Eine höhere Accuracy kann für Sensorpaare bestehend aus dem Sensor M3 oder M4 sowie einem weiteren Sensor aus dem östlichen M-Steg erwartet werden. Der größte Bereich mit Accuracy  $\geq 95\%$  liegt im S-Steg und setzt sich aus einem der Sensoren S1 bis S5 und einem weiteren Sensor aus dem westlichen Feld oder S8 zusammen. Mit einer brauchbaren Klassifikation kann auch für Sensorpaare bestehend aus den Sensoren S7 und S8 nahe dem Lager gerechnet werden. Dabei ähneln sich Abbildung 5.6a für den allgemeinen Testdatensatz und Abbildung 5.6b für den Temperaturtestdatensatz für die rauschfreie Verschiebung. Mit Rauschniveau 1 in den Abbildungen 5.6c und 5.6d kann mit keinem Sensorpaar eine sehr gute Klassifikation erreicht werden. Die höchste Accuracy kann nur noch für Sensorpaare bestehend aus einem der Sensoren S3 oder S4 erreicht werden. Eine vergleichsweise höhere Accuracy kann für Sensorpaare bestehend aus dem SS-Steg mit den Sensoren SS7 und SS8 erzielt werden. Die Accuracy fällt hier jedoch für den Temperaturtestdatensatz in Abbildung 5.6d niedriger aus. Bereits in den Tabellen 5.7 und 5.9 konnte festgestellt werden, dass anhand der Verschiebungen mit Rauschniveau 2 für das *R*-Merkmal keine brauchbare Klassifikation mit einem Sensorpaar möglich ist. Diese Schlussfolgerung kann ebenfalls den Abbildungen 5.6e und 5.6f für die Verschiebung mit Rauschniveau 2 entnommen werden. Generell kann für das *R*-Merkmal basierend auf den Verschiebungen beobachtet werden, dass Sensorpaare bestehend aus Sensoren innerhalb eines Steges zu höheren Werten in der Accuracy führen und dies unabhängig vom Rauschniveau.



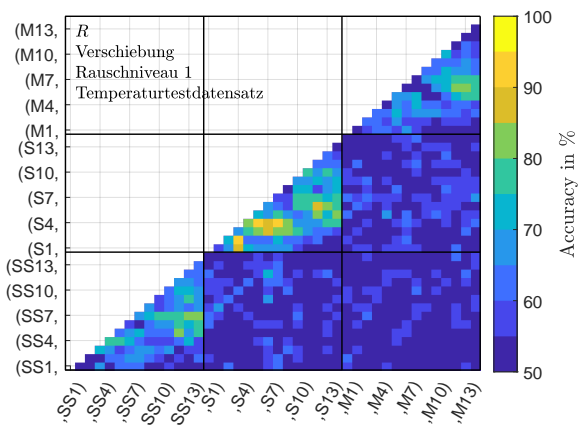
(a) Accuracy für den Testdatensatz mit dem rauschfreien Signal.



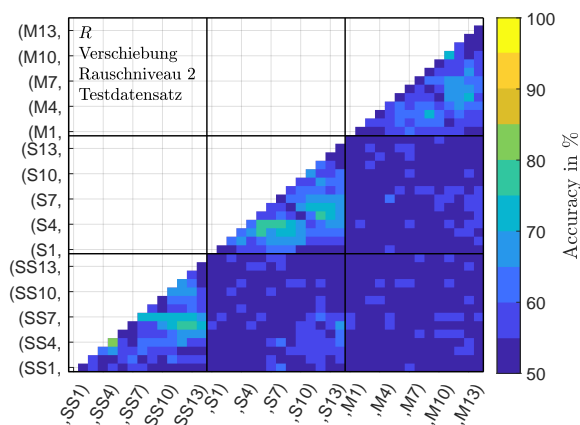
(b) Accuracy für den Temperaturtestdatensatz mit dem rauschfreien Signal.



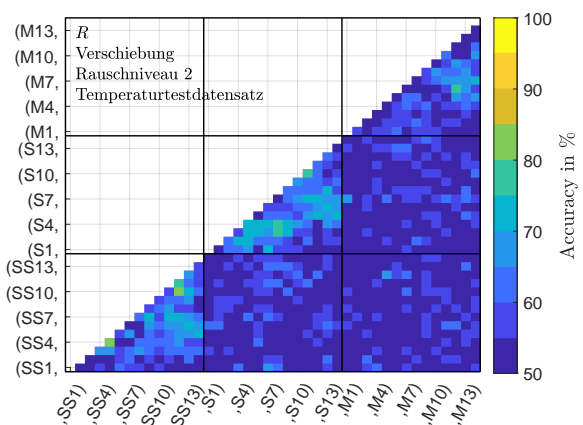
(c) Accuracy für den Testdatensatz mit Rauschniveau 1.



(d) Accuracy für den Temperaturtestdatensatz mit Rauschniveau 1.



(e) Accuracy für den Testdatensatz mit Rauschniveau 2.



(f) Accuracy für den Temperaturtestdatensatz mit Rauschniveau 2.

**Abbildung 5.6:** Accuracy für alle Sensorpaare des  $R$ -Merkmals basierend auf den Verschiebungen. Die Accuracy ist farbig eingetragen. Auf der Ordinate ist die erste Sensorposition und auf der Abszisse die zweite Sensorposition des jeweiligen Sensorpaars aufgetragen. Die drei Diagramme auf der linken Seite spiegeln die Accuracy für den Testdatensatz wieder und die drei auf der rechten Seite die für den Temperaturtestdatensatz. Die oberen beiden Diagramme sind auf Basis der rauschfreien Verschiebung. Nach unten steigt das Rauschniveau an.

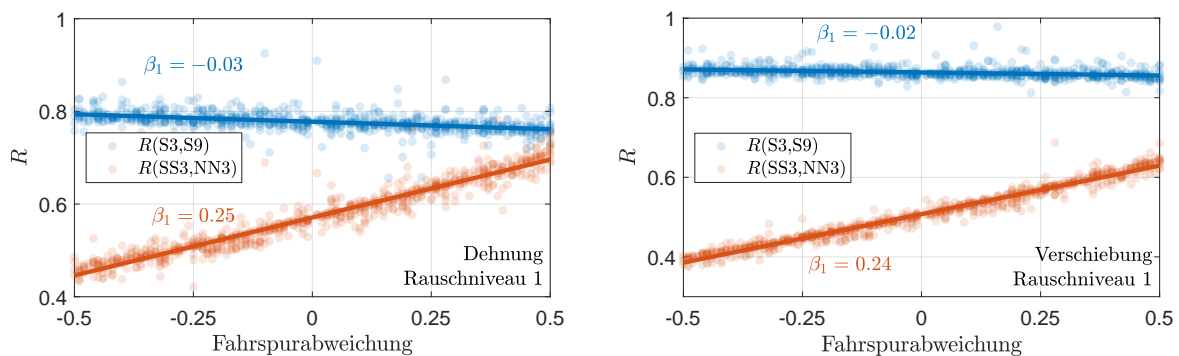
### 5.4.3 Fazit

Anhand der hier begrenzt betrachteten Schäden – nur zwei Schadenskonfigurationen – kann keine allgemeine Empfehlung für die Sensorpositionierung gemacht werden. Für die beiden betrachteten Schäden gilt, dass Sensorpaare bestehend aus zwei Sensoren innerhalb eines Steges für den Testdatensatz und den Temperaturtestdatensatz am besten abschneiden. Dies gilt für die Klassifikation basierend auf den Dehnungen sowie den Verschiebungen. In den Abschnitten 5.5 und 5.6 wird der Grund für das bessere abschneiden von Sensorpaaren bestehend aus Sensoren innerhalb eines Steges untersucht. Mit höherem Rauschen erreichen immer weniger Sensorpaare eine sehr gute Klassifikation. Die Sensorpaare mit der höchsten Accuracy bestehen aus Sensoren aus dem westlichen Steg (1 bis 7). Außerdem ist der Bereich in dem eine höhere Accuracy erreicht wird, meistens im S-Steg. Dies ist der Steg, in dem beide Schäden liegen, aber auch der Steg über den das Fahrzeug die Brücke überquert. Die beste Sensorposition liegt in der Nähe des Schadens, was schwer vorherzusehen ist. In Abschnitt 4.2 wurde am Biegebalken festgestellt, dass Schäden in der Nähe des mittleren Lagers von den meisten Sensoren festgestellt werden sollten. Das heißt, dass der Zustand 1-5 für das FE-Modells von den meisten Sensorpaaren erkannt werden müsste, da dies ein Schaden über dem mittleren Auflager ist. Der Zustand 2-3 kann dagegen eher von Sensoren in der Nähe des Schadens wahrgenommen werden. Der Schadensort von Zustand 2-3 liegt in unmittelbarer Nähe zu Sensor S4, daher setzen sich die meisten Sensorpaare aus den Sensoren S2, S3, S4, S5 oder S6 zusammen.

## 5.5 Untersuchung der Fahrspurabweichung für das *R*-Merkmal

In diesem Abschnitt soll untersucht werden, weshalb Sensorpaare in Abschnitt 5.4 bestehend aus Sensoren innerhalb eines Steges besser abschneiden. Die Verdrehung des analytischen Balkens wurde in den Biegebalkenuntersuchungen in Kapitel 4, aufgrund der Vereinfachung, nicht berücksichtigt. Somit konnte keine Fahrspurabweichung betrachtet werden. Durch die Verwendung eines dreidimensionalen FE-Modells mit Elementen, die sechs Freiheitsgrade besitzen, wird die Verdrehung der Brücke in den Simulationen berücksichtigt. Die Einflusslinie und somit der Wert des *R*-Merkmals hängt von der Fahrspurabweichung des Fahrzeugs ab. Auch Jansen hat in [133] eine lineare Abhängigkeit des *R*-Merkmals von der Fahrspurabweichung auf Basis der Dehnungen festgestellt. In Abbildung 5.7 ist der Wert des *R*-Merkmals für alle Überfahrten der ungeschädigten Klasse (Zustand 0-0) des Testdatensatzes für das Sensorpaar (S3,S9) in ● dem Sensorpaar (SS3,NN3) in ● über der Fahrspurabweichung gegenübergestellt. In Abbildung 5.7a ist das *R*-Merkmal basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1 und in Abbildung 5.7b basierend auf den Verschiebungen mit

Rauschniveau 1 abgebildet. Zusätzlich wurde eine Regressionsgerade durch die Werte des  $R$ -Merkmals in Abhängigkeit der Fahrspurabweichung gelegt. Die Regressionsgerade wird durch den Achsenabschnitt  $\beta_0$  und die Steigung  $\beta_1$  beschrieben. In den Abbildungen 5.7a und 5.7b ist die Steigung der Geraden  $\beta_1$  angegeben. Es zeigt sich, dass Sensorpaare bestehend aus Sensoren in unterschiedlichen Stegen stärker von der Fahrspurabweichung abhängen, da diese eine größere absolute Steigung  $|\beta_1|$  aufweisen, wie es dem beispielhaften Sensorpaar (SS3,NN3) in den Abbildungen 5.7a und 5.7b entnommen werden kann. Dagegen ist die absolute Steigung  $|\beta_1|$  für Sensorpaare bestehend aus Sensoren innerhalb eines Steges niedriger, was auf eine niedrige Abhängigkeit der Fahrspurabweichung des  $R$ -Merkmals schließen lässt, wie dies aus dem beispielhaften Sensorpaar (S3,S9) in den Abbildungen 5.7a und 5.7b abgeleitet werden kann. Die Dehnung in Abbildung 5.7a weist eine größere Abhängigkeit von der Fahrspurabweichung als die Verschiebung in Abbildung 5.7b für die ausgewählten Sensorpaare (S3,S9) und (SS3,NN3) auf.



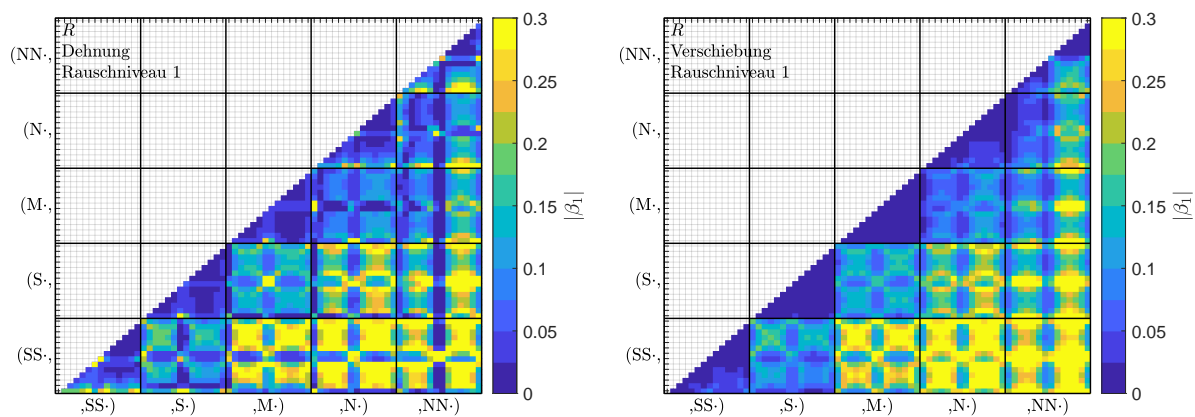
(a)  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1.

(b)  $R$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungen mit Rauschniveau 1.

**Abbildung 5.7:** Vergleich des  $R$ -Merkmals für zwei beispielhafte Sensorpaare über der Fahrspurabweichung mit Rauschniveau 1 für die ungeschädigte Klasse (Zustand 0-0) des Trainingsdatensatzes. Die einzelnen Punkte stellen einzelne simulierte Überfahrten dar und die Farbe die beiden betrachteten Sensorpaare. Die Gerade entstammt der linearen Regression. Das Sensorpaar (S3,S9) ist aufgrund der niedrigeren absoluten Steigung  $|\beta_1|$  weniger von der Fahrspur abhängig als das Sensorpaar (SS3,NN3).

Mithilfe der Abbildung 5.8 kann eine Aussage zur Abhängigkeit des  $R$ -Merkmals von der Fahrspurabweichung für alle Sensorpaare getroffen werden. In Abbildung 5.8 ist der Betrag der Steigung  $|\beta_1|$  für alle Sensorpaare durch die Farbskala angegeben. Die schwarzen dicken Linien grenzen die einzelnen Stege SS, S, M, N und NN voneinander ab. Die Sensorposition wird von 1 bis 14 innerhalb eines jeden Steges von links nach rechts bzw. von unten nach oben hoch gezählt. Die Abhängigkeit von der Fahrspur der  $R$ -Merkmale ist in Abbildung 5.8a basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1 und in Abbildung 5.8b für die Verschiebung mit Rauschniveau 1 dargestellt. Die Farben der Farbskala, die in das Blaue gehen, wei-

ßen auf Sensorpaare hin, die ein niedriges  $|\beta_1|$  besitzen und somit eine kleine Abhängigkeit von der Fahrspurabweichung aufweisen und die Farben, die ins gelbliche gehen, deuten auf eine hohe Abhängigkeit der Fahrspurabweichung hin. Die niedrigste Abhängigkeit von der Fahrspurabweichung ist für Sensorpaare bestehend aus Sensoren innerhalb eines Stegs zu verzeichnen (siehe die diagonal angeordneten Quadrate, die durch die dickere schwarzen Linien gekennzeichnet sind). Sensorpaare bestehend aus einem Sensor nahe dem mittleren Lager und einem Sensor außerhalb des Steges, weisen eine verhältnismäßig niedrigere Abhängigkeit von der Fahrspurabweichung hin. Für Sensorpaare bestehend aus Sensoren in den äußere Stegen (SS- bzw. NN-Steg) liegt eine etwas größere absolute Steigung  $|\beta_1|$  vor. Die höchsten  $|\beta_1|$ -Werte liegen für Sensorpaare bestehend aus einem Sensor im SS-Steg und einem Sensor im NN-Steg vor (siehe oben rechts liegendes Quadrat in den Abbildungen 5.8a und 5.8b). Die Abhängigkeit des  $R$ -Merkmals von der Fahrspurabweichung basierend auf den Verschiebungen in Abbildung 5.8b ist mit der basierend auf den Dehnungen in Abbildung 5.8a vergleichbar.

(a)  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungen.(b)  $R$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungen.

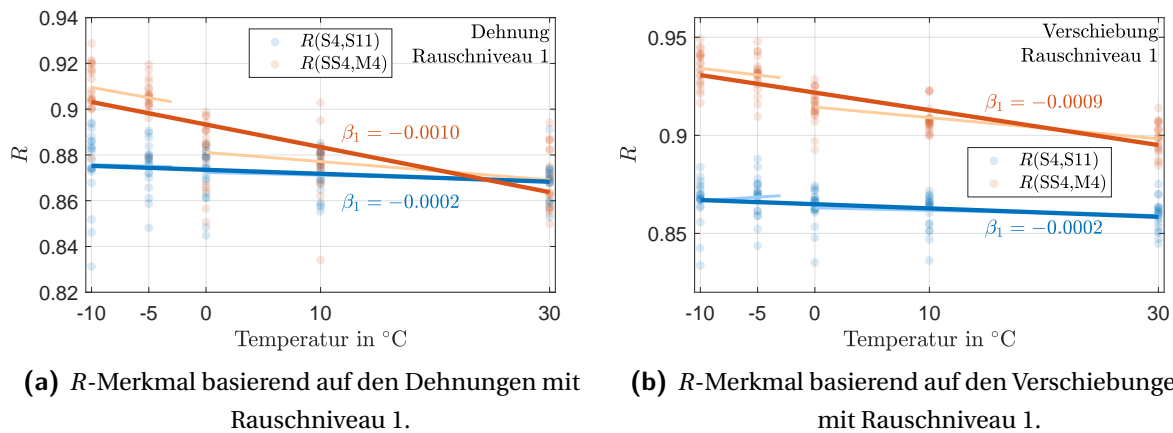
**Abbildung 5.8:** Abhängigkeit des  $R$ -Merkmals von der Fahrspurabweichung. Durch die Farbskala wird die Steigung  $\beta_1$  der einzelnen Sensorpaare für die ungeschädigte Klasse (Zustand 0-0) des Trainingsdatensatzes repräsentiert. Die lineare Regression wurde für das  $R$ -Merkmal über der Fahrspurabweichung durchgeführt. Die schwarzen horizontalen und vertikalen Linien stellen die Stege und die dünneren grauen horizontalen und vertikalen Linien stellen jeweils einen Sensor dar. Die Sensoren werden innerhalb eines Steges von 1 bis 14 hochgezählt.

## 5.6 Untersuchung unterschiedlicher Temperaturen für das $R$ -Merkmal

Während in Abschnitt 5.3 die Leistungsfähigkeit der Klassifikationsmodelle für die besten fünf Sensorpaare aus der allgemeinen Klassifikation in Abschnitt 5.2 untersucht wurde und in Abschnitt 5.4 für alle Sensorpaare des  $R$ -Merkmals, soll hier die Abhängigkeit des  $R$ -Merkmals für alle Sensorpaare für den Temperaturtestdatensatz analysiert werden. Das  $R$ -Merkmal hängt neben der Fahrspurabweichung auch von der Temperatur ab. Dies hat auch Jansen in [133] für das  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungen gezeigt. In Abbildung 5.9 ist der Vergleich des  $R$ -Merkmals über der Temperatur zwischen dem Sensorpaar (S4,S11) in ● und (SS4,M4) in ● angegeben. Die Abbildungen 5.9a und 5.9b stellen die beiden  $R$ -Merkmale für die 100 Überfahrten des Temperaturtestdatensatzes mit Rauschniveau 1 als Punkte dar. Die drei Geraden stammen aus der linearen Regression. Dabei wurde vor der Berechnung der beiden Geraden die Abhängigkeit von der Fahrspurabweichung abgezogen. Der Verlauf des  $R$ -Merkmals über der Temperatur kann durch zwei Geraden besser ausgedrückt werden. Beide Geraden sind in einem schwächeren Ton in den Abbildungen 5.9a und 5.9b eingetragen. Die erste Gerade gilt für den negativen Temperaturbereich ( $-10^{\circ}\text{C}$  und  $-5^{\circ}\text{C}$ ) und die zweite Gerade gilt für den Temperaturbereich zwischen  $0^{\circ}\text{C}$  und  $30^{\circ}\text{C}$ . Zur Vereinfachung und aufgrund weniger Überfahrten für die betrachteten Temperaturen wird in dieser Untersuchung nur eine Gerade pro Sensorpaar verwendet. Die —-Gerade stellt die lineare Regression für  $R(\text{S4,S11})$  in den Abbildungen 5.9a und 5.9b und — für  $R(\text{SS4,M4})$  in den Abbildungen 5.9a und 5.9b. Das Sensorpaar (S4,M4) hängt aufgrund der größeren absoluten Steigung  $|\beta_1|$  stärker von der Temperatur ab, als das beispielhaft gegenübergestellte Sensorpaar (S4,S11). Dies gilt für das  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungen in Abbildung 5.9a und auf den Verschiebungen in Abbildung 5.9b.

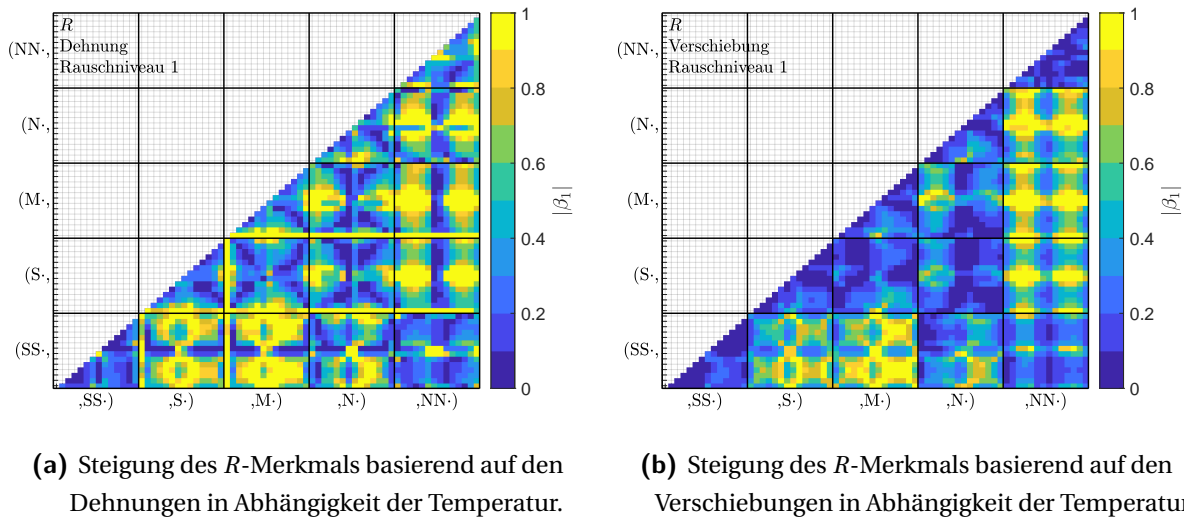
Abbildung 5.10 stellt farblich die absolute Steigung  $|\beta_1|$  des  $R$ -Merkmals in Abhängigkeit von der Temperatur für den Temperaturtestdatensatz dar. Die Abhängigkeit von der Fahrspurabweichung wurde vor der linearen Regression der Temperaturabhängigkeit abgezogen. Verwendet wurde das  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1 in Abbildung 5.10a und die Verschiebungen mit Rauschniveau 1 in Abbildung 5.10b. Farben die ins Blaue gehen, stellen eine niedrige Abhängigkeit von der Temperatur dar und Farben, die ins Gelbe gehen, eine hohe Abhängigkeit. Allgemein kann für Sensorpaare bei denen beide Sensoren innerhalb eines Steges liegen, eine niedrigere Temperaturabhängigkeit erwartet werden, da  $|\beta_1|$  verhältnismäßig kleiner ausfällt. Darüber hinaus führt eine symmetrische Anordnung der beiden Sensoren zu einer niedrigeren Abhängigkeit von der Temperatur, wie z. B. (S4,S11). Aber auch Sensoren auf gleicher Länge führen zu einer niedrigen Abhängigkeit, wie z. B. (S4,N4). Die größten Bereiche mit einer hohen Abhängigkeit von der Temperatur können für Sensorpaare erwartet werden, bei denen ein Sensor im SS-Steg und der zweite





**Abbildung 5.9:** Vergleich des  $R$ -Merkmals für zwei beispielhafte Sensorpaare über der Temperatur mit Rauschniveau 1 für den Temperaturtestdatensatz wobei die Abhängigkeit von der Fahrspurabweichung abgezogen wurde. Das Sensorpaar (S4,S11) ist weniger stark von der Temperatur abhängig als das Sensorpaar (SS4,M4) aufgrund der niedrigeren absoluten Steigung  $\beta_1$ .

Sensor nicht im SS- oder NN-Steg liegt. Selbes gilt für den NN-Steg, solange der zweite Sensor nicht im SS- oder NN-Steg liegt. Die Temperaturabhängigkeit des  $R$ -Merkmals basierend auf den Verschiebungen in Abbildung 5.10b ist mit der basierend auf den Dehnungen in Abbildung 5.10a vergleichbar. Wobei die Temperaturabhängigkeit innerhalb der Stege für alle Sensoren auf einem niedrigeren Niveau liegt.



**Abbildung 5.10:** Abhängigkeit des  $R$ -Merkmals von der Temperatur. Durch die Farbskala wird die absolute Steigung  $|\beta_1|$  des  $R$ -Merkmals über der Temperatur für die einzelnen Sensorpaare des Temperaturtestdatensatzes visualisiert. Die Abhängigkeit von der Fahrspurabweichung wurde abgezogen. Die schwarzen dickeren horizontalen bzw. vertikalen Linien stellen die Stege und die dünneren grauen horizontalen bzw. vertikalen Linien stellen jeweils einen Sensor dar. Die Sensoren werden innerhalb eines Steges von 1 bis 14 hochgezählt (graue Linien).

## 5.7 Anomaliedetektion

Bisher wurde in den Abschnitten 5.2 bis 5.4 das überwachte Lernen (Klassifikation) verwendet, um die Eignung der Merkmale zu untersuchen und diese miteinander vergleichen zu können. Für die reale Umsetzung des Brückenmonitorings ist überwachtes Lernen nicht einfach umsetzbar, da keine Daten für unterschiedliche geschädigte Zustände der Brücke fürs Training vorliegen. Vor allem müssten viele Schadensszenarien mit unterschiedlichen Schadentypen, -höhen und -positionen berücksichtigt werden. Daher ist für die reale Anwendung die Anomaliedetektion zu wählen, wie diese bspw. in Abschnitt 2.3.3 beschrieben ist. Bei der Anomaliedetektion kann auf Daten der geschädigten Brücke verzichtet werden. Das Vorgehen für die Anomaliedetektion in diesem Abschnitt ist dem in Abschnitt 4.4 gleich. Zunächst wird in Abschnitt 5.7.1 mithilfe der Area Under the Curve (AUC) der Receiver Operating Characteristic (ROC)-Kurven das beste Sensorpaar ausgewählt und ein Schwellwert  $c$  anhand der ROC-Kurve des ausgewählten Sensorpaares bestimmt. Der Schadensindex ist dabei die Mahalanobisdistanz (MD) (siehe Gleichung (2.1)). In Abschnitt 2.3.4 sind die Grundlagen zu AUC und ROC aufgeführt. Das Ergebnis der Anomaliedetektion für das beispielhaft ausgewählte Sensorpaar wird in Abschnitt 5.7.2 diskutiert.

Für die Berechnung der ROC-Kurven werden dennoch Überfahrten über die geschädigte

Brücke benötigt. In diesem Abschnitt wird mithilfe der ROC-Kurven eine prinzipielle Abschätzung des Schwellwerts  $c$  vorgestellt. Anhand der ROC-Kurven und der dazugehörigen AUC kann die geeignete Sensorposition und der Schwellwert bestimmt werden. Für eine reale Bestimmung des Schwellwerts müsste dies anhand eines Modells der Brücke mit unterschiedlichen Schadensszenarien erfolgen. Eine Möglichkeit, Schwellwerte für reale Messungen abzuleiten, könnten FE-Modelle der Brücken bieten.

Am besten hat im Vergleich der Merkmale mittels Klassifikation zumeist das *all*-Merkmal abgeschnitten. Jedoch ist dieses Merkmal in der Form der Anomaliedetektion, wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben, unbrauchbar. Das *R*-Merkmal hat vergleichbare Ergebnisse wie das *all*-Merkmal erzielt und in manchen Konstellationen sogar bessere. Daher wird sich bei der Anomaliedetektion nur auf das *R*-Merkmal beschränkt. Für dieses kann in weiteren Untersuchungen festgestellt werden, dass es ein normalverteiltes Verhalten aufweist. Somit kann ein multivariates normalverteiltes Modell mit Mahalanobisdistanz verwendet werden.

Während für die Klassifikation in Abschnitt 5.2 der beschriebene Datensatz in Tabelle 5.5 verwendet wurde, wird der Datensatz für die Anomaliedetektion erweitert und umstrukturiert. Der Trainingsdatensatz wird um weitere Überfahrten über die ungeschädigte Brücke ergänzt und die Anzahl der Überfahrten für die geschädigte Brücke wird reduziert. Anschließend wird der Trainingsdatensatz in einen Referenzdatensatz und einen Validierungsdatensatz getrennt. Der Referenzdatensatz besteht aus 1059 Überfahrten, wie dies Tabelle 5.10 in der letzten Spalte **Summe** für die Zeile Referenz entnommen werden kann. Der Validierungsdatensatz besteht aus jeweils 320 Überfahrten über die ungeschädigte Brücke und geschädigte Brücke, wobei jeweils 160 Überfahrten für den Zustand 1-5 und 2-3 in der Validierung benutzt werden. Die beiden Klassen (ungeschädigt und geschädigt) sind gleich oft vertreten, um keine Dysbalance bei der Validierung zu provozieren. Der Testdatensatz bleibt gleich wie in Tabelle 5.5 für die Klassifikation in Abschnitt 5.2. Der Tabelle 5.10 kann außerdem die genaue Anzahl der Überfahrten, nach Fahrzeugtyp getrennt, entnommen werden.

Auf die Signale ohne Rauschen wird verzichtet, denn in vorangegangenen Untersuchungen zeigte sich, dass mit mehr als 50 Sensorpaaren eine  $AUC \geq 99.7\%$  basierend auf den Dehnungen ohne Rauschen und eine  $AUC \geq 95.2\%$  basierend auf den Verschiebungen ohne Rauschen erreicht werden kann.

### 5.7.1 Wahl des Sensorpaares und des Schwellwerts

Basierend auf dem Referenzdatensatz, der nur Überfahrten für die ungeschädigte Brücke enthält, wird der Referenzzustand für die Anomaliedetektion erstellt. Hierzu wird der Mittelwert und die Standardabweichung des eindimensionalen *R*-Merkmals für jedes Sensorpaar bestimmt. Was 2 415 Modelle ergibt. Anschließend werden die ROC-Kurven und die dazugehörige AUC für alle Modelle des Validierungsdatensatzes berechnet. Die AUC ist in ab-

**Tabelle 5.10:** Anzahl der simulierten Überfahrten für den Trainings-, Validierungs- und Testdatensatz mit Unterscheidung nach Fahrzeugtyp. In der letzten Spalte ist die Summe für den jeweiligen Datensatz in Abhängigkeit der Klasse angegeben.

Datensatz	Klasse	Fahrzeugtyp				Summe
		8	41	97	98	
Referenz	ungeschädigt	150	427	162	320	1059
Validierung	ungeschädigt	42	130	48	100	320
	geschädigt	42	130	48	100	320
Test	ungeschädigt	15	40	15	30	100
	geschädigt	30	80	30	60	200

steigender Reihenfolge für die besten 20 Sensorpaare in den Tabellen 5.11 und 5.12 wiedergegeben. Dabei ist die AUC mit dem dazugehörigen Sensorpaar nach **Rauschniveau 1** und **Rauschniveau 2** getrennt. Tabelle 5.11 spiegelt die Ergebnisse für die *R*-Merkmale basierend auf den Dehnungen wider. Dabei erreicht das beste Sensorpaar (S3,S6) eine AUC = 99.9%, das zweit- und drittbeste Sensorpaar (S3,S9) und (S4,S9) eine AUC von 99.8%. Mit dem zuletzt aufgeführten Sensorpaar (S6,S13) kann noch eine AUC von 98.4% erreicht werden. Während die AUC für das *R*-Merkmal mit Rauschniveau 2 für das Sensorpaar (S3,S9) mit der höchsten AUC 98.9% beträgt und mit Rauschniveau 1 vergleichbar ist, fällt für das Sensorpaar (S5,S8), in der letzten Zeile in Tabelle 5.11, die AUC auf 92.7%. Somit fällt die Differenz der AUC zwischen dem obersten und untersten Sensorpaar mit Rauschniveau 2 größer aus als mit Rauschniveau 1. Unter den gelisteten 20 Sensorpaaren bestehen 16 aus Sensoren innerhalb eines Steges mit beiden Rauschniveaus.

**Tabelle 5.11:** Beste 20 Sensorpaare mit absteigender AUC für die ROC-Kurven der Anomaliedetektion für das *R*-Merkmal basierend auf den Dehnungssignalen. Die ROC-Kurven wurden basierend auf den Validierungsdatensatz berechnet. Dabei wurde als Schadensindex die MD verwendet. Es wurde jeweils ein Sensorpaar für die Dehnungen mit Rauschniveau 1 und mit Rauschniveau 2 berücksichtigt.

Rang	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Sensorpaar	AUC in %	Sensorpaar	AUC in %
1	(S3,S6)	99.9	(S3,S9)	98.9
2	(S3,S9)	99.8	(S4,S9)	98.5
3	(S4,S9)	99.8	(S4,S8)	98.0
4	(S4,S6)	99.6	(S4,S6)	97.0
5	(S2,S9)	99.6	(S4,M8)	96.9

Rang	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Sensorpaar	AUC in %	Sensorpaar	AUC in %
6	(S4,S8)	99.5	(S3,S6)	96.7
7	(S4,S7)	99.3	(SS4,SS5)	96.7
8	(S4,M8)	99.3	(M4,M6)	96.6
9	(M4,M9)	99.0	(S3,S8)	96.4
10	(SS2,S6)	98.9	(S2,S9)	96.3
11	(S6,S11)	98.8	(S4,S7)	96.2
12	(M4,M6)	98.8	(M3,M6)	94.6
13	(S3,S8)	98.8	(M4,M9)	94.3
14	(S6,S10)	98.8	(S5,S9)	93.9
15	(SS4,S7)	98.7	(SS3,S6)	93.8
16	(M3,M9)	98.6	(S6,S11)	93.1
17	(S5,S9)	98.6	(S3,M8)	93.1
18	(SS3,S7)	98.5	(S6,S13)	93.1
19	(SS3,S6)	98.5	(SS4,S7)	93.1
20	(S6,S13)	98.4	(S5,S8)	92.7

In Tabelle 5.12 sind die Ergebnisse für die *R*-Merkmale basierend auf den Verschiebungen zusammengefasst. Die AUC fällt für das *R*-Merkmal basierend auf den Verschiebungen niedriger aus. Das beste Sensorpaar (S4,S6) erreicht eine AUC von 96.0 % mit Rauschniveau 1 und sinkt weiter für das zuletzt aufgeführte Sensorpaar (SS6,SS11) auf 88.6 %. Alle 20 Sensorpaare in Tabelle 5.12 mit Rauschniveau 1 bestehen aus Sensoren innerhalb eines Steges.

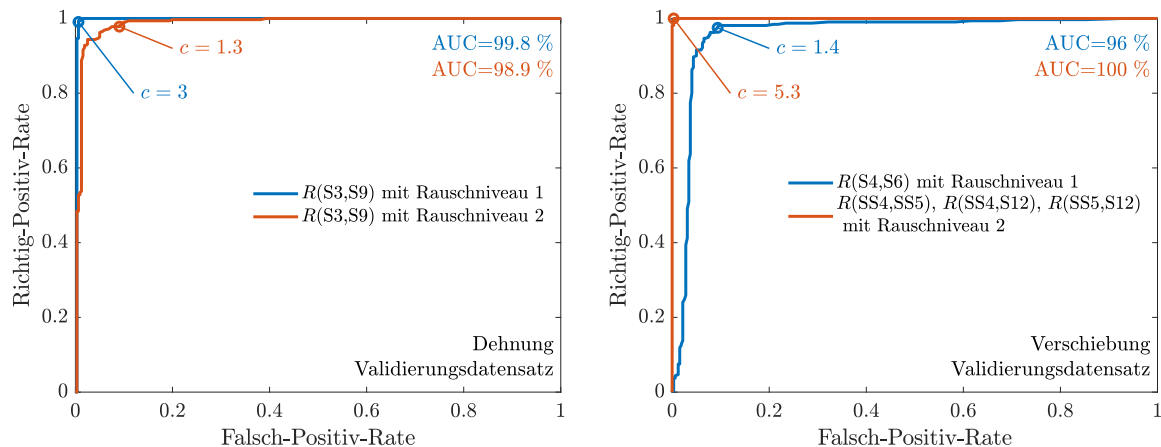
Da die AUC in Tabelle 5.12 mit Rauschniveau 1 bereits verhältnismäßig niedrig ausfällt und mit Rauschniveau 2 weiter auf 87.9 % für das Sensorpaar mit der höchsten AUC sinkt, wird für die Verschiebungen mit Rauschniveau 2 die Kombination aus drei Sensoren betrachtet. Bei drei Sensoren ergeben sich drei mögliche Sensorpaare, was in 54 740 Modellen für die Anomaliedetektion mit Rauschniveau 2 resultiert. Durch die Berücksichtigung eines weiteren Sensors kann die AUC der ROC-Kurven deutlich gesteigert werden, sodass die AUC für die besten 20 Sensorpaare basierend auf den Verschiebungen mit Rauschniveau 2 über der mit Rauschniveau 1 liegt. Die Sensorkombination bestehend aus SS4, SS5 und SS12 (erste Zeile mit Rauschniveau 2) erreicht AUC = 100% und liegt damit über der mit Rauschniveau 1 für die höchste AUC. Die Sensorkombinationen bestehend aus SS4, SS4 und N11 auf dem 20. Rang erreicht immer noch eine AUC von 99.5 %. Alle gelisteten Sensorkombinationen in Tabelle 5.12 mit Rauschniveau 2 setzen sich aus dem Sensor SS5 und SS3 oder SS4 zusammen sowie einem weiteren Sensor aus dem S-, M- oder N-Steg.

**Tabelle 5.12:** Beste 20 Sensorpaare mit absteigender AUC für die ROC-Kurven der Anomaliedetektion für das  $R$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungssignalen. Die ROC-Kurven wurden basierend auf den Validierungsdatensatz berechnet. Dabei wurde als Schadensindex die MD verwendet. Für die Verschiebungen mit Rauschniveau 1 wurde ein Sensorpaar berücksichtigt und mit Rauschniveau 2 wurden die Kombination aus drei Sensoren, also drei Sensorpaare verwendet.

Rang	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Sensorpaar	AUC in %	Sensorpaar	AUC in %
1	(S4,S6)	96.0	(SS4,SS5),(SS4,S12),(SS5,S12)	100.0
2	(S4,S8)	95.8	(SS4,SS5),(SS4,S13),(SS5,S13)	99.8
3	(S3,S6)	95.5	(SS3,SS5),(SS3,M11),(SS5,M11)	99.8
4	(S4,S7)	94.3	(SS3,SS5),(SS3,N12),(SS5,N12)	99.8
5	(S3,S8)	94.1	(SS4,SS5),(SS4,S11),(SS5,S11)	99.8
6	(S3,S9)	93.7	(SS3,SS5),(SS3,M10),(SS5,M10)	99.7
7	(S3,S7)	91.9	(SS3,SS5),(SS3,N11),(SS5,N11)	99.7
8	(S4,S9)	91.8	(SS3,SS5),(SS3,M12),(SS5,M12)	99.7
9	(M3,M9)	91.5	(SS3,SS5),(SS3,N10),(SS5,N10)	99.7
10	(S3,S5)	91.1	(SS4,SS5),(SS4,S5),(SS5,S5)	99.7
11	(SS6,SS12)	90.9	(SS4,SS5),(SS4,S10),(SS5,S10)	99.7
12	(SS6,SS13)	90.7	(SS4,SS5),(SS4,M12),(SS5,M12)	99.7
13	(M3,M8)	90.4	(SS4,SS5),(SS4,M11),(SS5,M11)	99.7
14	(M2,M9)	89.7	(SS4,SS5),(SS4,M10),(SS5,M10)	99.7
15	(S2,S9)	89.4	(SS3,SS5),(SS3,M13),(SS5,M13)	99.6
16	(S6,S12)	89.1	(SS4,SS5),(SS4,S3),(SS5,S3)	99.5
17	(M4,M8)	89.1	(SS4,SS5),(SS4,S2),(SS5,S2)	99.5
18	(SS4,SS5)	88.8	(SS4,SS5),(SS4,S6),(SS5,S6)	99.5
19	(SS7,SS9)	88.8	(SS3,SS5),(SS3,N9),(SS5,N9)	99.5
20	(SS6,SS11)	88.6	(SS4,SS5),(SS4,N11),(SS5,N11)	99.5

Für das weitere Vorgehen wurde das Sensorpaar (S3,S9) für die Dehnungen mit Rauschniveau 1 und 2 ausgewählt sowie (S4,S6) für die Verschiebungen mit Rauschniveau 1 und die Sensorpaare bestehend aus den Sensoren SS4, SS5 und S12 für die Verschiebungen mit Rauschniveau 2. Nun gilt es, den Schwellwert  $c$  für die Anomaliedetektion zu bestimmen. Dies soll anhand der ROC-Kurve in Abbildung 5.11 für die jeweiligen Sensorpaare erfolgen. Die ROC-Kurve stellt die Richtig-Positiv-Rate (TPR) über der Falsch-Positiv-Rate (FPR) dar, die aus unterschiedlichen Schwellwerten für den Validierungsdatensatz resultiert. Die Abbildung 5.11a stellt die ROC-Kurven basierend auf den Dehnungen dar. Wie zu erwarten,

liegt die —-Linie, die das Ergebnis basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1 wiedergibt, über der —, die das Ergebnis basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 2 wiedergibt. Der beispielhaft gesetzte Schwellwert  $c = 3$  bzw.  $c = 1.3$  für die Anomaliedetektion im nächsten Abschnitt ist durch das ◯-Symbol für Rauschniveau 1 gekennzeichnet und durch das ◯-Symbol für Rauschniveau 2.



(a) ROC-Kurven für das  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungssignalen. Das gewählte Sensorpaar mit Rauschniveau 1 und 2 ist (S3,S9).

(b) ROC-Kurven für das  $wR_{\text{all}}$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungssignalen. Das gewählte Sensorpaar mit Rauschniveau 1 ist (S4,S6) und mit Rauschniveau 2 die Senospaarkombinationen aus SS4, SS5 und S12.

**Abbildung 5.11:** ROC-Kurven für das  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungs- und Verschiebungssignalen für den Validierungsdatensatz. Die —-Linie stellt das Ergebnis mit Rauschniveau 1 dar und die — mit Rauschniveau 2. Das ◯- und ◯-Symbol markieren den Schwellwert  $c$  für die folgende Anomaliedetektion.

Die resultierende ROC-Kurve für die Verschiebungen mit Rauschniveau 2 (—-Linie) in Abbildung 5.11b liegt über der mit Rauschniveau 1 (—-Linie). Das heißt, die ROC-Kurve mit den drei  $R$ -Merkmalen basierend auf den Verschiebungen mit Rauschniveau 2 schneidet besser ab als ein  $R$ -Merkmal mit Rauschniveau 1. Die —-Linie stellt die ideale ROC-Kurve für die Anomaliedetektion dar, da ein Schwellwert  $c$  vorliegt, mit dem beide Klassen perfekt voneinander für den Validierungsdatensatz getrennt werden können. Der gewählte Schwellwert für die Verschiebungen mit Rauschniveau 1 ist  $c = 1.4$  und mit Rauschniveau 2  $c = 5.3$ . Mithilfe der Tabelle 2.1 können die Schwellwerte eingeordnet werden. Ein Schwellwert von  $c = 1$  für ein eindimensionales Merkmal deckt 68.27 %,  $c = 2$  deckt 95.45 % und  $c = 3$  deckt 99.73 % der Daten des Referenzdatensatzes ab. Im Vergleich dazu werden für eine dreidimensionales Merkmal 19.87 % der Daten des Referenzzustands mit  $c = 1$ , 73.85 % mit  $c = 2$  und 97.07 % mit  $c = 3$  abgedeckt.

Die Schwellwerte in diesem Beispiel wurden so gesetzt, dass tendenziell weniger falsch ne-

gative Fälle (fn) als falsch positive Fälle (fp) detektiert werden. Bereits in Abschnitt 4.4 wurde ein Ampelsystem bestehend aus zwei Schwellwerten für die Anomaliedetektion vorgeschlagen. Auch hier ist so ein System vorstellbar. Die Festlegung der Schwellwerte bedarf weiterer Untersuchungen.

Die AUC der ROC-Kurven fällt für die *R*-Merkmale basierend auf den Dehnungen besser aus als auf Basis der Verschiebungen. Jedoch kann die Leistungsfähigkeit der *R*-Merkmale stark gesteigert werden, wenn ein dritter Sensor und die sich daraus ergebenden Sensorpaare berücksichtigt werden. Dabei müssen nicht alle drei Sensoren im selben Steg liegen. Die Leistungsfähigkeit der Verschiebungen mit Rauschniveau 2 kann mit einem dritten Sensor sogar die der Dehnungen mit Rauschniveau 1 für ein Sensorpaar übertreffen.

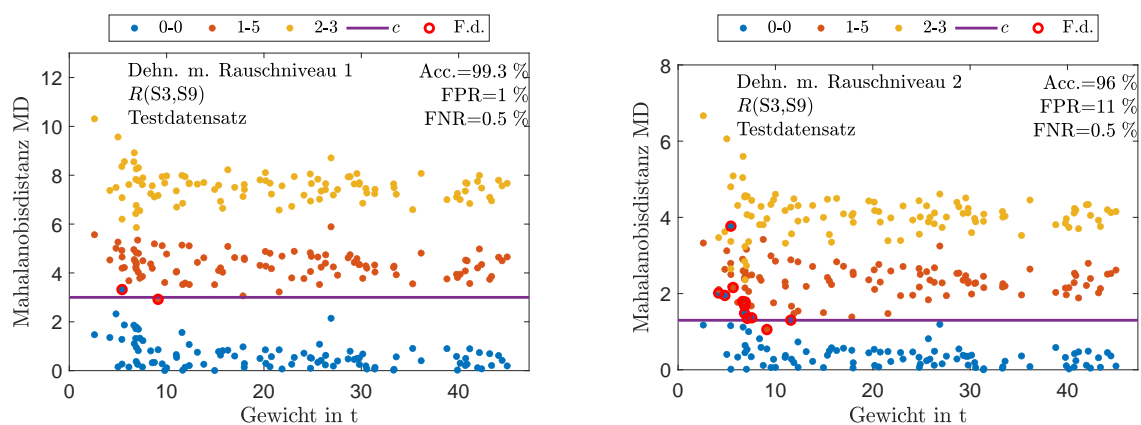
## 5.7.2 Beispielhafte Umsetzung

Nachdem im vorangegangenen Abschnitt die besten Sensorpaare mit den dazugehörigen Schwellwerten anhand der ROC-Kurven gewählt wurden, wird in diesem Abschnitt eine beispielhafte Anomaliedetektion für den Testdatensatz vorgestellt. Die Ergebnisse der Anomaliedetektion sind in den Abbildungen 5.12 und 5.13 zusammengefasst. In Abbildung 5.12a ist das Ergebnis für das Sensorpaar (S3,S9) basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1 dargestellt und in Abbildung 5.12b mit Rauschniveau 2. Die basierend auf den Verschiebungen mit Rauschniveau 1 für das Sensorpaar (S4,S6) ist in Abbildung 5.13a vorgestellt und mit Rauschniveau 2 für die drei Sensorkombinationen SS4, SS5 und S5 in Abbildung 5.13b. In den Abbildungen 5.12a, 5.12b, 5.13a und 5.13b ist die MD über dem Fahrzeuggesamtgewicht aufgetragen. Die Werte für das *R*-Merkmal der simulierten Überfahrten sind als einzelne Punkte visualisiert, wobei das ●-Symbol auf den Zustand 0-0, ● auf 1-5 und ● auf 2-3 verweist. Die Zustände 1-5 und 2-3 gehören der Klasse geschädigt an. Die —-Linie spiegelt den Schwellwert *c* für das jeweilige Sensorpaar wider. Die falsch eingeordneten Überfahrten sind durch das ○-Symbol gekennzeichnet.

Das Sensorpaar (S3,S9) erreicht mit dem *R*-Merkmal basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1 eine Accuracy von 99.3%. Insgesamt kommt es zu zwei falsch detektierten Überfahrten. Es werden jeweils eine wahre ungeschädigte und eine wahre geschädigte Brücke falsch detektiert, wie dies Abbildung 5.12a entnommen werden kann. Für das gleiche Sensorpaar sinkt die Accuracy auf 96.0% mit Rauschniveau 2. Dabei werden elf von 100 Überfahrten der ungeschädigten Brücke falsch detektiert und eine Überfahrt über eine geschädigte Brücke (1-5), wie dies Abbildung 5.12b bestätigt. Die Falsch detektierten Überfahrten können tendenziell leichteren Fahrzeugen zugeordnet werden. Es ist auch eine deutlich höhere Varianz in der MD für leichtere Fahrzeuge wahrnehmbar. Auch Jansen stellt in [133] fest, dass die *R*-Merkmale für leichtere Fahrzeuge eine höhere Varianz aufweisen. Die höhere Varianz führt er auf eine schlechte Extraktion der Einzelüberfahrten aus dem



gemessenen Gesamtsignal zurück. In der vorliegenden Arbeit wird jedoch die hohe Varianz auf den niedrigen SNR zurückgeführt, da die Extraktion der Einzelüberfahrt über die bekannten Parameter des FE-Modells genau erfolgt. Dagegen führt ein leichteres Fahrzeug zu einer kleineren Dehnung bzw. Auslenkung der Brücke und somit zum einem kleineren Ausschlag im Signal. Das heißt, dass das Nutzsinal für leichtere Fahrzeuge mehr vom Rauschen überlagert wird.

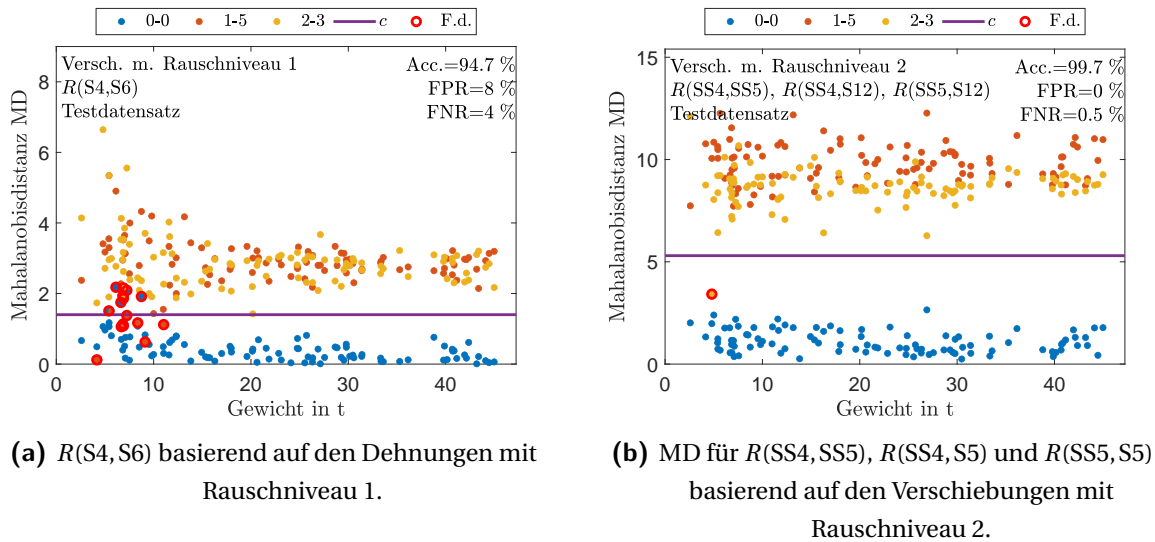


(a)  $R(S3, S9)$  basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 1.

(b)  $R(S3, S9)$  basierend auf den Dehnungen mit Rauschniveau 2.

**Abbildung 5.12:** Schadensindex, der durch die Mahalanobisdistanz (MD) repräsentiert ist, für die Ergebnisse basierend auf den Dehnungen für den Testdatensatz. Die MD für das  $R$ -Merkmal ist über dem Gesamtgewicht der Fahrzeuge aufgetragen. Die einzelnen Punkte stellen die einzelnen simulierten Überfahrten dar, wobei das  $\bullet$ -Symbol auf den Zustand 0-0,  $\bullet$  auf 1-5 und  $\bullet$  auf 2-3 verweist.  $-$ -Linie visualisiert den Schwellwert. Die falsch detektierten Überfahrten sind vom  $\circ$ -Symbol umrandet.

Das Sensorpaar (S4,S6) erreicht mit dem  $R$ -Merkmal eine Accuracy = 94.7% basierend auf den Verschiebungen mit Rauschniveau 1 und einem Schwellwert von  $c = 1.4$ . Der Abbildung 5.13a kann entnommen werden, dass jeweils acht Überfahrten über die ungeschädigte und die geschädigte Brücke falsch detektiert werden. Da die Verschiebungen mit Rauschniveau 2 mit einem Sensorpaar schlecht abschneiden, wird ein dritter Sensor mit den sich daraus ergebenden Sensorpaaren verwendet. Die Accuracy für die  $R$ -Merkmale bestehend aus den Sensoren SS4, SS5 und S12 beträgt 99.7%. Es wird eine Überfahrt für die geschädigte Brücke (2-3) falsch detektiert, wie dies Abbildung 5.13b entnommen werden kann. Alle falsch eingeordneten Überfahrten haben ein Fahrzeuggesamtgewicht unter 12 t und zählen somit zu den leichteren Fahrzeugen, die betrachtet wurden. Auch für die Verschiebungen kann festgestellt werden, dass die Varianz für leichtere Fahrzeuge größer ausfällt, wobei dies für die drei Sensorpaare in Abbildung 5.13b weniger stark ausgeprägt ist, wie in Abbildung 5.13a mit Rauschniveau 1 für ein Sensorpaar.



**Abbildung 5.13:** Schadensindex, der durch die Mahalanobisdistanz (MD) repräsentiert ist, für die Ergebnisse basierend auf den Verschiebungen für den Testdatensatz. Die MD für das  $R$ -Merkmal bzw. -Merkmale ist über dem Gesamtgewicht der Fahrzeuge aufgetragen. Die einzelnen Punkte stellen die einzelnen simulierten Überfahrten dar, wobei das  $\bullet$ -Symbol auf den Zustand 0-0,  $\bullet$  auf 1-5 und  $\bullet$  auf 2-3 verweist.  $\text{---}$ -Linie visualisiert den Schwellwert. Die falsch detektierten Überfahrten sind durch  $\circ$  gekennzeichnet.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass für die Anomaliedetektion eher schwerere Fahrzeuge verwendet werden sollten, da diese seltener zu falschen Detektionen führen. Dies kann auf ein günstigeres SNR zurück geführt werden, bei dem das Rauschen das Nutzsignal nicht überlagert. Ein niedriger SNR resultiert aus einer niedrigen Dehnung bzw. Verschiebung, die wiederum auf eine niedrige Last zurückgeführt werden kann. Mit einem dritten Sensor kann die Leistungsfähigkeit des  $R$ -Merkmals erheblich gesteigert werden. Die Kombination aus drei Sensoren weist eine höhere Robustheit gegenüber Rauschen auf.

## 5.8 Vergleich des $R$ -Merkmals zwischen FE-Simulationen und realen Messungen

In den Vergleichen am FE-Modell in den Abschnitten 5.2 und 5.3 hat das  $R$ -Merkmal am besten abgeschnitten. Deshalb wird hier das  $R$ -Merkmal basierend auf realen Messdaten mit den simulierten Überfahrten aus Kapitel 5 verglichen. Die Messungen an der realen Brücke entstammen der Brücke in Dietersdorf bei Coburg, die die Bundesstraße 303 überführt, welche als Vorlage für das, in Abschnitt 5.1 beschriebene, FE-Modell diente. Zunächst wird im nächsten Abschnitt der Messaufbau an der realen Brücke beschrieben. Anschließend wird

in Abschnitt 5.8.2 die Dehnung aus den Messungen an der realen Brücke mit denen aus der FE-Simulation verglichen. In Abschnitt 5.8.3 folgt der Vergleich für die Verschiebung. Ziel ist es dabei, die Wahl der Rauschniveaus bei der Simulation auf Basis der realen Messdaten zu begründen.

### 5.8.1 Messaufbau an der realen Brücke

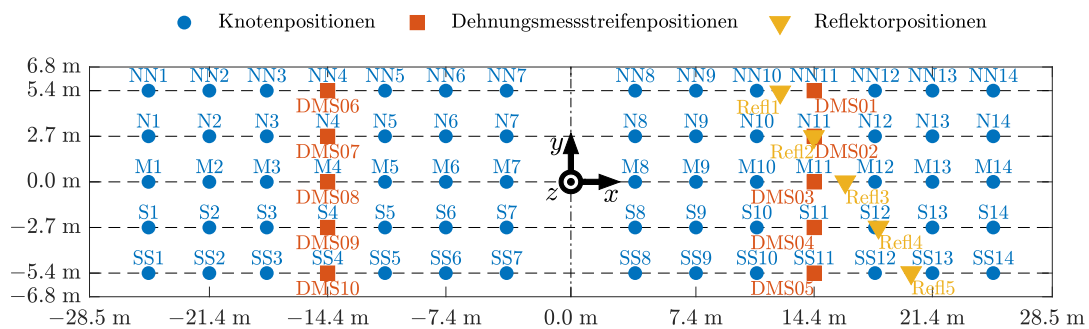
Die untersuchte Brücke wird in Abschnitt 5.1 detaillierter beschrieben. In diesem Abschnitt wird die Beschreibung der Brücke um den Messaufbau ergänzt. Weitere Informationen des Projekts und des Messaufbaus können [142] entnommen werden. An der Brücke wurden unter anderem Dehnungsmessstreifen (DMS), Temperatursensoren, ein Schaltschrank sowie die Reflektoren für das Ground-Based Interferometric Radar (GBR) angebracht. Die Dehnung wird mit DMS des Typs PL-120-11 des Unternehmens Tokyo Measuring Instruments Laboratory Co., Ltd. (TML) gemessen, deren Funktionsweise in Abschnitt 2.4.1 beschrieben ist. Wie bereits in Abschnitt 2.4.2 beschrieben, wird die Verschiebung an den angebrachten Reflektoren gemessen. Das GBR wird unter der Brücke auf dem Boden neben dem mittleren Auflager positioniert. Durch die Annahme, dass die Verschiebung der Brücke in  $x$ -Richtung gesperrt ist, misst das Radar nur die Verschiebungskomponente in  $z$ -Richtung (Durchbiegung). Abbildung 5.14 stellt aus der Sicht des GBR die fünf, an der Brücke angebrachten, Reflektoren dar. Die Reflektoren müssen in  $x$ -Richtung versetzt angebracht werden, da das GBR nur in Blickrichtung misst (siehe Abschnitt 2.4.2). Daher sind die Reflektoren in einem durchschnittlichen Abstand von 1.9 m in  $x$ -Richtung angebracht.

In Abbildung 5.15 ist zum Vergleich die Position der DMS ■ und der Reflektoren ▼ den Knoten- bzw. Elementpositionen aus der FE-Simulation ● gegenübergestellt. In Abbildung 5.15 stellt die —-Linie den Grundriss der Brücke dar und — -die Symmetrieachse der Stege. Während die DMS in beiden Feldern in der Feldmitte positioniert wurden, wurden die Reflektoren nur im östlichen Feld positioniert. Die  $x$ -Richtung in Abbildung 5.15 zeigt in Richtung Coburg bzw. in Richtung Osten. Somit befindet sich auf der südlichen Fahrspur, die Fahrspur in Fahrtrichtung Osten. Da für die Simulationen im Kapitel 5 nur Brückenüberfahrten auf der südlichen Fahrspur betrachtet wurden, werden im Folgenden ebenfalls nur Überfahrten auf der südlichen Fahrspur in Richtung Osten für den realen Messaufbau berücksichtigt.

In Abbildung 5.16 ist eine beispielhafte Überfahrt in Fahrtrichtung Osten dargestellt. Dabei handelt es sich um den Fahrzeugtyp 8, wie dies Abbildung 5.16a entnommen werden kann (siehe Abbildung E.1 für die Fahrzeugtypen). Die zugehörigen Signale der zehn DMS stellt Abbildung 5.16b und das der Verschiebung an den Reflektoren Abbildung 5.16c dar. Bei einer Überfahrt Richtung Osten schlagen zuerst die DMS6 bis DMS10 (gestrichelte Linien) aus und anschließend die DMS1 bis DMS5 (durchgezogene Linien). Dabei liegt die höchste Dehnung



**Abbildung 5.14:** Aufnahme der angebrachten Reflektoren in Blickrichtung vom GBR aus. Pro Steg wurde ein Reflektor angebracht. Die Reflektoren sind von links nach rechts mit 1 bis 5 durchnummeriert (siehe Abbildung 5.15).



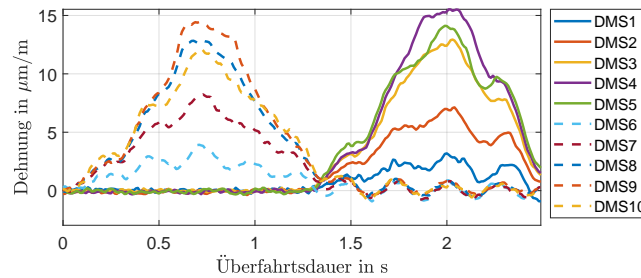
**Abbildung 5.15:** Grundriss der Brücke in Dietersdorf mit den Positionen der Knoten bzw. Elementen ● in der FE Simulation sowie der Position der Dehnmessstreifen ■ und Reflektoren ▼ an der realen Brücke.

in DMS4 und DMS9 und die niedrigste in den DMS1 und DMS6, also in den DMS, welche am weitesten von der Fahrspur des überquerenden Fahrzeugs entfernt sind. Die absolut höchste Verschiebung ist in Reflektor 4 messbar und die kleinste in Reflektor 1.

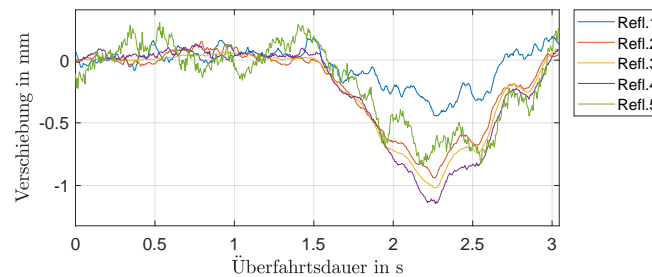
Die Signalqualität des GBR ist für die mittleren Reflektoren (Reflektor 2, Reflektor 3 und Reflektor 4) am besten. Obwohl die am Rande liegenden Reflektoren innerhalb des  $-3$  dB Bereichs für alle Messtage liegen, weisen die beiden äußeren Reflektoren eine niedrigere Signalqualität auf (siehe Abschnitt 2.4.2). Das heißt, dass die beiden äußeren Reflektoren mehr



(a) Aufnahme des überquerenden Fahrzeugs.



(b) Zeitsignale der Dehnungen in den zehn DMS.



(c) Zeitsignale der Verschiebung an den fünf Reflektoren (Refl.).

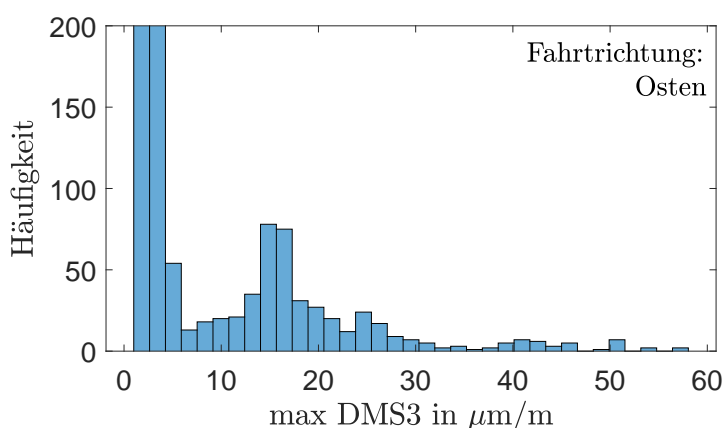
**Abbildung 5.16:** Beispielhafte Überfahrt über die Brücke bei Dietersdorf eines LKW in Richtung Osten. Aufgenommen am 29.07.2020 in Dietersdorf.

Rauschen und einen Drift aufweisen. Die schlechte Signalqualität kann durch den Umstand erklärt werden, dass die Antennen des GBR nicht perfekt ausgerichtet wurden und somit die äußeren Reflektoren außerhalb des  $-3$  dB Bereichs fallen oder die Verschiebungen werden durch andere starke Rückstrahler in der jeweiligen Zelle verzerrt.

An den gemessenen Dehnungen in Abbildung 5.16b und den Verschiebungen in Abbildung 5.16c kann festgestellt, dass es sich bei der Brücke um keinen idealen Durchlaufträger handelt, da die Dehnung in Abbildung 5.16b für DMS1 bis DMS5 zwischen 0 s und 1.4 s nicht negativ wird. Dies ist der Zeitraum in dem das Fahrzeug sich im entgegengesetzten Feld zu den Sensoren befindet. Ebenso gilt es für die Verschiebung in Abbildung 5.16c, dass zwischen 0 s und 1.4 s die Verschiebung Null ist. Wobei für die Verschiebung gilt, dass diese positiv sein sollte, wenn sich das Fahrzeug zum Sensor im gegenüberliegenden Feld befindet. Dies wurde auch in der Umsetzung des FE-Modells berücksichtigt, wie dies Abbildung 5.4 entnommen werden kann.

## 5.8.2 Vergleich der Dehnungen

In diesem Abschnitt soll das  $R$ -Merkmal basierend auf den Dehnungen aus den realen Messungen mit der, aus der FE-Simulation verglichen werden. Die Häufigkeit des Höchstwertes der Dehnung für den Sensor DMS3 einer Überfahrt, wie beispielsweise in Abbildung 5.16, ist in Abbildung 5.17 für alle aufgenommenen Einzelüberfahrten dargestellt. Abbildung 5.17 gibt nur Überfahrten in Fahrtrichtung Osten wider. Am meisten treten Überfahrten leichter Fahrzeuge, wie Personenkraftwagen (PKW) und Lieferwagen auf. Ein zweiter Ausschlag kann bei  $15.7 \mu\text{m}/\text{m}$  ausgemacht werden. Für die Auswertung in Tabelle 5.13 werden nur Überfahrten berücksichtigt, die mindestens eine Dehnung von  $9.3 \mu\text{m}/\text{m}$  im DMS3 aufweisen.



**Abbildung 5.17:** Häufigkeit des Maxima der Dehnung während einer Einzelüberfahrt für Überfahrten in Richtung Osten.

Tabelle 5.13 enthält den Mittelwert  $\mu$  und die, auf den Mittelwert normierte, Standardabweichung  $\sigma$  des  $R$ -Merkmals basierend auf den gemessenen Dehnungen der realen Brücke für unterschiedliche Messtage. Die  $R$ -Merkmale wurden basierend auf Einzelüberfahrten berechnet. Die erste Spalte **Merkmal** enthält die Merkmale mit dem Sensorpaar. Für jedes Sensorpaar wurde der Mittelwert  $\mu$  und die Standardabweichung  $\sigma$  für die einzelnen Messtage, die spaltenweise aufgeführt sind, berechnet sowie für alle Messtage zusammen in der letzten Spalte. In der drittletzten Zeile **Temperatur** ist die durchschnittliche Temperatur mit der zugehörigen normierten Standardabweichung der Temperatur angegeben und in der zweitletzten Zeile die Anzahl der verwendeten Einzelüberfahrten für die einzelnen Messtage. Die letzte Zeile **Messzeit** enthält die Dauer der Messung pro Messtag. Der Mittelwert sowie die Standardabweichung für die Sensorpaare bestehend aus den Sensoren DMS6, DMS7, DMS8, DMS9 und DMS10 entspricht in etwa denen von DMS1, DMS2, DMS3, DMS4 und DMS5. Daher wurde auf die Ausgabe dieser Sensorpaare aufgrund einer besseren Übersicht verzichtet. Die Sensoren DMS6, DMS7, DMS8, DMS9 und DMS10 wurden lediglich in den Sensorpaaren berücksichtigt, die aus einem Steg bestehen.

**Tabelle 5.13:**  $R$ -Merkmale basierend auf den Dehnungen für die Messdaten an der realen Brücke an unterschiedlichen Messtagen. Die  $R$ -Merkmale wurde auf Basis von Einzelüberfahrten in Fahrtrichtung Osten berechnet. Insgesamt wurden 450 Einzelüberfahrten berücksichtigt. Für die einzelnen Messtage ist der Mittelwert  $\mu$  sowie die Standardabweichung  $\sigma$ , auf den Mittelwert normiert, angegeben.

Merkmal	29.08.2019		30.08.2019		23.10.2019		24.10.2019		27.02.2020		29.07.2020		09.06.2021		Alle	
	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$
$R(\text{DMS1},\text{DMS2})$	0.341	0.124	0.342	0.154	0.42	0.122	0.434	0.128	0.47	0.1	0.359	0.119	0.349	0.171	0.395	0.184
$R(\text{DMS1},\text{DMS3})$	0.193	0.18	0.199	0.209	0.26	0.182	0.277	0.172	0.294	0.135	0.229	0.21	0.202	0.218	0.241	0.242
$R(\text{DMS1},\text{DMS4})$	0.161	0.197	0.165	0.237	0.215	0.2	0.218	0.201	0.245	0.162	0.179	0.192	0.171	0.241	0.198	0.256
$R(\text{DMS1},\text{DMS5})$	0.17	0.249	0.173	0.282	0.214	0.226	0.214	0.234	0.241	0.195	0.191	0.239	0.18	0.298	0.201	0.273
$R(\text{DMS2},\text{DMS3})$	0.563	0.063	0.579	0.08	0.613	0.086	0.644	0.083	0.63	0.051	0.613	0.111	0.581	0.049	0.607	0.086
$R(\text{DMS2},\text{DMS4})$	0.47	0.075	0.476	0.093	0.505	0.084	0.502	0.086	0.522	0.077	0.494	0.081	0.484	0.094	0.496	0.092
$R(\text{DMS2},\text{DMS5})$	0.494	0.121	0.496	0.142	0.508	0.128	0.493	0.123	0.519	0.124	0.519	0.123	0.509	0.138	0.506	0.132
$R(\text{DMS3},\text{DMS4})$	0.835	0.055	0.824	0.079	0.83	0.084	0.78	0.08	0.835	0.042	0.793	0.11	0.832	0.047	0.819	0.076
$R(\text{DMS3},\text{DMS5})$	0.876	0.085	0.855	0.116	0.834	0.129	0.77	0.114	0.823	0.083	0.826	0.134	0.869	0.101	0.833	0.117
$R(\text{DMS4},\text{DMS5})$	1.048	0.046	1.036	0.054	1.011	0.052	0.99	0.049	0.984	0.044	1.046	0.047	1.047	0.049	1.018	0.055
$R(\text{DMS1},\text{DMS6})$	0.87	0.163	0.951	0.138	1.035	0.111	1.025	0.121	0.997	0.122	0.915	0.133	0.989	0.189	0.986	0.142
$R(\text{DMS2},\text{DMS7})$	0.929	0.067	0.972	0.051	0.994	0.058	0.975	0.061	0.975	0.062	0.96	0.071	0.956	0.076	0.973	0.063
$R(\text{DMS3},\text{DMS8})$	1.008	0.123	1.035	0.091	1.039	0.085	0.976	0.085	1.036	0.05	0.986	0.127	1.033	0.064	1.022	0.085
$R(\text{DMS4},\text{DMS9})$	1.07	0.029	1.06	0.037	1.063	0.033	1.059	0.031	1.064	0.034	1.068	0.034	1.051	0.042	1.061	0.035
$R(\text{DMS5},\text{DMS10})$	1.086	0.026	1.052	0.047	1.045	0.051	1.049	0.05	1.052	0.038	1.071	0.047	1.049	0.047	1.052	0.046
Temperatur	23.3	0	22.4	0	12.9	0.1	9.6	0.1	4.4	0.1	19.3	0	20.5	0	14.9	0.5
Anzahl Überfahrten	8		108		71		66		88		41		68		450	
Messzeit (hh:mm)	00:37		05:40		05:28		03:04		03:31		03:23		02:40		24:23	

Der Mittelwert des  $R$ -Merkmals basierend auf den Dehnungen bleibt für die einzelnen Messtage konstant. Die Standardabweichung ist für das Sensorpaar am größten, welches aus den am weitesten voneinander liegenden Sensoren, (DMS1, DMS5), innerhalb eines Feldes besteht. Für das Sensorpaar (DMS1, DMS5) beträgt die normierte Standardabweichung  $\sigma/\mu = 0.273$  für alle Messtage. Dies liegt auch daran, dass der Mittelwert  $\mu$  über Messtage hinweg sich am meisten ändert. Wie in Abschnitt 5.6 gezeigt, resultiert dieses Verhalten aus der höheren Temperaturabhängigkeit des  $R$ -Merkmals für Sensorpaare bestehend aus Sensoren in unterschiedlichen Stegen. Des Weiteren kommt es zu einer höheren normierten Standardabweichung  $\sigma/\mu$ , wenn das Sensorpaar aus Sensoren besteht, die weiter von der Fahrspur liegen als Sensoren, die unter dem überquerenden Fahrzeug liegen. Beispielsweise weist  $R(\text{DMS1},\text{DMS2})$  eine normierte Standardabweichung  $\sigma/\mu$  von 0.184 für alle Messtage auf und  $R(\text{DMS4},\text{DMS5})$  dagegen eine von 0.055. Die Standardabweichung für Sensorpaare bestehend aus Sensoren innerhalb eines Steges, wie (DMS2, DMS7), (DMS3, DMS8), (DMS4, DMS9) und (DMS5, DMS10) liegt im unteren Bereich, außer die Sensoren liegen zu weit von der Fahrspur entfernt, wie das Sensorpaar (DMS1, DMS6). Das Merkmal  $R(\text{DMS4},\text{DMS9})$  hat die niedrigste normierte Standardabweichung mit  $\sigma/\mu = 0.035$  für alle Messtage.

Zur besseren Einordnung der Standardabweichung des  $R$ -Merkmals basierend auf der gemessenen Dehnung an der realen Brücke in Tabelle 5.13, werden diese mit dem Mittelwert  $\mu$  und der Standardabweichung  $\sigma$  des  $R$ -Merkmals basierend auf den Dehnungen aus der FE-Simulation in Tabelle 5.14 verglichen. In der ersten Spalte **Merkmal** in Tabelle 5.14 ist das Sensorpaar angegeben. Die Zeilen für die Sensorpaare in Tabelle 5.14 stimmen mit den Zeilen für die Sensorpaare in Tabelle 5.13 überein. Danach folgen die drei Rauschniveaus, die in Abschnitt 5.1 beschrieben sind. Der dazugehörige SNR kann der Tabelle 5.3 entnommen werden. Für jedes Rauschniveau ist der Mittelwert  $\mu$  und die, auf den Mittelwert, normierte Standardabweichung  $\sigma/\mu$  angegeben. Aus dem Vergleich zwischen der normierten Standardabweichung für  $R(S11,M11)$ ,  $R(M11,N11)$  und  $R(SS11,S11)$  mit  $R(SS11,NN11)$  kann entnommen werden, dass für Sensorpaare bestehend aus Sensoren innerhalb eines Feldes, die weiter voneinander entfernt liegen, eine höhere Standardabweichung erwartet werden kann als für Sensorpaare bestehend aus benachbarten Sensoren.  $R(SS11,NN11)$  besitzt die höchste normierte Standardabweichung für alle Rauschniveaus. Die zweit- und dritthöchste normierte Standardabweichung weisen die Merkmale  $R(S11,NN11)$  und  $R(SS11,N11)$  mit  $\sigma/\mu = 0.167$  und  $\sigma/\mu = 0.146$  mit Rauschniveau 2 auf. Die niedrigste normierte Standardabweichung kann für Sensorpaare bestehend aus Sensoren innerhalb eines Steges erwartet werden, wie für die Sensorpaare  $(N4,N11)$ ,  $(M4,M11)$ ,  $(S4,S11)$  und  $(SS4,SS11)$ . Hier liegt die normierte Standardabweichung für die aufgezählten Sensorpaare unter  $\sigma/\mu = 0.04$  mit Rauschniveau 2. Das Merkmal  $R(NN4,NN11)$  besitzt unter den Sensorpaaren bestehend aus Sensoren aus einem Steg die höchste normierte Standardabweichung. Dies kann damit begründet werden, dass die nördlichen Sensoren (N und NN) von der südlichen Fahrspur (SS und S) am weitesten entfernt liegen.

Bei der Wahl der Standardabweichung des künstlichen Rauschens für die Simulationsdaten in Abschnitt 5.1 wurde mit Rauschniveau 2 versucht ein ähnliches Verhalten des  $R$ -Merkmals zu rekonstruieren wie in den gemessenen Daten. Dies ist jedoch unmöglich, da die modellierte Brücke sich etwas anders verhält als die reale Brücke. Die normierte Standardabweichung für das Sensorpaar  $(DMS3,DMS8)$  ist um den Faktor 2.4 höher als die für das Sensorpaar  $(DMS4,DMS9)$  für die reale Brücke. Dagegen beträgt der Faktor zwischen dem Sensorpaar  $(M4,M11)$  in den Messungen und  $(S4,S11)$  in den Simulationen 0.75 bis 1.0. Daher wurde mit Rauschniveau 2 versucht die Standardabweichung der Merkmale  $R(DMS4,DMS9)$  und  $R(DMS4,DMS5)$  mit den Simulationen abzudecken. Die normierte Standardabweichung des Merkmals  $R(DMS4,DMS9)$  liegt bei 0.035 und die von  $R(DMS4,DMS5)$  bei 0.055. Die normierte Standardabweichung der vergleichbaren Sensoren in der Simulation liegt für  $R(S4,S11)$  bei 0.04 und für  $R(SS11,S11)$  bei 0.061. Für die Tabelle 5.13 wurden nur Überfahrten betrachtet, die mindestens eine Dehnung von  $15.7 \mu\text{m/m}$  im DMS3 aufweisen. Durch das Erhöhen des Grenzwertes, und somit einer Beschränkung auf noch schwerere Fahrzeuge, kann die Standardabweichung des  $R$ -Merkmals verkleinert werden.



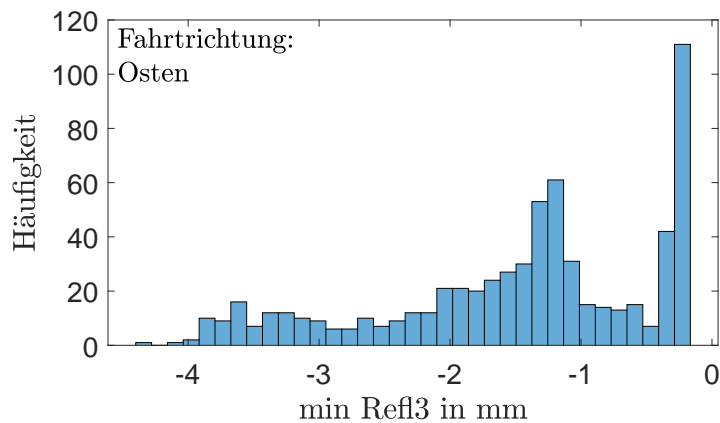
**Tabelle 5.14:**  $R$ -Merkmale basierend auf den Dehnungen für FE-Simulationen mit den drei unterschiedlichen Rauschniveaus. Die Rauschniveaus können Tabelle 5.4 entnommen werden. Für die Berechnung des Mittelwertes  $\mu$  und der Standardabweichung  $\sigma$  wurden 878 Einzelüberfahrten über die ungeschädigte Brücke bei 20 °C verwendet. Die Sensorpaare sind hier so sortiert, dass die Zeile mit den  $R$ -Merkmalen in Tabelle 5.13 übereinstimmt.

Merkmal	Ohne Rauschen		Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$
$R(N11,NN11)$	0.527	0.068	0.527	0.072	0.526	0.086
$R(M11,NN11)$	0.379	0.112	0.379	0.114	0.379	0.123
$R(S11,NN11)$	0.36	0.157	0.36	0.159	0.359	0.167
$R(SS11,NN11)$	0.407	0.209	0.407	0.21	0.407	0.215
$R(M11,N11)$	0.718	0.044	0.718	0.047	0.718	0.053
$R(S11,N11)$	0.679	0.09	0.679	0.091	0.679	0.095
$R(SS11,N11)$	0.766	0.142	0.766	0.143	0.767	0.146
$R(S11,M11)$	0.944	0.046	0.944	0.048	0.944	0.053
$R(SS11,M11)$	0.95	0.098	0.95	0.099	0.949	0.103
$R(SS11,S11)$	1.123	0.052	1.124	0.055	1.125	0.061
$R(NN4,NN11)$	0.973	0.046	0.972	0.058	0.973	0.083
$R(N4,N11)$	0.925	0.013	0.926	0.023	0.927	0.04
$R(M4,M11)$	1.115	0.012	1.115	0.018	1.115	0.03
$R(S4,S11)$	1.151	0.012	1.151	0.022	1.152	0.04
$R(SS4,SS11)$	1.212	0.013	1.21	0.022	1.209	0.037

### 5.8.3 Vergleich der Verschiebungen

In diesem Abschnitt wird das  $R$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungen für die Messdaten mit der aus der Simulation verglichen. Die Häufigkeit der Minima der extrahierten Überfahrten kann Abbildung 5.18 für den Reflektor 3 (Refl3) entnommen werden. Der höchste Ausschlag, rechts in Abbildung 5.18, gibt die Häufigkeit leichter Fahrzeuge wider. Dieser fällt kleiner aus als für die Dehnung in Abbildung 5.17, da der Grenzwert für die Eventerkennung im Verschiebungssignal höher gesetzt werden musste und somit weniger Überfahrten leichter Fahrzeuge extrahiert wurden. Dies ist jedoch irrelevant, da für die Untersuchung nur Überfahrten mit einem Ausschlag kleiner als  $-0.96$  mm berücksichtigt werden. Der zweite Ausschlag liegt bei einer Verschiebung von  $-1.25$  mm. Eine beispielhafte Überfahrt eines Fahrzeugs, das diesen Grenzwert gerade so überschreitet, ist in Abbildung 5.16a dargestellt.

Die Tabelle 5.15 für das  $R$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungen ist wie Tabelle 5.13 aufgebaut. In der ersten Spalte sind die Merkmale gelistet. Wie in Abschnitt 5.8.1 erwähnt, ist das Signal für die Reflektoren 1 und 5 (Refl1 und Refl5) von einer niedrigen Qualität. Dies kann zum einen daran liegen, dass beide Reflektoren außerhalb des Messkegels liegen oder



**Abbildung 5.18:** Häufigkeit der Minima der Verschiebungen während einer Einzelüberfahrt in Fahrtrichtung Osten für alle Messkampagnen.

zum anderen daran, dass ein anderes Objekt, wie z. B. das Entwässerungsrohr auf der Südseite der Brücke, die Signalqualität des Reflektors 5 beeinträchtigt. Daher bleiben die Ergebnisse für Sensorpaare bestehend aus diesen beiden Reflektoren außen vor. In den folgenden sieben Spalten sind der Mittelwert  $\mu$  sowie die normierte Standardabweichung  $\sigma/\mu$  für die  $R$ -Merkmale für die einzelnen Messtage berechnet. Die letzte Spalte enthält den Mittelwert und die normierte Standardabweichung für alle Messtage. In der letzten Zeile ist die Dauer der Messung am jeweiligen Messtag festgehalten und in der zweitletzten Zeile die Anzahl der verwendeten Einzelüberfahrten.

**Tabelle 5.15:**  $R$ -Merkmale basierend auf den Verschiebungen für die Messdaten an der realen Brücke an unterschiedlichen Messtagen. Die  $R$ -Merkmale wurde auf Basis von Einzelüberfahrten in Fahrtrichtung Osten berechnet. Insgesamt wurden 450 Einzelüberfahrten berücksichtigt. Für die einzelnen Messtage ist der Mittelwert  $\mu$  sowie die Standardabweichung  $\sigma$ , auf den Mittelwert normiert, angegeben.

Merkmal	29.08.2019		30.08.2019		23.10.2019		24.10.2019		27.02.2020		29.07.2020		09.06.2021		Alle	
	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$
$R(\text{Ref1}, \text{Ref2})$	1.328	0.185	0.969	0.037	0.925	0.035	0.608	0.076	0.684	0.136	0.498	0.151	0.605	0.086	0.804	0.327
$R(\text{Ref1}, \text{Ref3})$	0.741	0.157	0.567	0.066	0.527	0.061	0.377	0.107	0.549	0.131	0.43	0.145	0.52	0.081	0.531	0.206
$R(\text{Ref1}, \text{Ref4})$	0.69	0.155	0.528	0.109	0.483	0.104	0.344	0.143	0.498	0.149	0.391	0.166	0.454	0.103	0.484	0.224
$R(\text{Ref1}, \text{Ref5})$	0.879	0.189	0.824	0.241	0.491	0.16	0.436	0.214	0.684	0.183	0.622	0.222	0.547	0.151	0.634	0.308
$R(\text{Ref2}, \text{Ref3})$	0.557	0.086	0.585	0.056	0.569	0.05	0.62	0.064	0.804	0.038	0.866	0.042	0.86	0.025	0.688	0.2
$R(\text{Ref2}, \text{Ref4})$	0.519	0.091	0.545	0.104	0.522	0.1	0.565	0.109	0.729	0.061	0.783	0.079	0.75	0.062	0.625	0.197
$R(\text{Ref2}, \text{Ref5})$	0.631	0.2	0.866	0.244	0.531	0.154	0.715	0.182	1.011	0.137	1.207	0.131	0.906	0.143	0.813	0.334
$R(\text{Ref3}, \text{Ref4})$	0.939	0.042	0.93	0.054	0.91	0.048	0.909	0.051	0.907	0.043	0.907	0.06	0.874	0.055	0.911	0.053
$R(\text{Ref3}, \text{Ref5})$	1.128	0.125	1.442	0.206	0.93	0.121	1.147	0.13	1.256	0.118	1.417	0.139	1.054	0.141	1.169	0.217
$R(\text{Ref4}, \text{Ref5})$	1.195	0.109	1.584	0.201	1.015	0.099	1.257	0.09	1.387	0.121	1.555	0.118	1.208	0.127	1.285	0.21
Anzahl Überfahrten	60		56		112		33		69		69		51		450	
Messzeit (hh:mm)	03:37		02:59		05:18		01:47		03:13		03:34		02:03		22:32	

Der Mittelwert über Messtage hinweg weist starke Schwankungen auf, welche nicht nur durch die unterschiedlichen Temperaturen erklärt werden können. Der Grund hierfür muss in weiteren Untersuchungen für eine reale Anwendung ausgemacht werden. Eine Ausnahme bildet nur das Sensorpaar (Refl3,Refl4), das eine normierte Standardabweichung von  $\sigma/\mu = 0.053$  für alle Messtage in der letzten Spalte aufweist, ansonsten liegt die normierte Standardabweichung für alle anderen Sensorpaare über 0.197. Das zu (Refl3,Refl4) vergleichbare Sensorpaar (DMS3,DMS4) basierend auf den Dehnungen weist eine normierte Standardabweichung von  $\sigma/\mu = 0.076$  für die Messdaten in Tabelle 5.13 auf. Innerhalb der Messtage besitzen die Sensorpaare (Refl2,Refl3) und (Refl2,Refl4) eine niedrige normierte Standardabweichung. Dabei liegt (Refl2,Refl3) zwischen  $\sigma/\mu = 0.025$  und 0.086 und (Refl2,Refl4) zwischen  $\sigma/\mu = 0.061$  und 0.109. Im Vergleich liegt die normierte Standardabweichung für  $R(\text{DMS2},\text{DMS3})$  bei  $\sigma/\mu = 0.086$  für die Dehnung für alle Messtage und die für  $R(\text{DMS2},\text{DMS4})$  bei  $\sigma/\mu = 0.092$ .

Die Ergebnisse für das  $R$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungen aus der Simulation sind in Tabelle 5.16 festgehalten. In der ersten Spalte sind die Merkmale aufgezählt und in den folgenden drei Spalten die Ergebnisse für die drei Rauschniveaus. Die Rauschniveaus sind in Abschnitt 5.1 erläutert. Für jedes Merkmal ist der Mittelwert  $\mu$  und die normierte Standardabweichung  $\sigma/\mu$  in Abhängigkeit des Rauschniveaus angegeben. Die niedrigste normierte Standardabweichung besitzt das Sensorpaar (M12,N11) mit  $\sigma/\mu = 0.049$  für Rauschniveau 2. Die Sensorpaare (S12,M12) und (SS13,S12) haben die zweit- und drittniedrigste normierte Standardabweichung mit  $\sigma/\mu = 0.054$  und  $\sigma/\mu = 0.058$  für Rauschniveau 2. Die höchste normierte Standardabweichung liegt für Sensorpaare vor, die am weitesten innerhalb eines Feldes voneinander entfernt sind, wie z. B. (SS13,NN10) mit  $\sigma/\mu = 0.215$ . Die zweit- und dritthöchste normierte Standardabweichung besitzen die Sensorpaare (S12,NN10) und (SS13,N11).

Beim Vergleich von  $R(\text{Refl3},\text{Refl4})$  basierend auf den Verschiebungen aus den Messungen mit  $R(\text{S12},\text{M12})$  basierend auf den Verschiebungen aus den Simulationen liegt die normierte Standardabweichung für die Simulationen höher. An vier von sieben Messtagen liegt die normierte Standardabweichung für  $R(\text{Refl2},\text{Refl3})$  höher als die für die vergleichbaren Sensoren  $R(\text{M12},\text{N11})$ . Für  $R(\text{Refl2},\text{Refl4})$  liegt die normierte Standardabweichung an drei von sieben Messtagen höher als für das vergleichbare Merkmal  $R(\text{S12},\text{N11})$  basierend auf den simulierten Überfahrten. Auch für das  $R$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungen gilt, dass die Standardabweichung gesenkt werden kann, wenn nur Überfahrten von schwereren Fahrzeugen berücksichtigt werden.

**Tabelle 5.16:** *R*-Merkmal basierend auf den Verschiebungen aus den FE-Simulationen für drei unterschiedliche Rauschniveaus. Die Rauschniveaus können Tabelle 5.4 entnommen werden. Für die Berechnung des Mittelwertes  $\mu$  und der Standardabweichung  $\sigma$  wurden 878 Einzelüberfahrten über die ungeschädigte Brücke verwendet. Die Sensorpaare sind hier so sortiert, dass die Zeile mit den *R*-Merkmalen in Tabelle 5.15 übereinstimmt.

<b>Merkmal</b>	<b>Ohne Rauschen</b>		<b>Rauschniveau 1</b>		<b>Rauschniveau 2</b>	
	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$	$\mu$	$\sigma/\mu$
<i>R</i> (N11,NN10)	0.468	0.07	0.469	0.073	0.47	0.082
<i>R</i> (M12,NN10)	0.346	0.113	0.347	0.115	0.347	0.123
<i>R</i> (S12,NN10)	0.321	0.162	0.322	0.163	0.322	0.166
<i>R</i> (SS13,NN10)	0.479	0.21	0.48	0.211	0.481	0.215
<i>R</i> (M12,N11)	0.737	0.043	0.737	0.044	0.737	0.049
<i>R</i> (S12,N11)	0.682	0.092	0.681	0.093	0.681	0.095
<i>R</i> (SS13,N11)	1.013	0.141	1.013	0.141	1.013	0.143
<i>R</i> (S12,M12)	0.923	0.049	0.923	0.052	0.923	0.058
<i>R</i> (SS13,M12)	1.369	0.098	1.369	0.099	1.37	0.102
<i>R</i> (SS13,S12)	1.48	0.049	1.48	0.05	1.48	0.054

Die Untersuchungen zeigen, dass die in Abschnitt 5.1 gewählten Rauschniveaus für die FE-Simulationen ähnliche oder sogar höhere normierte Standardabweichungen aufweisen als die realen Messdaten. Damit ist eine Übertragbarkeit der Ergebnisse auf Basis der FE-Simulationen auf reale Messdaten gewährleistet.

## 6 Zusammenfassung und Ausblick

Das Ziel der vorliegenden Arbeit bestand in der Entwicklung von Merkmalen, die aus gemessenen Verschiebungssignalen extrahiert werden können, um einen Schaden im Rahmen des Brückenmonitorings zu erkennen. Das heißt, die zu entwickelnden Merkmale sollen in einer Anomaliedetektion verwendbar sein, um eine geschädigte Brücke von einer ungeschädigten unterscheiden zu können. Dabei sollte die Leistungsfähigkeit der Merkmale basierend auf den Verschiebungen mit denen basierend auf den Dehnungen verglichen werden. Die Verschiebungen der Brücke werden mithilfe des Ground-Based Interferometric Radar (GBR) kontaktlos gemessen, wogegen die Dehnungen über Dehnungsmessstreifen (DMS) ermittelt werden.

Zur Erhöhung der Genauigkeit und Signalqualität wird die Montage von Reflektoren an der Brücke angenommen. Da die Positionierung der Reflektoren aufgrund des Messprinzips des GBR beschränkt ist, wurden nur Merkmale untersucht, die aus zwei Sensoren extrahiert werden können. Außerdem sollten die Merkmale auf einzelnen Fahrzeugüberfahrten über die Brücke basieren, wobei die Parameter der Fahrzeuge unbekannt sind. Somit müssen die Merkmale unabhängig gegenüber unterschiedlichen Fahrspuren und Fahrzeugparametern, wie der Anzahl der Achsen und den dazugehörigen Achslasten sowie den Achsabständen, der Schwingungseigenschaft des Fahrzeugs und der Geschwindigkeit, sein. Daneben müssen die Merkmale schadenssensitiv sowie robust gegenüber Temperaturänderungen, Rauschen und dynamischen Effekten sein. Da in der Literatur für die Dehnungen ebenfalls wenige Merkmale mit Untersuchungen vorlagen, die aus wenigen Sensoren extrahiert werden können und eine globale Schadenserkenkung erlauben, wurden die Merkmale auch für die Dehnungen im Detail betrachtet.

Die Motivation und der Stand der Technik für Merkmale basierend auf sogenannten Einflusslinien fürs Brückenmonitoring wird in Kapitel 1 gegeben. Merkmale die aus einzelnen Fahrzeugüberfahrten extrahiert werden, werden Merkmalen basierend auf den Einflusslinien zugeordnet.

Die Grundlagen zum Brückenmonitoring werden ausführlich in Kapitel 2 behandelt.

In Kapitel 3 wird zunächst die Verwendung von Merkmalen basierend auf den Einflusslinien ausführlich diskutiert. Anschließend werden die neuen Merkmale vorgestellt, die aus den Krümmungseinflusslinien bzw. den Verschiebungseinflusslinien extrahiert werden können.

Es folgen Untersuchungen am analytischen Biegebalken zur Sensorpositionierung von integralbasierten Merkmalen. Dabei wird immer ein Zweifeldbalken verwendet, da dieser statisch unbestimmt ist und somit einer realen Brücke näher als ein statisch bestimmter Balken, wie z. B. ein Einfeldbalken, kommt.

Kapitel 4 beinhaltet den Vergleich der vorgestellten Merkmale mithilfe der Klassifikation am analytischen Biegebalken. Hierfür soll das Klassifikationsmodell zwischen ungeschädigten und geschädigten Balken anhand der Einflusslinien unterscheiden. Dabei werden die Parameter Last, Schadensposition, -länge und -höhe zufällig variiert und es werden unterschiedliche Rauschniveaus untersucht. Als Schaden wird eine Reduktion des Elastizitätsmoduls verstanden. Des Weiteren wird die Feature Importance der Bagged-Tree-Klassifikationsmodelle für alle Merkmale untersucht. Außerdem wird in Kapitel 4 die Sensorpositionierung für die sogenannten  $R$ -Merkmalsvariationen untersucht und abschließend wird eine beispielhafte Umsetzung der Anomaliedetektion für diese Merkmal vorgestellt.

In Kapitel 5 erfolgt die Untersuchung der neuen Merkmale an einem komplexeren Brückenmodell mit Finiten Elementen (FE). Es werden zwei Schäden untersucht, von denen sich einer über dem mittleren Auflager befindet und der andere in der Feldmitte. Der Schaden wird durch das Entfernen von Elementen modelliert. Das Klassifikationsmodell soll anhand aus simulierten Überfahrten resultierenden Dehnungs- bzw. Verschiebungssignalen zwischen ungeschädigter und geschädigter Brücke unterscheiden können. Die einzelnen Fahrzeugparameter sowie die Fahrspur wird zufällig variiert und sind dem Klassifikationsmodell unbekannt. Die Merkmale werden für alle möglichen Sensorpaare berechnet und die Ergebnisse miteinander verglichen. Dabei werden unterschiedliche Rauschniveaus berücksichtigt. Zusätzlich wird der Einfluss unterschiedlicher Temperaturen auf die Merkmale abgeschätzt. Des Weiteren wird eine beispielhafte Anwendung des  $R$ -Merkmals in der Anomaliedetektion vorgestellt. Das Kapitel 5 wird mit der Übertragbarkeit der Ergebnisse basierend auf den FE-Simulationen auf reale Messdaten anhand der  $R$ -Merkmale abgeschlossen.

In dieser Arbeit wurde gezeigt, dass eine Schadenserkenkung auf Basis der Dehnungen sowie der Verschiebungen mit nur einem Sensorpaar mit den neuen Merkmalen möglich ist. Dabei schneidet zwar das *all*-Merkmal, welches alle Merkmale enthält, meistens am besten bei den Klassifikationsuntersuchungen ab. Jedoch kann dieses nicht ohne Weiteres in einer Anomaliedetektion verwendet werden. Somit sind die im Rahmen dieser Arbeit neu entwickelten  $R$ -Merkmalsvariationen die besten einzelnen Merkmale, die sich für eine Anomaliedetektion eignen. Die  $R$ -Merkmalsvariationen weisen eine vergleichbare Leistungsfähigkeit wie das *all*-Merkmal auf. Dies gilt bei den vergleichenden Untersuchungen an den analytischen Biegebalken in Kapitel 4 und an den FE-Modellen in Kapitel 5. Wobei an den FE-Modellen das  $R$ -Merkmal unter den  $R$ -Merkmalsvariationen am besten abschneidet. Einer der Vorteile der  $R$ -Merkmalsvariationen ist, dass das gemessene Signal nicht zuerst verarbeitet werden

muss, um die Merkmale zu berechnen und somit keine weiteren Unsicherheiten in die Merkmale einfließen. Anhand des diskontinuierlichen Biegebalkens konnte gezeigt werden, dass Schädigungsparameter in den integrierten Krümmungs- bzw. Verschiebungseinflusslinien sichtbar sind. Somit sind die  $R$ -Merkmalsvariationen physikalisch interpretierbar. Das höhere Rauschniveau in Kapitel 5 für die FE-Simulationen entspricht in etwa dem Rauschen, welches für die Messdaten in Abschnitt 5.8 beobachtet werden können.

Das  $R$ -Merkmal stellt das Verhältnis zweier integrierter Signale, an unterschiedlichen Sensorpositionen gemessen, dar. Durch die Verhältnisbildung wird die Last eliminiert und durch das Integral ist das Merkmal robust gegenüber Rauschen und dynamischen Effekten. Beim  $R$ -Merkmal kann eine Unabhängigkeit gegenüber der Fahrspur und der Temperatur erreicht werden, wenn die beiden Sensoren eines Sensorpaares innerhalb des gleichen Steges liegen. Die Temperaturunabhängigkeit kann unter der Annahme, dass nur der Elastizitätsmodul von der Temperatur abhängt, auch aus dem diskontinuierlichen Biegebalken abgeleitet werden, da durch die Verhältnisbildung der Elastizitätsmodul gekürzt wird und somit auch der Temperatureinfluss eliminiert wird. Des Weiteren ist der Signalrauschabstand (SNR) für die Sensorpaare günstiger, deren Sensoren unter der Fahrspur des überquerenden Fahrzeugs liegen. Es wurde gezeigt, dass die  $R$ -Merkmale in einer Anomaliedetektion verwendet werden können. Aus der Untersuchung am Biegebalken kann abgeleitet werden, dass die meisten Schadenspositionen jeweils mit bestimmten Sensorpaaren entdeckt werden können. Dabei können Schäden in der Nähe des mittleren Lagers von fast allen Sensoren wahrgenommen werden. Es gibt jedoch auch Schadenspositionen, die schwer zu entdecken sind, auch mit Sensoren in unmittelbarer Nähe. Generell schneiden Merkmale basierend auf den Dehnungen, bei vergleichbaren Rauschniveaus, besser ab als Merkmale basierend auf den Verschiebungen. Jedoch kann die Leistungsfähigkeit des  $R$ -Merkmals stark gesteigert werden, wenn ein dritter Sensor und alle daraus resultierenden Sensorpaare berücksichtigt werden. Wie zu erwarten, können alle Merkmale bessere Ergebnisse erzielen, wenn der SNR höher ausfällt. Somit sollten bevorzugt Überfahrten von schweren Fahrzeugen verwendet werden, da diese zu einer größeren Dehnung bzw. Verschiebung führen und somit in einem besseren SNR resultieren. Außerdem empfiehlt sich die Berücksichtigung schwerer Fahrzeuge aus einem weiteren Grund, überdrückte Risse können eher von schweren Fahrzeugen geöffnet werden.

Für anschließende Arbeiten wären als Ergänzung zu Kapitel 5 weitere Schadensszenarien von Interesse, um eine allgemeine Aussage zur Detektierbarkeit von globalen Schäden mithilfe von zwei Sensoren treffen zu können. Die Schäden sollten in einem anderen Steg, als dem betrachteten, liegen und sich nicht über dem mittleren Auflager befinden, da in Kapitel 3 gezeigt wird, dass die meisten Sensoren Schäden in der Nähe des mittleren Lagers detektieren können. Außerdem wird in Abschnitt 5.8 festgestellt, dass die Standardabweichung des  $R$ -Merkmals für Sensorpaare außerhalb der gewählten Fahrspur des überqueren-

den Fahrzeugs höher liegt. Somit wäre ein Schaden interessant, der nicht unter der Fahrspur des überquerenden Fahrzeugs liegt, um eine allgemeine Aussage zur Detektierbarkeit von Schäden treffen zu können. Des Weiteren wurden in dieser Arbeit Schäden betrachtet, bei denen die Elemente entfernt wurden, was einem sehr hohen lokalen Schaden entspricht. Denkbar ist ein weiteres Schadensszenario, welches eine verschmierte Rissbildung darstellt, bei der der Elastizitätsmodul für einen Bereich der Brücke herabgesetzt wird.

Neben den betrachteten Schäden ist die Extraktion der Einzelüberfahrt von großer Bedeutung, denn die Merkmale funktionieren bisher nur mit Signalen resultierend aus Fahrzeugeinzelüberfahrten. D.h. es darf sich kein weiteres Fahrzeug auf der Brücke befinden. Dies sollte mit weiteren Sensoren, wie Magnetfeldsensoren oder Kameras, sichergestellt werden, da die Extraktion dieser Information aus dem gemessenen Dehnungs- bzw. Verschiebungssignalen mit Unsicherheiten behaftet ist. Während die Annahme für die gewählte Brücke in den Untersuchungen zutrifft, dass genug einzelne Fahrzeugüberfahrten extrahiert werden können, um die  $R$ -Merkmale berechnen zu können und somit der Verkehr nicht eingeschränkt werden muss, könnten auch Einzelüberfahrten durch Unterbrechungen des laufenden Verkehrs forciert werden. Eine andere Möglichkeit wäre, die  $R$ -Merkmalsvariationen dahingehend weiterzuentwickeln, dass sie aus multiplen Überfahrten extrahiert werden können. Dies würde den Einsatzbereich dieser vergrößern, sodass mehrspurige Straßen mit durchgängig hohem Verkehrsaufkommen überwacht werden können.

Die Schadenserkenkung mit den vorgestellten Merkmalen im eigentlichen Brückenmonitoring wird als Anomaliedetektion umgesetzt werden müssen, da keine Daten der geschädigten Brücke fürs Training vorliegen. Hieraus ergeben sich Schwierigkeiten in der Festlegung der Schwellwerte. In dieser Arbeit wurden die Sensorpositionen und die Schwellwerte anhand der Receiver Operating Characteristic (ROC) und der dazugehörigen Area Under the Curve (AUC) motiviert. Für die ROC-Kurven müssen jedoch Daten geschädigter Brücken bekannt sein. Das heißt, dass Sensorpositionen und Schwellwerte individuell für die zu beobachtenden Brücken aus Modellen abgeleitet werden müssen oder in weiteren Untersuchungen an unterschiedlichen Brückentypen allgemeingültige Schwellwerte abgeleitet werden können. Denkbar ist auch ein Ampelsystem, bei dem mehrere Schwellwerte die Dringlichkeit des Handlungsbedarfs vorgeben.



# A Diskontinuierlicher Euler-Bernoulli Biegebalken auf Basis der Singularitätsfunktionen

## A.1 Analytische Lösung der Krümmung und Verschiebung

Gleichung (2.57) ausmultiplizieren:

$$\begin{aligned}
 w''(x) &= \left[ F \frac{L-d_F}{L} x - R_m \frac{L-b_m}{L} x - F \langle x-d_F \rangle^1 + R_m \langle x-b_m \rangle^1 \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
 &\quad + \left[ F \frac{L-d_F}{L} x - R_m \frac{L-b_m}{L} x - F \langle x-d_F \rangle^1 + R_m \langle x-b_m \rangle^1 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \langle x-b_1 \rangle^0 \\
 &\quad - \left[ F \frac{L-d_F}{L} x - R_m \frac{L-b_m}{L} x - F \langle x-d_F \rangle^1 + R_m \langle x-b_m \rangle^1 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \langle x-b_2 \rangle^0 \\
 \\
 &= \left[ F \frac{L-d_F}{L} x - R_m \frac{L-b_m}{L} x - F \langle x-d_F \rangle^1 + R_m \langle x-b_m \rangle^1 \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
 &\quad + \left[ F \frac{L-d_F}{L} x \langle x-b_1 \rangle^0 \right. \\
 &\quad \quad - R_m \frac{L-b_m}{L} x \langle x-b_1 \rangle^0 \\
 &\quad \quad - F \langle x-d_F \rangle^1 \langle x-b_1 \rangle^0 \\
 &\quad \quad \left. + R_m \langle x-b_m \rangle^1 \langle x-b_1 \rangle^0 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
 &\quad - \left[ F \frac{L-d_F}{L} x \langle x-b_2 \rangle^0 \right. \\
 &\quad \quad - R_m \frac{L-b_m}{L} x \langle x-b_2 \rangle^0 \\
 &\quad \quad - F \langle x-d_F \rangle^1 \langle x-b_2 \rangle^0 \\
 &\quad \quad \left. + R_m \langle x-b_m \rangle^1 \langle x-b_2 \rangle^0 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1}.
 \end{aligned}$$

(A.1)

Mit den Funktionen  $f_1$  in Gleichung (2.31) und  $f_2$  in Gleichung (2.34) und deren Integration kann Gleichung (A.1) zügig zweimal integriert werden und die Verschiebung mit

$$\begin{aligned}
w(x) &= \frac{1}{6} \left[ F \frac{L-d_F}{L} x^3 - R_m \frac{L-b_m}{L} x^3 - F \langle x-d_F \rangle^3 + R_m \langle x-b_m \rangle^3 \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
&+ \left[ F \frac{L-d_F}{L} \left( \frac{1}{2} \langle x-b_1 \rangle^2 x - \frac{1}{3} \langle x-b_1 \rangle^3 \right) \right. \\
&- R_m \frac{L-b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle x-b_1 \rangle^2 x - \frac{1}{3} \langle x-b_1 \rangle^3 \right) \\
&- F \left( \frac{1}{2} \langle b_1-d_F \rangle^1 \langle x-b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} \langle b_1-d_F \rangle^0 \langle x-b_1 \rangle^3 + \frac{1}{6} \langle d_F-b_1 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 \right) \\
&+ R_m \left( \frac{1}{2} \langle b_1-b_m \rangle^1 \langle x-b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} \langle b_1-b_m \rangle^0 \langle x-b_1 \rangle^3 + \frac{1}{6} \langle b_m-b_1 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 \right) \left. \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
&- \left[ F \frac{L-d_F}{L} \left( \frac{1}{2} \langle x-b_2 \rangle^2 x - \frac{1}{3} \langle x-b_2 \rangle^3 \right) \right. \\
&- R_m \frac{L-b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle x-b_2 \rangle^2 x - \frac{1}{3} \langle x-b_2 \rangle^3 \right) \\
&- F \left( \frac{1}{2} \langle b_2-d_F \rangle^1 \langle x-b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} \langle b_2-d_F \rangle^0 \langle x-b_2 \rangle^3 + \frac{1}{6} \langle d_F-b_2 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 \right) \\
&+ R_m \left( \frac{1}{2} \langle b_2-b_m \rangle^1 \langle x-b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} \langle b_2-b_m \rangle^0 \langle x-b_2 \rangle^3 + \frac{1}{6} \langle b_m-b_2 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 \right) \left. \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
&+ C_3 x + C_4 \\
\\
&= \frac{1}{6} \left[ F \left( \frac{L-d_F}{L} x^3 - \langle x-d_F \rangle^3 \right) + R_m \left( -\frac{L-b_m}{L} x^3 + \langle x-b_m \rangle^3 \right) \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
&+ \left[ \frac{1}{2} F \left( \frac{L-d_F}{L} x - \langle b_1-d_F \rangle^1 \right) \langle x-b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} F \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_1-d_F \rangle^0 \right) \langle x-b_1 \rangle^3 \right. \\
&- \frac{1}{6} F \langle d_F-b_1 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 \\
&- \frac{1}{2} R_m \left( \frac{L-b_m}{L} x - \langle b_1-b_m \rangle^1 \right) \langle x-b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} R_m \left( -2 \frac{L-b_m}{L} - \langle b_1-b_m \rangle^0 \right) \langle x-b_1 \rangle^3 \\
&+ \frac{1}{6} R_m \langle b_m-b_1 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 \left. \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
&- \left[ \frac{1}{2} F \left( \frac{L-d_F}{L} x - \langle b_2-d_F \rangle^1 \right) \langle x-b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} F \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_2-d_F \rangle^0 \right) \langle x-b_2 \rangle^3 \right. \\
&- \frac{1}{6} F \langle d_F-b_2 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 \\
&- \frac{1}{2} R_m \left( \frac{L-b_m}{L} x - \langle b_2-b_m \rangle^1 \right) \langle x-b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} R_m \left( -2 \frac{L-b_m}{L} - \langle b_2-b_m \rangle^0 \right) \langle x-b_2 \rangle^3 \\
&+ \frac{1}{6} R_m \langle b_m-b_2 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 \left. \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
&+ c_3 x + c_4.
\end{aligned}$$

(A.2)

bestimmt werden.  $c_3$  und  $c_4$  sind die beiden Konstanten, die bei der zweimaligen Integration entstehen.

Um  $c_3$  und  $c_4$  zu lösen, müssen Gleichung (2.45a) und Gleichung (2.45c) eingesetzt werden. Gleichung (2.45a) in Gleichung (A.2)

$$w(0) = 0 = c_4 \quad (\text{A.3})$$

eingesetzt und Gleichung (2.45c) in Gleichung (A.2)

$$\begin{aligned}
w(L) = 0 &= \frac{1}{6} \left[ F \left( \frac{L-d_F}{L} L^3 - (L-d_F)^3 \right) + R_m \left( -\frac{L-b_m}{L} L^3 + (L-b_m)^3 \right) \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
&+ \left[ \frac{1}{2} F \left( \frac{L-d_F}{L} L - \langle b_1 - d_F \rangle^1 \right) (L-b_1)^2 + \frac{1}{6} F \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_1 - d_F \rangle^0 \right) (L-b_1)^3 \right. \\
&- \frac{1}{6} F \langle d_F - b_1 \rangle^0 (L-d_F)^3 \\
&- \frac{1}{2} R_m \left( \frac{L-b_m}{L} L - \langle b_1 - b_m \rangle^1 \right) (L-b_1)^2 - \frac{1}{6} R_m \left( -2 \frac{L-b_m}{L} - \langle b_1 - b_m \rangle^0 \right) (L-b_1)^3 \\
&\left. + \frac{1}{6} R_m \langle b_m - b_1 \rangle^0 (L-b_m)^3 \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
&- \left[ \frac{1}{2} F \left( \frac{L-d_F}{L} L - \langle b_2 - d_F \rangle^1 \right) (L-b_2)^2 + \frac{1}{6} F \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_2 - d_F \rangle^0 \right) (L-b_2)^3 \right. \\
&- \frac{1}{6} F \langle d_F - b_2 \rangle^0 (L-d_F)^3 \\
&- \frac{1}{2} R_m \left( \frac{L-b_m}{L} L - \langle b_2 - b_m \rangle^1 \right) (L-b_2)^2 - \frac{1}{6} R_m \left( -2 \frac{L-b_m}{L} - \langle b_2 - b_m \rangle^0 \right) (L-b_2)^3 \\
&\left. + \frac{1}{6} R_m \langle b_m - b_2 \rangle^0 (L-b_m)^3 \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
&+ c_3 L.
\end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

Somit gilt für

$$c_4 = 0 \quad (\text{A.5})$$

und

$$\begin{aligned}
c_3 = & \frac{1}{6} \frac{1}{L} \left[ (2L^2 b_m - 3L b_m^2 + b_m^3) R_m + (-2L^2 d_F + 3L d_F^2 - d_F^3) F \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
& + \frac{1}{L} \left[ -F \frac{L - d_F}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \right. \\
& + R_m \frac{L - b_m}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
& + F \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - d_F \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - d_F \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_1 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \\
& \left. - R_m \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - b_m \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - b_m \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m - b_1 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
& - \frac{1}{L} \left[ -F \frac{L - d_F}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \right. \\
& + R_m \frac{L - b_m}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
& + F \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - d_F \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - d_F \rangle^0 (L - b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_2 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \\
& \left. - R_m \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - b_m \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - b_m \rangle^0 (L - b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m - b_2 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1}.
\end{aligned} \tag{A.6}$$

Resultierende Verschiebung  $w(x)$ , wenn Gleichung (A.5) und Gleichung (A.6) eingesetzt wer-

den:

$$\begin{aligned}
w(x) = & \frac{1}{6} \left[ F \left( \frac{L-d_F}{L} x^3 - \langle x-d_F \rangle^3 \right) - F \frac{x}{L} (2L^2 d_F - 3L d_F^2 + d_F^3) \right. \\
& - R_m \left( \frac{L-b_m}{L} x^3 - \langle x-b_m \rangle^3 \right) + R_m \frac{x}{L} (2L^2 b_m - 3L b_m^2 + b_m^3) \left. \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
& + \left[ \frac{1}{2} F \left( \frac{L-d_F}{L} x - \langle b_1-d_F \rangle^1 \right) \langle x-b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} F \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_1-d_F \rangle^0 \right) \langle x-b_1 \rangle^3 \right. \\
& - \frac{1}{6} F \langle d_F-b_1 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 - F \frac{x}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
& + F \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1-d_F \rangle^1 (L-b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1-d_F \rangle^0 (L-b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F-b_1 \rangle^0 (L-d_F)^3 \right) \\
& - \frac{1}{2} R_m \left( \frac{L-b_m}{L} x - \langle b_1-b_m \rangle^1 \right) \langle x-b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} R_m \left( -2 \frac{L-b_m}{L} - \langle b_1-b_m \rangle^0 \right) \langle x-b_1 \rangle^3 \\
& + \frac{1}{6} R_m \langle b_m-b_1 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 + R_m \frac{x}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
& - R_m \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1-b_m \rangle^1 (L-b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1-b_m \rangle^0 (L-b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m-b_1 \rangle^0 (L-b_m)^3 \right) \left. \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
& - \left[ \frac{1}{2} F \left( \frac{L-d_F}{L} x - \langle b_2-d_F \rangle^1 \right) \langle x-b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} F \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_2-d_F \rangle^0 \right) \langle x-b_2 \rangle^3 \right. \\
& - \frac{1}{6} F \langle d_F-b_2 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 - F \frac{x}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
& + F \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2-d_F \rangle^1 (L-b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2-d_F \rangle^0 (L-b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F-b_2 \rangle^0 (L-d_F)^3 \right) \\
& - \frac{1}{2} R_m \left( \frac{L-b_m}{L} x - \langle b_2-b_m \rangle^1 \right) \langle x-b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} R_m \left( -2 \frac{L-b_m}{L} - \langle b_2-b_m \rangle^0 \right) \langle x-b_2 \rangle^3 \\
& + \frac{1}{6} R_m \langle b_m-b_2 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 + R_m \frac{x}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
& - R_m \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2-b_m \rangle^1 (L-b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2-b_m \rangle^0 (L-b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m-b_2 \rangle^0 (L-b_m)^3 \right) \left. \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{(EI)_1}.
\end{aligned}
\tag{A.7}$$

Die Reaktionskraft  $R_m$  wird mithilfe der letzten Randbedingung in Gleichung (2.45e) be-

stimmt:

$$\begin{aligned}
w(b_m) &= 0 \\
&= \frac{1}{6} \left[ F \left( \frac{L-d_F}{L} b_m^3 - \langle b_m - d_F \rangle^3 \right) - F \frac{b_m}{L} (2L^2 d_F - 3L d_F^2 + d_F^3) \right. \\
&\quad \left. - R_m \left( \frac{L-b_m}{L} b_m^3 - \langle b_m - b_m \rangle^3 \right) + R_m \frac{b_m}{L} (2L^2 b_m - 3L b_m^2 + b_m^3) \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
&\quad + \left[ \frac{1}{2} F \left( \frac{L-d_F}{L} b_m - \langle b_1 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} F \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_1 - d_F \rangle^0 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
&\quad \left. - \frac{1}{6} F \langle d_F - b_1 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^3 - F \frac{b_m}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \right. \\
&\quad \left. + F \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - d_F \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - d_F \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_1 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \right. \\
&\quad \left. \frac{1}{2} R_m \left( \frac{L-b_m}{L} b_m - \langle b_1 - b_m \rangle^1 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} R_m \left( -2 \frac{L-b_m}{L} - \langle b_1 - b_m \rangle^0 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
&\quad \left. + \frac{1}{6} R_m \langle b_m - b_1 \rangle^0 \langle b_m - b_m \rangle^3 + R_m \frac{b_m}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \right. \\
&\quad \left. - R_m \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - b_m \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - b_m \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m - b_1 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
&\quad - \left[ \frac{1}{2} F \left( \frac{L-d_F}{L} b_m - \langle b_2 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} F \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_2 - d_F \rangle^0 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
&\quad \left. - \frac{1}{6} F \langle d_F - b_2 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^3 - F \frac{b_m}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \right. \\
&\quad \left. + F \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - d_F \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - d_F \rangle^0 (L - b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_2 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \right. \\
&\quad \left. - \frac{1}{2} R_m \left( \frac{L-b_m}{L} b_m - \langle b_2 - b_m \rangle^1 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} R_m \left( -2 \frac{L-b_m}{L} - \langle b_2 - b_m \rangle^0 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
&\quad \left. + \frac{1}{6} R_m \langle b_m - b_2 \rangle^0 \langle b_m - b_m \rangle^3 + R_m \frac{b_m}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \right. \\
&\quad \left. - R_m \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - b_m \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - b_m \rangle^0 (L - b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m - b_2 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \\
&\hspace{15em} (A.8)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= F \left[ \frac{1}{6} \left[ \left( \frac{L-d_F}{L} b_m^3 - \langle b_m - d_F \rangle^3 \right) - \frac{b_m}{L} (2L^2 d_F - 3L d_F^2 + d_F^3) \right] \frac{1}{(EI)_1} \right. \\
&\quad + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L-d_F}{L} b_m - \langle b_1 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_1 - d_F \rangle^0 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
&\quad - \frac{1}{6} \langle d_F - b_1 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^3 - \frac{b_m}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
&\quad \left. \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - d_F \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - d_F \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_1 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \right. \\
&\quad - \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L-d_F}{L} b_m - \langle b_2 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( -2 \frac{L-d_F}{L} - \langle b_2 - d_F \rangle^0 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
&\quad - \frac{1}{6} \langle d_F - b_2 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^3 - \frac{b_m}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
&\quad \left. \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - d_F \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - d_F \rangle^0 (L - b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_2 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \right] \\
&\quad - R_m \left[ \frac{1}{6} \left[ \left( \frac{L-b_m}{L} b_m^3 \right) - \frac{b_m}{L} (2L^2 b_m - 3L b_m^2 + b_m^3) \right] \frac{1}{(EI)_1} \right. \\
&\quad + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L-b_m}{L} b_m - \langle b_1 - b_m \rangle^1 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( -2 \frac{L-b_m}{L} - \langle b_1 - b_m \rangle^0 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
&\quad - \frac{b_m}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
&\quad \left. \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - b_m \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - b_m \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m - b_1 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \right. \\
&\quad - \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L-b_m}{L} b_m - \langle b_2 - b_m \rangle^1 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L-b_m}{L} + \langle b_2 - b_m \rangle^0 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
&\quad - \frac{b_m}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
&\quad \left. \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - b_m \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - b_m \rangle^0 (L - b_2)^3 - \frac{1}{6} \langle b_m - b_2 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{(EI)_1} \right]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= F \left[ \frac{1}{6} \left[ -\langle b_m - d_F \rangle^3 - \frac{b_m}{L} d_F^3 + 3b_m d_F^2 - \left( 2Lb_m + \frac{b_m^3}{L} \right) d_F + b_m^3 \right] \right. \\
&\quad + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L - d_F}{L} b_m - \langle b_1 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L - d_F}{L} + \langle b_1 - d_F \rangle^0 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
&\quad - \frac{1}{6} \langle d_F - b_1 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^3 - \frac{b_m}{L} \frac{L - d_F}{L} \left( -\frac{Lb_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
&\quad \left. \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - d_F \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - d_F \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_1 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \right. \\
&\quad - \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L - d_F}{L} b_m - \langle b_2 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L - d_F}{L} + \langle b_2 - d_F \rangle^0 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
&\quad - \frac{1}{6} \langle d_F - b_2 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^3 - \frac{b_m}{L} \frac{L - d_F}{L} \left( -\frac{Lb_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
&\quad \left. \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - d_F \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - d_F \rangle^0 (L - b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_2 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
&\quad - R_m \left[ \frac{1}{6} \left[ -2Lb_m^2 + 4b_m^3 - \frac{2b_m^4}{L} \right] \right. \\
&\quad + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L - b_m}{L} b_m - \langle b_1 - b_m \rangle^1 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L - b_m}{L} + \langle b_1 - b_m \rangle^0 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
&\quad - \frac{b_m}{L} \frac{L - b_m}{L} \left( -\frac{Lb_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
&\quad + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - b_m \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - b_m \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m - b_1 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \left] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \right. \\
&\quad - \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L - b_m}{L} b_m - \langle b_2 - b_m \rangle^1 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L - b_m}{L} + \langle b_2 - b_m \rangle^0 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
&\quad - \frac{b_m}{L} \frac{L - b_m}{L} \left( -\frac{Lb_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
&\quad \left. \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - b_m \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - b_m \rangle^0 (L - b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m - b_2 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
&= Fd \frac{1}{(EI)_1} - R_m N \frac{1}{(EI)_1} = 0
\end{aligned}$$

Gleichung (A.8) kann nun nach der Reaktionskraft

$$R_m = F \frac{g}{N} \quad (\text{A.9})$$



umgeformt werden, wobei

$$\begin{aligned}
g = & \\
= & \frac{1}{6} \left[ -\langle b_m - d_F \rangle^3 - \frac{b_m}{L} d_F^3 + 3b_m d_F^2 - \left( 2Lb_m + \frac{b_m^3}{L} \right) d_F + b_m^3 \right] \\
& + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L - d_F}{L} b_m - \langle b_1 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L - d_F}{L} + \langle b_1 - d_F \rangle^0 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
& - \frac{1}{6} \langle d_F - b_1 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^3 - \frac{b_m}{L} \frac{L - d_F}{L} \left( -\frac{Lb_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
& \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - d_F \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - d_F \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_1 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \quad (\text{A.10}) \\
& - \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L - d_F}{L} b_m - \langle b_2 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L - d_F}{L} + \langle b_2 - d_F \rangle^0 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
& - \frac{1}{6} \langle d_F - b_2 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^3 - \frac{b_m}{L} \frac{L - d_F}{L} \left( -\frac{Lb_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
& \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - d_F \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - d_F \rangle^0 (L - b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F - b_2 \rangle^0 (L - d_F)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI}
\end{aligned}$$

und

$$\begin{aligned}
N = & \\
= & \frac{1}{6} \left[ -2Lb_m^2 + 4b_m^3 - \frac{2b_m^4}{L} \right] \\
& + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L - b_m}{L} b_m - \langle b_1 - b_m \rangle^1 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L - b_m}{L} + \langle b_1 - b_m \rangle^0 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
& - \frac{b_m}{L} \frac{L - b_m}{L} \left( -\frac{Lb_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
& \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1 - b_m \rangle^1 (L - b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1 - b_m \rangle^0 (L - b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m - b_1 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \\
& - \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L - b_m}{L} b_m - \langle b_2 - b_m \rangle^1 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L - b_m}{L} + \langle b_2 - b_m \rangle^0 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
& - \frac{b_m}{L} \frac{L - b_m}{L} \left( -\frac{Lb_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
& \left. + \frac{b_m}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2 - b_m \rangle^1 (L - b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2 - b_m \rangle^0 (L - b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m - b_2 \rangle^0 (L - b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \quad (\text{A.11})
\end{aligned}$$

ergeben.

Als nächstes wird die Verschiebung in Gleichung (A.7) so umgeschrieben, dass die Terme mit

$F$  von den Termen mit  $R_m$  getrennt werden können.

$$\begin{aligned}
w(x) = & F \left[ \frac{1}{6} \left[ \left( \frac{L-d_F}{L} x^3 - \langle x-d_F \rangle^3 \right) - \frac{x}{L} (2L^2 d_F - 3L d_F^2 + d_F^3) \right] \right. \\
& + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L-d_F}{L} x - \langle b_1-d_F \rangle^1 \right) \langle x-b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L-d_F}{L} + \langle b_1-d_F \rangle^0 \right) \langle x-b_1 \rangle^3 \right. \\
& - \frac{1}{6} \langle d_F-b_1 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 - \frac{x}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
& + \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1-d_F \rangle^1 (L-b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1-d_F \rangle^0 (L-b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F-b_1 \rangle^0 (L-d_F)^3 \right) \\
& - \frac{1}{2} \left( \frac{L-d_F}{L} x - \langle b_2-d_F \rangle^1 \right) \langle x-b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L-d_F}{L} + \langle b_2-d_F \rangle^0 \right) \langle x-b_2 \rangle^3 \\
& + \frac{1}{6} \langle d_F-b_2 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 + \frac{x}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
& \left. - \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2-d_F \rangle^1 (L-b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2-d_F \rangle^0 (L-b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F-b_2 \rangle^0 (L-d_F)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \Bigg| \frac{1}{(EI)_1} \\
& + R_m \left[ \frac{1}{6} \left[ - \left( \frac{L-b_m}{L} x^3 - \langle x-b_m \rangle^3 \right) + \frac{x}{L} (2L^2 b_m - 3L b_m^2 + b_m^3) \right] \right. \\
& + \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{L-b_m}{L} x - \langle b_1-b_m \rangle^1 \right) \langle x-b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L-b_m}{L} + \langle b_1-b_m \rangle^0 \right) \langle x-b_1 \rangle^3 \right. \\
& + \frac{1}{6} \langle b_m-b_1 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 + \frac{x}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
& - \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1-b_m \rangle^1 (L-b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1-b_m \rangle^0 (L-b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m-b_1 \rangle^0 (L-b_m)^3 \right) \\
& + \frac{1}{2} \left( \frac{L-b_m}{L} x - \langle b_2-b_m \rangle^1 \right) \langle x-b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L-b_m}{L} + \langle b_2-b_m \rangle^0 \right) \langle x-b_2 \rangle^3 \\
& - \frac{1}{6} \langle b_m-b_2 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 - \frac{x}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
& \left. + \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2-b_m \rangle^1 (L-b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2-b_m \rangle^0 (L-b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m-b_2 \rangle^0 (L-b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \Bigg| \frac{1}{(EI)_1} \\
= & F w_{cF} \frac{1}{(EI)_1} + R_m w_{cR_m} \frac{1}{(EI)_1} = F w_{cF} \frac{1}{(EI)_1} + F \frac{d}{N} w_{cR_m} \frac{1}{(EI)_1}.
\end{aligned}$$

(A.12)

mit

$$\begin{aligned}
w c_F = & \frac{1}{6} \left[ \left( \frac{L-d_F}{L} x^3 - \langle x-d_F \rangle^3 \right) - \frac{x}{L} (2L^2 d_F - 3L d_F^2 + d_F^3) \right] \\
& + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{L-d_F}{L} x - \langle b_1-d_F \rangle^1 \right) \langle x-b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L-d_F}{L} + \langle b_1-d_F \rangle^0 \right) \langle x-b_1 \rangle^3 \right. \\
& - \frac{1}{6} \langle d_F-b_1 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 - \frac{x}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
& + \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1-d_F \rangle^1 (L-b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1-d_F \rangle^0 (L-b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F-b_1 \rangle^0 (L-d_F)^3 \right) \\
& - \frac{1}{2} \left( \frac{L-d_F}{L} x - \langle b_2-d_F \rangle^1 \right) \langle x-b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L-d_F}{L} + \langle b_2-d_F \rangle^0 \right) \langle x-b_2 \rangle^3 \\
& + \frac{1}{6} \langle d_F-b_2 \rangle^0 \langle x-d_F \rangle^3 + \frac{x}{L} \frac{L-d_F}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
& \left. - \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2-d_F \rangle^1 (L-b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2-d_F \rangle^0 (L-b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle d_F-b_2 \rangle^0 (L-d_F)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI}
\end{aligned} \tag{A.13}$$

und

$$\begin{aligned}
w c_{R_m} = & \frac{1}{6} \left[ - \left( \frac{L-b_m}{L} x^3 - \langle x-b_m \rangle^3 \right) + \frac{x}{L} (2L^2 b_m - 3L b_m^2 + b_m^3) \right] \\
& + \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{L-b_m}{L} x - \langle b_1-b_m \rangle^1 \right) \langle x-b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L-b_m}{L} + \langle b_1-b_m \rangle^0 \right) \langle x-b_1 \rangle^3 \right. \\
& + \frac{1}{6} \langle b_m-b_1 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 + \frac{x}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
& - \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_1-b_m \rangle^1 (L-b_1)^2 + \frac{1}{6} \langle b_1-b_m \rangle^0 (L-b_1)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m-b_1 \rangle^0 (L-b_m)^3 \right) \\
& + \frac{1}{2} \left( \frac{L-b_m}{L} x - \langle b_2-b_m \rangle^1 \right) \langle x-b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( 2 \frac{L-b_m}{L} + \langle b_2-b_m \rangle^0 \right) \langle x-b_2 \rangle^3 \\
& - \frac{1}{6} \langle b_m-b_2 \rangle^0 \langle x-b_m \rangle^3 - \frac{x}{L} \frac{L-b_m}{L} \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
& \left. + \frac{x}{L} \left( \frac{1}{2} \langle b_2-b_m \rangle^1 (L-b_2)^2 + \frac{1}{6} \langle b_2-b_m \rangle^0 (L-b_2)^3 + \frac{1}{6} \langle b_m-b_2 \rangle^0 (L-b_m)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI}
\end{aligned} \tag{A.14}$$

Auch die Krümmung  $w''(x)$  kann wie die Verschiebung in Gleichung (A.12) umgeschrieben

werden:

$$\begin{aligned}
w''(x) &= F \left[ \left[ \frac{L-d_F}{L} x - \langle x-d_F \rangle^1 \right] \right. \\
&\quad + \left[ \frac{L-d_F}{L} x \langle x-b_1 \rangle^0 - \langle x-d_F \rangle^1 \langle x-b_1 \rangle^0 \right. \\
&\quad \left. \left. - \frac{L-d_F}{L} x \langle x-b_2 \rangle^0 + \langle x-d_F \rangle^1 \langle x-b_2 \rangle^0 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \right] \frac{1}{(EI)_1} \\
&\quad + R_m \left[ - \left[ \frac{L-b_m}{L} x - \langle x-b_m \rangle^1 \right] \right. \\
&\quad - \left[ \frac{L-b_m}{L} x \langle x-b_1 \rangle^0 - \langle x-b_m \rangle^1 \langle x-b_1 \rangle^0 \right. \\
&\quad \left. \left. - \frac{L-b_m}{L} x \langle x-b_2 \rangle^0 + \langle x-b_m \rangle^1 \langle x-b_2 \rangle^0 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \right] \frac{1}{(EI)_1}. \\
&= F w'' c_F \frac{1}{(EI)_1} + R_m w'' c_{R_m} \frac{1}{(EI)_1} = F w'' c_F \frac{1}{(EI)_1} + F \frac{d}{N} w'' c_{R_m} \frac{1}{(EI)_1}
\end{aligned} \tag{A.15}$$

mit

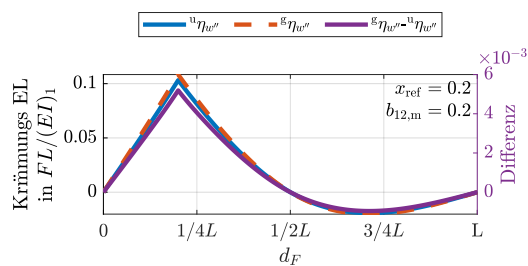
$$\begin{aligned}
w'' c_F &= \left[ \frac{L-d_F}{L} x - \langle x-d_F \rangle^1 \right] \\
&\quad + \left[ \frac{L-d_F}{L} x \langle x-b_1 \rangle^0 - \langle x-d_F \rangle^1 \langle x-b_1 \rangle^0 \right. \\
&\quad \left. - \frac{L-d_F}{L} x \langle x-b_2 \rangle^0 + \langle x-d_F \rangle^1 \langle x-b_2 \rangle^0 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI}
\end{aligned} \tag{A.16}$$

und

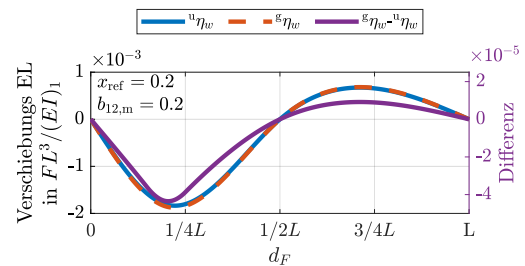
$$\begin{aligned}
w'' c_{R_m} &= - \left[ \frac{L-b_m}{L} x - \langle x-b_m \rangle^1 \right] \\
&\quad - \left[ \frac{L-b_m}{L} x \langle x-b_1 \rangle^0 - \langle x-b_m \rangle^1 \langle x-b_1 \rangle^0 \right. \\
&\quad \left. - \frac{L-b_m}{L} x \langle x-b_2 \rangle^0 + \langle x-b_m \rangle^1 \langle x-b_2 \rangle^0 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI}.
\end{aligned} \tag{A.17}$$

## A.2 Vergleich der Krümmungseinflusslinie und der Verschiebungseinflusslinie für den ungeschädigten mit dem geschädigten Balken

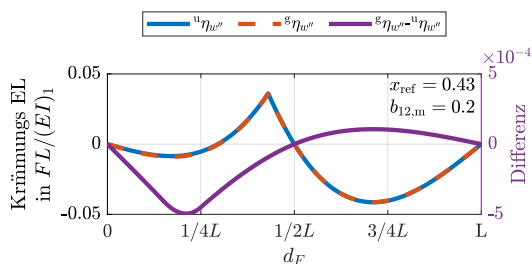
In den Abbildungen A.1a und A.1c sind die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  bzw. in den Abbildungen A.1b und A.1d die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  für die ungeschädigten (—) den geschädigten Balken (---) gegenübergestellt. Die —-Linie stellt die Differenz in Abbildung B.2 zwischen dem ungeschädigten und geschädigten Zustand dar. Alle geschädigten Balken in Abbildung A.1 besitzen die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI = 5\%$  und die Schadenslänge  $b_{12,1} = 1/20L$ . Der Schadensmittelpunkt beträgt in den Abbildungen A.1a bis A.1c  $b_{12,m} = 1/5L$  und in Abbildung A.1d  $b_{12,m} = 48/100L$ . Die Sensorposition entspricht in den Abbildungen A.1a bis A.1c  $x_{\text{ref}} = 1/5L$  und in Abbildung A.1c  $x_{\text{ref}} = 43/100L$ .



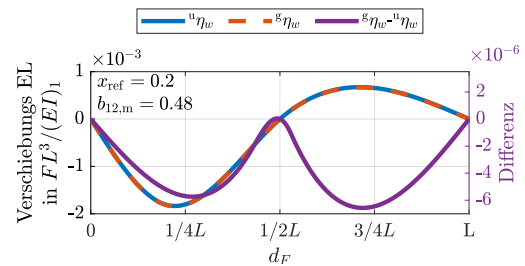
(a) Vergleich der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  für den ungeschädigten und geschädigten Balken in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 1/5L$  für die Schadensposition  $b_{12,m} = 1/5L$ .



(b) Vergleich der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  für den ungeschädigten und geschädigten Balken in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 1/5L$  für die Schadensposition  $b_{12,m} = 1/5L$ .



(c) Vergleich der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  für den ungeschädigten und geschädigten Balken in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 43/100L$  für die Schadensposition  $b_{12,m} = 1/5L$ .



(d) Vergleich der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  für den ungeschädigten und geschädigten Balken in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 48/100L$  für die Schadensposition  $b_{12,m} = 1/5L$ .

**Abbildung A.1:** Vergleich der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  bzw. Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  für den ungeschädigten und geschädigten Balken. Die Biegesteifigkeitsreduktion ist immer  $\Delta EI = 5\%$  und die Schadenslänge  $b_{12,1} = 1/20L$ . Der Schadensmittelpunkt  $b_{12,m}$  variiert für die einzelnen Abbildungen.

Die Wahl der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  und Schadensposition  $b_{12,m}$  in den Abbildungen A.1a

und A.1b stellt die Kombination dar, an der die größte relative Differenz in Abbildung 3.2 beobachtet werden kann. In Abbildung A.1c ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  ausgewählt, an der für alle Schadensposition  $b_{12,m}$  eine erhöhte relative Differenz in Abbildung 3.2 festzustellen ist. Für Abbildung A.1d wurde die Schadensposition  $b_{12,m}$  ausgewählt die von fast allen Sensoren beobachtet werden kann. Die Differenz (—-Linie) ist in den Abbildungen A.1a bis A.1c in der Nähe bzw. in der Schadensposition  $b_{12,m}$  am größten. In Abbildung A.1d befindet sich der Schaden in der Nähe des mittleren Lagers ( $b_{12,m} = 48/100L$ ). In dieser Position liegt eine niedrige Durchbiegung vor und somit auch eine niedrige Differenz. Die größte Differenz liegt hier etwa in der gegenüberliegenden Feldmitte ( $d_F \approx 0.719L$ ).

### A.3 Analytische Lösung der integrierten Krümmungs- und Verschiebungseinflusslinie

In Abschnitt 3.3.1 wird das Integral der Krümmungseinflusslinie  ${}_w\eta''$  und der Verschiebungseinflusslinie  ${}_w\eta$  benötigt. Die analytische Lösung für dieses wird im Folgenden vorgestellt. Zur besseren Übersicht werden im Folgenden die Singularitätsfunktionen  $\langle L - b_1 \rangle^0$  und  $\langle L - b_2 \rangle^0$  gleich eins und die Terme, die  $\langle b_1 - L \rangle^n$  oder  $\langle b_2 - L \rangle^n$  enthalten, zu Null gesetzt. Hierbei gilt es vor allem die Gleichungen (2.56a) bis (2.56e) zu beachten. Die Berechnungen erfolgen unter zur Hilfenahme des Zusammenhangs in Gleichung (2.39).

Das Integral der Krümmungseinflusslinie in Gleichung (3.18) sowie das Integral der Verschiebungseinflusslinie in Gleichung (3.19) setzt sich aus den zwei Funktionen  $g$  und  ${}_wC_F$

bzw.  $wC_F$  zusammen, die von  $d_F$  abhängen. Das Integral von  $g$

$$\begin{aligned}
G &= \int_0^L g \, dd_F = \\
&= \frac{1}{6} \left[ \frac{1}{4} \langle b_m - d_F \rangle^4 - \frac{1}{4} \frac{b_m}{L} d_F^4 + b_m d_F^3 - \frac{1}{2} \left( 2Lb_m + \frac{b_m^3}{L} \right) d_F^2 + b_m^3 d_F \right] \\
&\quad + \left[ \frac{1}{4} \left( \frac{2L - d_F}{L} b_m d_F + \langle b_1 - d_F \rangle^2 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( -\frac{2L - d_F}{L} d_F + \langle b_1 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
&\quad + \frac{1}{24} \langle d_F - b_1 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^4 - \frac{1}{24} \langle d_F - b_1 \rangle^0 \langle b_m - b_1 \rangle^4 - \frac{1}{2} \frac{b_m}{L} \frac{2L - d_F}{L} d_F \left( -\frac{Lb_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
&\quad + \frac{b_m}{L} \left( -\frac{1}{4} \langle b_1 - d_F \rangle^2 (L - b_1)^2 - \frac{1}{6} \langle b_1 - d_F \rangle^1 (L - b_1)^3 \right. \\
&\quad \left. \left. + \frac{1}{24} \langle d_F - b_1 \rangle^0 (-(L - d_F)^4 + (L - b_1)^4) \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \\
&\quad - \left[ \frac{1}{4} \left( \frac{2L - d_F}{L} b_m d_F + \langle b_2 - d_F \rangle^2 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( -\frac{2L - d_F}{L} d_F + \langle b_2 - d_F \rangle^1 \right) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
&\quad + \frac{1}{24} \langle d_F - b_2 \rangle^0 \langle b_m - d_F \rangle^4 - \frac{1}{24} \langle d_F - b_2 \rangle^0 \langle b_m - b_2 \rangle^4 - \frac{1}{2} \frac{b_m}{L} \frac{2L - d_F}{L} d_F \left( -\frac{Lb_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
&\quad + \frac{b_m}{L} \left( -\frac{1}{4} \langle b_2 - d_F \rangle^2 (L - b_2)^2 - \frac{1}{6} \langle b_2 - d_F \rangle^1 (L - b_2)^3 \right. \\
&\quad \left. \left. + \frac{1}{24} \langle d_F - b_2 \rangle^0 (-(L - d_F)^4 + (L - b_2)^4) \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \Big|_0^L \\
&= \frac{1}{6} \left[ 0 - \frac{1}{4} \frac{b_m}{L} L^4 + b_m L^3 - \frac{1}{2} \left( 2Lb_m + \frac{b_m^3}{L} \right) L^2 + b_m^3 L \right] \\
&\quad + \left[ \frac{1}{4} (b_m L + 0) \langle b_m - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} (L - 0) \langle b_m - b_1 \rangle^3 + 0 - \frac{1}{24} \langle b_m - b_1 \rangle^4 \right. \\
&\quad \left. - \frac{1}{2} \frac{b_m}{L} L \left( -\frac{Lb_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) + \frac{b_m}{L} \left( -0 - 0 + \frac{1}{24} (-0 + (L - b_1)^4) \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \\
&\quad - \left[ \frac{1}{4} (b_m L + 0) \langle b_m - b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} (L - 0) \langle b_m - b_2 \rangle^3 + 0 - \frac{1}{24} \langle b_m - b_2 \rangle^4 \right. \\
&\quad \left. - \frac{1}{2} \frac{b_m}{L} L \left( -\frac{Lb_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) + \frac{b_m}{L} \left( -0 - 0 + \frac{1}{24} (-0 + (L - b_2)^4) \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \\
&\quad - \frac{1}{6} \left[ +\frac{1}{4} b_m^4 + 0 - 0 + 0 - 0 \right] \\
&\quad - \left[ \frac{1}{4} (0 + b_1^2) \langle b_m - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} (0 - b_1) \langle b_m - b_1 \rangle^3 \right. \\
&\quad \left. - 0 + 0 + 0 + \frac{b_m}{L} \left( -\frac{1}{4} b_1^2 (L - b_1)^2 - \frac{1}{6} b_1^1 (L - b_1)^3 + 0 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \\
&\quad + \left[ \frac{1}{4} (0 + b_2^2) \langle b_m - b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} (0 - b_2) \langle b_m - b_2 \rangle^3 \right. \\
&\quad \left. - 0 + 0 + 0 + \frac{b_m}{L} \left( -\frac{1}{4} b_2^2 (L - b_2)^2 - \frac{1}{6} b_2 (L - b_2)^3 + 0 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{6} \left[ \frac{1}{2} L b_m^3 - \frac{1}{4} L^3 b_m - \frac{1}{4} b_m^4 \right] \\
 &+ \left[ \frac{1}{4} (b_m L - b_1^2) \langle b_m - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} (L + b_1) \langle b_m - b_1 \rangle^3 - \frac{1}{24} \langle b_m - b_1 \rangle^4 \right. \\
 &- \left. \frac{1}{3} b_1^3 b_m + \frac{1}{8} \frac{b_1^4 b_m}{L} + \frac{1}{4} L b_1^2 b_m \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \\
 &- \left[ \frac{1}{4} (b_m L - b_2^2) \langle b_m - b_2 \rangle^2 - \frac{1}{6} (L + b_2) \langle b_m - b_2 \rangle^3 - \frac{1}{24} \langle b_m - b_2 \rangle^4 \right. \\
 &- \left. \frac{1}{3} b_2^3 b_m + \frac{1}{8} \frac{b_2^4 b_m}{L} + \frac{1}{4} L b_2^2 b_m \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI}
 \end{aligned}$$

wird für die Krümmungseinflusslinie und die Verschiebungseinflusslinie benötigt.

Zusätzlich wird

$$\begin{aligned}
 w'' C_F &= \int_0^L w'' C_F \, d d_F \\
 &= \left[ \frac{1}{2} \frac{2L - d_F}{L} d_F x + \frac{1}{2} \langle x - d_F \rangle^2 \right] \\
 &+ \left[ \frac{1}{2} \frac{2L - d_F}{L} d_F x \langle x - b_1 \rangle^0 + \frac{1}{2} \langle x - d_F \rangle^2 \langle x - b_1 \rangle^0 \right. \\
 &- \left. \frac{1}{2} \frac{2L - d_F}{L} d_F x \langle x - b_2 \rangle^0 - \frac{1}{2} \langle x - d_F \rangle^2 \langle x - b_2 \rangle^0 \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \Big|_0^L \\
 &= \left[ \frac{1}{2} L x \right] + \left[ \frac{1}{2} L x \langle x - b_1 \rangle^0 - \frac{1}{2} L x \langle x - b_2 \rangle^0 \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \\
 &- \left[ \frac{1}{2} x^2 \right] - \left[ \frac{1}{2} x^2 \langle x - b_1 \rangle^0 - \frac{1}{2} x^2 \langle x - b_2 \rangle^0 \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \\
 &= \frac{1}{2} [Lx - x^2] \\
 &+ \frac{1}{2} [Lx \langle x - b_1 \rangle^0 - x^2 \langle x - b_1 \rangle^0 - Lx \langle x - b_2 \rangle^0 + x^2 \langle x - b_2 \rangle^0] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI}
 \end{aligned} \tag{A.19}$$



für die Krümmungseinflusslinie und

$$\begin{aligned}
{}_w C_F &= \int_0^L {}_w c_F d d_F \\
&= \frac{1}{6} \left[ \left( \frac{1}{2} \frac{2L - d_F}{L} d_F x^3 + \frac{1}{4} \langle x - d_F \rangle^4 \right) - \frac{x}{L} \left( L^2 d_F^2 - L d_F^3 + \frac{1}{4} d_F^4 \right) \right] \\
&\quad + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{1}{2} \frac{2L - d_F}{L} d_F x + \frac{1}{2} \langle b_1 - d_F \rangle^2 \right) \langle x - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} \left( \frac{2L - d_F}{L} d_F - \langle b_1 - d_F \rangle^1 \right) \langle x - b_1 \rangle^3 \right. \\
&\quad + \frac{1}{24} \langle d_F - b_1 \rangle^0 \langle x - d_F \rangle^4 - \frac{1}{24} \langle d_F - b_1 \rangle^0 \langle x - b_1 \rangle^4 - \frac{1}{2} \frac{x}{L} \frac{2L - d_F}{L} d_F \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \\
&\quad + \frac{x}{L} \left( -\frac{1}{4} \langle b_1 - d_F \rangle^2 (L - b_1)^2 - \frac{1}{6} \langle b_1 - d_F \rangle^1 (L - b_1)^3 \right. \\
&\quad \left. \left. + \frac{1}{24} \langle d_F - b_1 \rangle^0 \left( -(L - d_F)^4 + (L - b_1)^4 \right) \right) \right. \\
&\quad - \frac{1}{2} \left( \frac{1}{2} \frac{2L - d_F}{L} d_F x + \frac{1}{2} \langle b_2 - d_F \rangle^2 \right) \langle x - b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} \left( \frac{2L - d_F}{L} d_F - \langle b_2 - d_F \rangle^1 \right) \langle x - b_2 \rangle^3 \\
&\quad - \frac{1}{24} \langle d_F - b_2 \rangle^0 \langle x - d_F \rangle^4 + \frac{1}{24} \langle d_F - b_2 \rangle^0 \langle x - b_2 \rangle^4 + \frac{1}{2} \frac{x}{L} \frac{2L - d_F}{L} d_F \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) \\
&\quad - \frac{x}{L} \left( -\frac{1}{4} \langle b_2 - d_F \rangle^2 (L - b_2)^2 - \frac{1}{6} \langle b_2 - d_F \rangle^1 (L - b_2)^3 \right. \\
&\quad \left. \left. + \frac{1}{24} \langle d_F - b_2 \rangle^0 \left( -(L - d_F)^4 + (L - b_2)^4 \right) \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \Big|_0^L \\
&= \frac{1}{6} \left[ \left( \frac{1}{2} L x^3 \right) - \frac{x}{L} \left( L^4 - L^4 + \frac{1}{4} L^4 \right) \right] \\
&\quad + \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{1}{2} L x \right) \langle x - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} L \langle x - b_1 \rangle^3 - \frac{1}{24} \langle x - b_1 \rangle^4 - \frac{1}{2} \frac{x}{L} L \left( -\frac{L b_1^2}{2} + \frac{b_1^3}{3} \right) \right. \\
&\quad + \frac{x}{L} \left( \frac{1}{24} \left( (L - b_1)^4 \right) \right) - \frac{1}{2} \left( \frac{1}{2} L x \right) \langle x - b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} L \langle x - b_2 \rangle^3 \\
&\quad + \frac{1}{24} \langle x - b_2 \rangle^4 + \frac{1}{2} \frac{x}{L} L \left( -\frac{L b_2^2}{2} + \frac{b_2^3}{3} \right) - \frac{x}{L} \left( +\frac{1}{24} \left( (L - b_2)^4 \right) \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \\
&\quad - \frac{1}{6} \left[ \frac{1}{4} x^4 \right] \\
&\quad - \left[ \frac{1}{2} \left( \frac{1}{2} b_1^2 \right) \langle x - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} (-b_1) \langle x - b_1 \rangle^3 + 0 + \frac{x}{L} \left( -\frac{1}{4} b_1^2 (L - b_1)^2 - \frac{1}{6} b_1 (L - b_1)^3 \right) \right. \\
&\quad \left. - \frac{1}{2} \left( \frac{1}{2} b_2^2 \right) \langle x - b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} (-b_2) \langle x - b_2 \rangle^3 - 0 - \frac{x}{L} \left( -\frac{1}{4} b_2^2 (L - b_2)^2 - \frac{1}{6} b_2 (L - b_2)^3 \right) \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI}
\end{aligned}$$

(A.20)

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{6} \left[ \frac{1}{2} Lx^3 - \frac{1}{4} xL^3 - \frac{1}{4} x^4 \right] \\
&+ \left[ \frac{1}{4} (Lx - b_1^2) \langle x - b_1 \rangle^2 - \frac{1}{6} (L + b_1) \langle x - b_1 \rangle^3 - \frac{1}{24} \langle x - b_1 \rangle^4 \right. \\
&- \frac{1}{3} b_1^3 x + \frac{1}{8} \frac{b_1^4 x}{L} + \frac{1}{4} Lb_1^2 x \\
&- \frac{1}{4} (Lx - b_2^2) \langle x - b_2 \rangle^2 + \frac{1}{6} (L + b_2) \langle x - b_2 \rangle^3 + \frac{1}{24} \langle x - b_2 \rangle^4 \\
&\left. + \frac{1}{3} b_2^3 x - \frac{1}{8} \frac{b_2^4 x}{L} - \frac{1}{4} Lb_2^2 x \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI}
\end{aligned}$$

für die Verschiebungseinflusslinie benötigt.

## A.4 Analytische Lösung für den ungeschädigten und geschädigten Anteil mit einer Unterteilung von $n_{\text{Sek}} = 2$ Abschnitten

Die Gleichungen für  ${}^u w'' A_{2,1}$ ,  ${}^u w'' A_{2,2}$ ,  ${}^u w A_{2,1}$ ,  ${}^u w A_{2,2}$ ,  ${}^{w''} A_{2,1}^g$ ,  ${}^{w''} A_{2,2}^g$ ,  ${}^w A_{2,1}^g$  und  ${}^w A_{2,2}^g$  in Abschnitt 3.3.1 in Gleichungen (3.24) bis (3.27) werden nur für den Sonderfall  $b_m = 1/2L$  sowie  $b_1 < 1/2L$  und  $b_2 \leq 1/2L$  angegeben. Das  $\hat{\cdot}$ -Symbol über den Funktionen weist auf diese Einschränkung hin.

${}^{w''} A_{2,1}$  in Gleichung (3.24) setzt sich aus dem ungeschädigten Anteil

$${}^u w'' \hat{A}_{2,1} = F \left[ +\frac{3}{8} Lx - \frac{1}{2} x^2 + \frac{1}{2} \langle x - \frac{1}{2} L \rangle^2 + \frac{5}{128} \frac{{}^u w'' \hat{c}_{Rm}}{{}^u \hat{N}} L^4 \right] \frac{1}{EI_1} \quad (\text{A.21})$$

und dem geschädigten Anteil

$$\begin{aligned}
{}^{w''} \hat{A}_{2,1}^g = & F \left[ -\frac{1}{2} x^2 \langle x - b_1 \rangle^0 + \frac{3}{8} b_1 L \langle x - b_1 \rangle^0 + \frac{3}{8} L \langle x - b_1 \rangle^1 \right. \\
& + \frac{1}{2} x^2 \langle x - b_2 \rangle^0 - \frac{3}{8} b_2 L \langle x - b_2 \rangle^0 - \frac{3}{8} L \langle x - b_2 \rangle^1 \\
& \left. + \frac{3}{8} \frac{{}^{w''} \hat{c}_{Rm}}{\hat{N}} b_1^4 - \frac{3}{8} \frac{{}^{w''} \hat{c}_{Rm}}{\hat{N}} Lb_1^3 - \frac{3}{8} \frac{{}^{w''} \hat{c}_{Rm}}{\hat{N}} b_2^4 + \frac{3}{8} \frac{{}^{w''} \hat{c}_{Rm}}{\hat{N}} Lb_2^3 \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{EI_1} \\
& + \frac{5}{128} F \frac{{}^{w''} \hat{c}_{Rm}^g}{{}^u \hat{N}} \frac{{}^u \hat{N} - {}^{w''} \hat{c}_{Rm}}{{}^u \hat{N}} \hat{N}^g L^4 \frac{1}{EI_1}
\end{aligned} \quad (\text{A.22})$$

zusammen.  ${}^{w''} A_{2,2}$  in Gleichung (3.25) setzt sich aus dem ungeschädigten Anteil

$${}^u w'' \hat{A}_{2,2} = F \left[ +\frac{1}{8} Lx - \frac{1}{2} \langle x - \frac{1}{2} L \rangle^2 + \frac{5}{128} \frac{{}^u w'' \hat{c}_{Rm}}{{}^u \hat{N}} L^4 \right] \frac{1}{EI_1}, \quad (\text{A.23})$$

und dem geschädigten Anteil

$$\begin{aligned}
 w'' \hat{A}_{2,2}^g = & F \left[ +\frac{1}{2} L b_1 \langle x - b_1 \rangle^0 + \frac{1}{2} L \langle x - b_1 \rangle^1 - \frac{1}{2} L b_2 \langle x - b_2 \rangle^0 - \frac{1}{2} L \langle x - b_2 \rangle^1 \right. \\
 & - \frac{3}{8} L b_1 \langle x - b_1 \rangle^0 - \frac{3}{8} L \langle x - b_1 \rangle^1 + \frac{3}{8} L b_2 \langle x - b_2 \rangle^0 + \frac{3}{8} L \langle x - b_2 \rangle^1 \\
 & \left. - \frac{1}{8} \frac{w'' \hat{c}_{Rm}}{\hat{N}} L b_1^3 + \frac{1}{8} \frac{w'' \hat{c}_{Rm}}{\hat{N}} L b_2^3 \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{EI_1} \\
 & + \frac{5}{128} F \frac{w'' \hat{c}_{Rm}^g \hat{N}^u - w'' \hat{c}_{Rm} \hat{N}^g}{\hat{N}^u \hat{N}} L^4 \frac{1}{EI_1},
 \end{aligned} \tag{A.24}$$

zusammen, wobei für

$$\begin{aligned}
 \hat{N} &= \left[ \frac{1}{8} L^3 - \frac{1}{2} b_1^3 \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} + \frac{1}{2} b_2^3 \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \right] \frac{1}{EI_1} \\
 &= {}^u \hat{N} + \hat{N}^g
 \end{aligned} \tag{A.25}$$

gilt und

$$w'' \hat{c}_{Rm} = w'' \hat{c}_{Rm}^g + {}^u w'' \hat{c}_{Rm} \tag{A.26}$$

in zwei weitere Funktionen aufgeteilt werden kann. Gleichung (A.25) kann in

$$\hat{N}^g = \left[ -\frac{1}{2} b_1^3 + \frac{1}{2} b_2^3 \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{EI_1} \tag{A.27}$$

und in

$${}^u \hat{N} = \frac{1}{8} L^3 \frac{1}{EI_1} \tag{A.28}$$

getrennt werden. Die Funktionen aus Gleichung (A.26) setzen sich aus

$$w'' \hat{c}_{Rm}^g = \left[ -\frac{1}{2} b_1 \langle x - b_1 \rangle^0 - \frac{1}{2} \langle x - b_1 \rangle^1 + \frac{1}{2} b_2 \langle x - b_2 \rangle^0 + \frac{1}{2} \langle x - b_2 \rangle^1 \right] \frac{\Delta EI}{1 - \Delta EI} \frac{1}{EI_1} \tag{A.29}$$

und

$${}^u w'' \hat{c}_{Rm} = \left[ -\frac{1}{2} x + \langle x - \frac{1}{2} L \rangle^1 \right] \frac{1}{EI_1} \tag{A.30}$$

zusammen.

Analog zu den Integralen der Krümmungseinflusslinie besteht das Integral der Verschiebungseinflusslinie  ${}_{2,1} A_w$  in Gleichung (3.26) aus einem ungeschädigten Anteil

$${}^u \hat{A}_{2,1} = F \left[ -\frac{1}{24} x^4 + \frac{1}{16} L x^3 - \frac{3}{128} L^3 x + \frac{5}{768} \frac{{}^u w'' \hat{c}_{Rm}}{\hat{N}} L^4 + \frac{1}{24} \langle x - \frac{1}{2} L \rangle^4 \right] \frac{1}{EI_1}, \tag{A.31}$$

und einem geschädigten Anteil

$$\begin{aligned}
\hat{A}_{2,1}^g = F & \left[ +\frac{3}{16}b_1^2Lx - \frac{7}{24}b_1^3x + \frac{1}{8}b_1^4\frac{1}{L}x + \frac{1}{16}\frac{w\hat{c}_{Rm}}{\hat{N}}b_1^4 - \frac{1}{16}\frac{w\hat{c}_{Rm}}{\hat{N}}Lb_1^3 \right. \\
& - \frac{3}{16}b_2^2Lx + \frac{7}{24}b_2^3x - \frac{1}{8}b_2^4\frac{1}{L}x - \frac{1}{16}\frac{w\hat{c}_{Rm}}{\hat{N}}b_2^4 + \frac{1}{16}\frac{w\hat{c}_{Rm}}{\hat{N}}Lb_2^3 \\
& + \frac{1}{24}b_1^4\langle x-b_1 \rangle^0 - \frac{1}{24}x^4\langle x-b_1 \rangle^0 + \frac{1}{6}b_1^3\langle x-b_1 \rangle^1 \\
& + \frac{3}{16}b_1L\langle x-b_1 \rangle^2 + \frac{1}{16}L\langle x-b_1 \rangle^3 \\
& - \frac{1}{24}b_2^4\langle x-b_2 \rangle^0 + \frac{1}{24}x^4\langle x-b_2 \rangle^0 - \frac{1}{6}b_2^3\langle x-b_2 \rangle^1 \\
& \left. - \frac{3}{16}b_2L\langle x-b_2 \rangle^2 - \frac{1}{16}L\langle x-b_2 \rangle^3 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{EI_1} \\
& + \frac{5}{768}F \frac{w\hat{c}_{Rm}^g \hat{N}^u - \frac{u}{w}\hat{c}_{Rm} \hat{N}^g}{\hat{N}^u \hat{N}} L^4 \frac{1}{EI_1}
\end{aligned} \tag{A.32}$$

sowie  ${}_{2,2}A_w$  in Gleichung (3.27) aus einem ungeschädigten Anteil

$$\frac{u}{w}\hat{A}_{2,2} = F \left[ -\frac{7}{384}L^3x + \frac{1}{48}Lx^3 - \frac{1}{24}\langle x-\frac{1}{2}L \rangle^4 + \frac{5}{768}\frac{w\hat{c}_{Rm}}{\hat{N}}L^4 \right] \frac{1}{EI_1} \tag{A.33}$$

und einem geschädigten

$$\begin{aligned}
\hat{A}_{2,2}^g = F & \left[ +\frac{1}{48}b_1^2x(3L-2b_1) - \frac{1}{48}b_2^2x(3L-2b_2) \right. \\
& - \frac{1}{48}\frac{w\hat{c}_{Rm}}{\hat{N}}Lb_1^3 + \frac{1}{16}b_1L\langle x-b_1 \rangle^2 + \frac{1}{48}L\langle x-b_1 \rangle^3 \\
& \left. + \frac{1}{48}\frac{w\hat{c}_{Rm}}{\hat{N}}Lb_2^3 - \frac{1}{16}b_2L\langle x-b_2 \rangle^2 - \frac{1}{48}L\langle x-b_2 \rangle^3 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{EI_1} \\
& + \frac{5}{768}F \frac{w\hat{c}_{Rm}^g \hat{N}^u - \frac{u}{w}\hat{c}_{Rm} \hat{N}^g}{\hat{N}^u \hat{N}} L^4 \frac{1}{EI_1}.
\end{aligned} \tag{A.34}$$

Die Funktionen  $\hat{N}$ ,  ${}^u\hat{N}$  und  ${}^g\hat{N}$  für die Verschiebungseinflusslinie  ${}_w\eta$  sind gleich denen für die Krümmungseinflusslinie  ${}_{w''}\eta$  und können somit Gleichungen (A.25), (A.27) und (A.28) entnommen werden. Für das Integral der Verschiebungseinflusslinie  ${}_w\eta$  wird die Funktion

$${}_w\hat{c}_{Rm} = {}_w\hat{c}_{Rm}^g + \frac{u}{w}\hat{c}_{Rm} \tag{A.35}$$

benötigt, die in einen ungeschädigten Anteil

$$\frac{u}{w}\hat{c}_{Rm} = \left[ \frac{3}{8}L^2x - \frac{1}{2}x^3 + \langle x-\frac{1}{2}L \rangle^3 \right] \frac{1}{EI_1} \tag{A.36}$$

und einen geschädigten Anteil

$$\begin{aligned}
{}_w\hat{c}_{Rm}^g = & \left[ -\frac{1}{2}b_1^2\frac{1}{L}x(3L-2b_1) + \frac{1}{2}b_2^2\frac{1}{L}x(3L-2b_2) \right. \\
& \left. - \frac{3}{2}b_1\langle x-b_1 \rangle^2 - \frac{1}{2}\langle x-b_1 \rangle^3 + \frac{3}{2}b_2\langle x-b_2 \rangle^2 + \frac{1}{2}\langle x-b_2 \rangle^3 \right] \frac{\Delta EI}{1-\Delta EI} \frac{1}{EI_1}
\end{aligned} \tag{A.37}$$

getrennt werden kann.

## A.5 Absoluter ungeschädigter und geschädigter Anteil

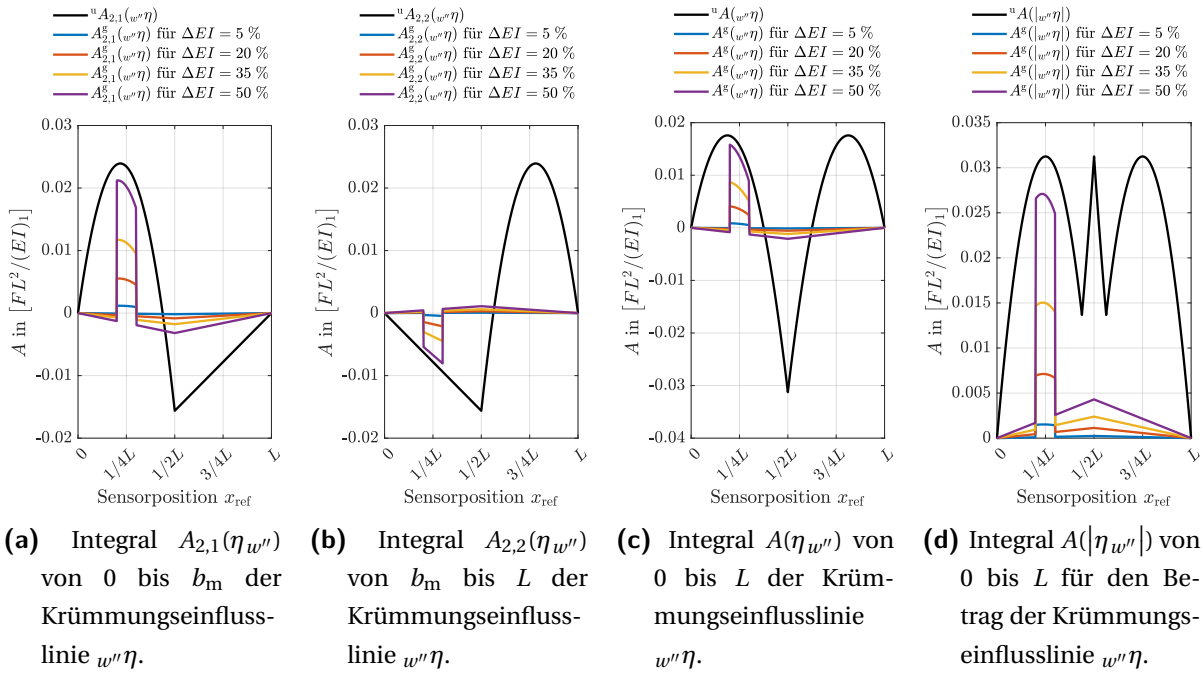
In Anhang A.5.1 wird die beispielhafte Schadenskonfiguration aus Abschnitt 3.3.2 um die Absolutanteile ergänzt und in Anhang A.5.2 um die Schadenskonfiguration aus Abschnitt 3.3.3.

### A.5.1 Schadenskonfiguration 1

Die Abbildung A.2 stellt den absoluten ungeschädigten  ${}^u A$  und geschädigten Anteil  $A^g$  der integrierten Krümmungseinflusslinie dar und Abbildung A.3 den der Verschiebungseinflusslinie als Ergänzung zum Abschnitt 3.3.2 dar. Dabei gibt die  $\text{---}$ -Linie den ungeschädigten Anteil wider und die  $\text{---}$ -Linie die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI = 5\%$ ,  $\text{---}$   $\Delta EI = 20\%$ ,  $\text{---}$   $\Delta EI = 35\%$  sowie  $\text{---}$   $\Delta EI = 50\%$ . Der Schaden befindet sich zwischen  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$ .

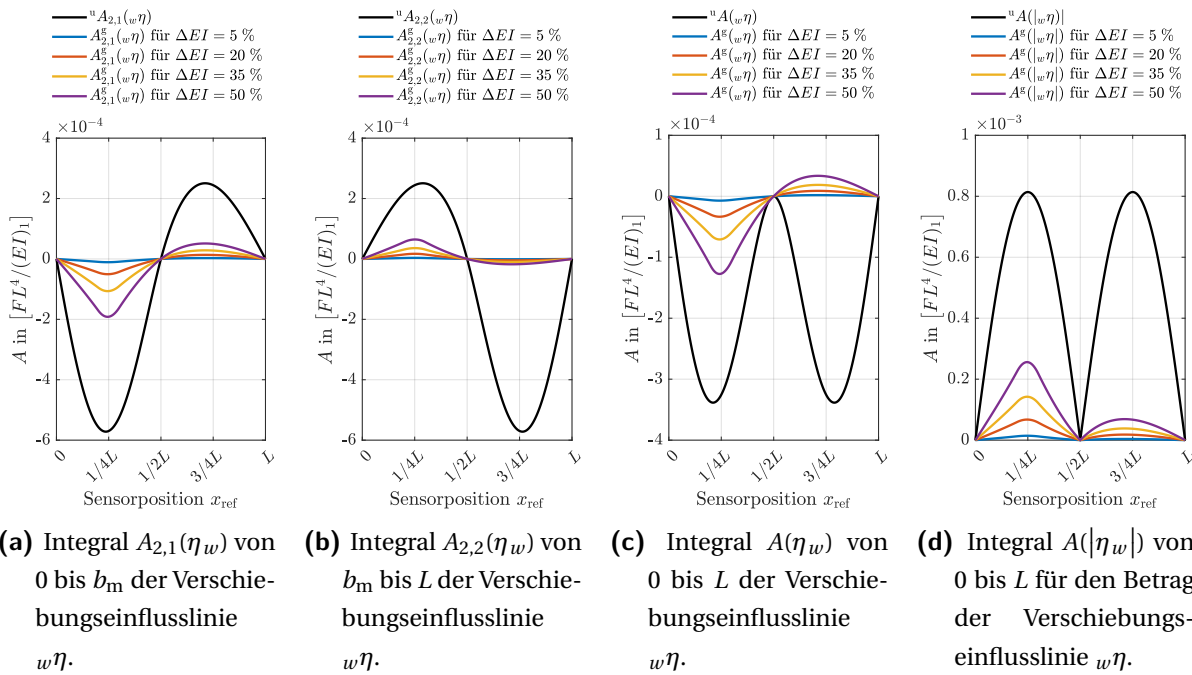
Den größten absoluten Einfluss hat der geschädigte Anteil  $A^g(\eta_{w''})$  auf Basis der Krümmungseinflusslinie  ${}_{w''}\eta$ , wenn die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  liegt. Hier steigt der geschädigte Anteil sprunghaft an. Dies gilt für alle Varianten der Integralbildung (siehe Abbildungen A.2a bis A.2d für  $b_1 \leq x_{\text{ref}} \leq b_2$ ). Ansonsten ist in Balkenmitte ein höherer Schädigungsanteil für alle vier Varianten wahrnehmbar. Für das Integral  $A_{2,1}(\eta_{w''})$  von 0 bis  $L/2$  in Abbildung A.2a verschwindet der ungeschädigte Anteil ( ${}^u A_{2,1}(\eta_{w''}) = 0FL^2/(EI)_1$ ) in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 7/16L$ . Das heißt, dass in dieser Sensorposition nur der geschädigte Anteil  ${}^g A_{2,1}(\eta_{w''})$  vorliegt. Analog dazu ist in Abbildung A.2b in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 9/16L$  der ungeschädigte Anteil  ${}^u A_{2,2}(\eta_{w''}) = 0FL^2/(EI)_1$ . Für das Integral über den kompletten Balken in Abbildung A.2c liegen die Sensorpositionen, in denen der ungeschädigte Anteil verschwindet ( ${}^u A(\eta_{w''}) = 0FL^2/(EI)_1$ ), in  $x_{\text{ref}} = 3/8L$  und in  $x_{\text{ref}} = 5/8L$ . Das Besondere an diesen Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  ist, dass die Einflusslinie an diesen Stellen ungleich Null ist und somit die höchste Schadenssensitivität erreicht werden sollte. Das Integral der absoluten Krümmungseinflusslinie  ${}_{w''}\eta$  in Abbildung A.2d über den kompletten Balken kennt keine Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  in denen der ungeschädigte Anteil verschwindet.

Analog zur Krümmungseinflusslinie  ${}_{w''}\eta$  ist in Abbildung A.3 der ungeschädigte dem geschädigten Anteil für die Verschiebungseinflusslinie  ${}_w\eta$  gegenübergestellt. Das Integral nimmt für alle Varianten in den Abbildungen A.3a bis A.3d in Sensorposition  $1/2L$  den Wert Null an. Im Unterschied zu den Integralen der Krümmungseinflusslinien liegt jedoch in  $x_{\text{ref}} = 1/2L$  keine Verschiebung vor und somit ist die Verschiebungseinflusslinie  ${}_w\eta$  in diesen Sensorposition stets Null. Der geschädigte Anteil  $A_{2,1}^g(\eta_w)$  in Abbildung A.3a nimmt für  $\Delta EI = 5\%$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.2451L$  sein Minimum an und wandert für  $\Delta EI = 50\%$  nach Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.2447L$ . Für das Integral von  $1/2L$  bis  $L$  in Abbildung A.3b nimmt der geschädigte Anteil  $A_{2,2}^g(\eta_w)$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.2513L$  für alle Biegesteifigkeitsreduktio-



**Abbildung A.2:** Gegenüberstellung des ungeschädigten Anteils  ${}^u A(\eta_{w''})$  dem geschädigten  ${}^g A(\eta_{w''})$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$  und die unterschiedlichen Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  sind farbig dargestellt.

nen sein Maximum an. Das Maximum von  $A_{2,1}^g(\eta_w)$  in Abbildung A.3a und das Minimum von  $A_{2,2}^g(\eta_w)$  in Abbildung A.3b liegt in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.7113L$ . Den kleinsten Wert nimmt  $A^g(\eta_w)$  in Abbildung A.3c in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.2422L$  für  $\Delta EI = 5\%$  an und wandert nach  $x_{\text{ref}} = 0.2416L$  für  $\Delta EI = 50\%$ . Das Maximum von  $A^g(\eta_w)$  in Abbildung A.3c liegt in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.7113L$  für alle Schadensfälle  $\Delta EI$ . Für  $A^g(|\eta_w|)$  in Abbildung A.3d wird der höchste Wert in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.2467L$  für  $\Delta EI = 5\%$  angenommen und wandert nach Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.2463L$  für  $\Delta EI = 50\%$ . Somit liegen die höchsten Absolutwerte für die Integrale der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  innerhalb der Schadensstelle  $b_1$  und  $b_2$ . Wobei für den geschädigten Anteil auf Basis der integrierten Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  kein sprunghaftes Verhalten vorliegt wie für die Integrale der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$ . Der ungeschädigte Anteil  ${}^u A(\eta_w)$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  in Abbildung A.3c ist stetig und hat eine Steigung von 0 in  $x_{\text{ref}} = 1/2L$ . Dagegen liegt für  ${}^u A(|\eta_w|)$  in Abbildung A.3d in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 1/2L$  eine Unstetigkeit vor und der geschädigte Anteil hat keine Möglichkeit den ungeschädigten Anteil zu übersteigen.

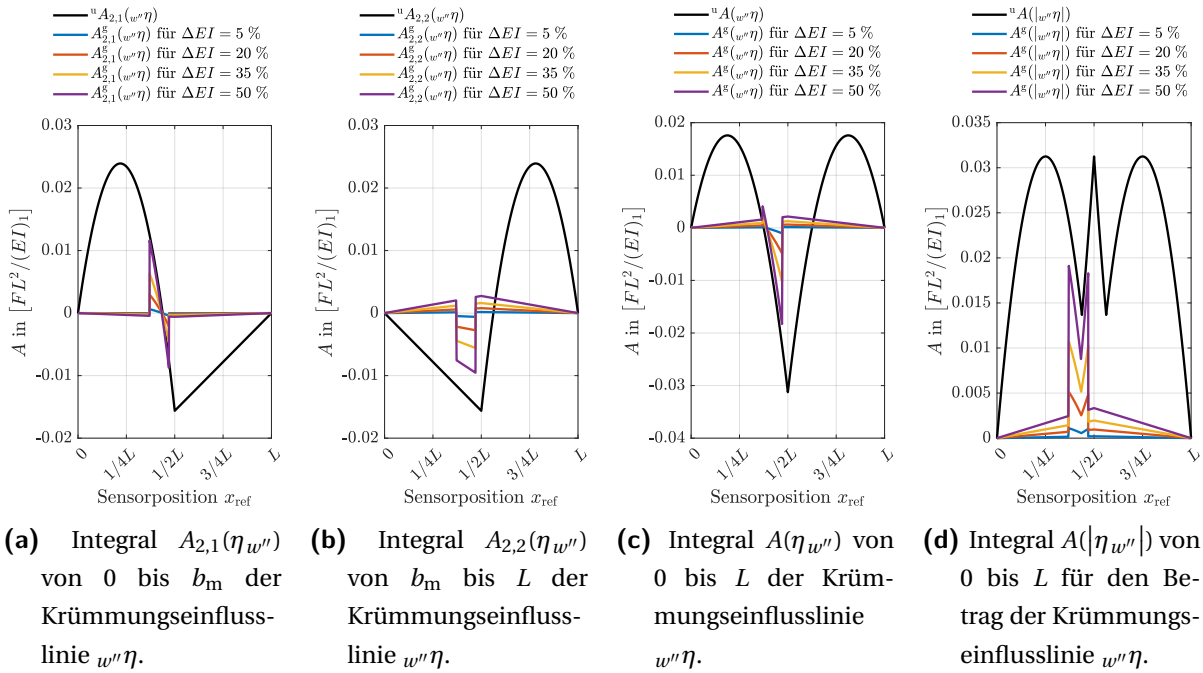


**Abbildung A.3:** Gegenüberstellung des ungeschädigten Anteils  ${}^u A(\eta w)$  dem geschädigten  ${}^g A(\eta w)$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$  und die unterschiedlichen Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  sind farbig dargestellt.

### A.5.2 Schadenskonfiguration 2

Die Abbildung A.4 stellt den ungeschädigten  ${}^u A$  und geschädigten Anteil  ${}^g$  für das Integral der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  und Abbildung A.5 für das Integral der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  als Ergänzung zum Abschnitt 3.3.3 dar. Die Abbildungen A.4 und A.5 sind wie die Abbildungen A.2 und A.3 aufgebaut und die Beschreibung kann Anhang A.5.1 entnommen werden. Der Schaden liegt jedoch zwischen  $b_1 = 37/100L$  und  $b_2 = 47/100L$ , ansonsten sind die Parameter denen in Abschnitt 3.3.2 gleich.

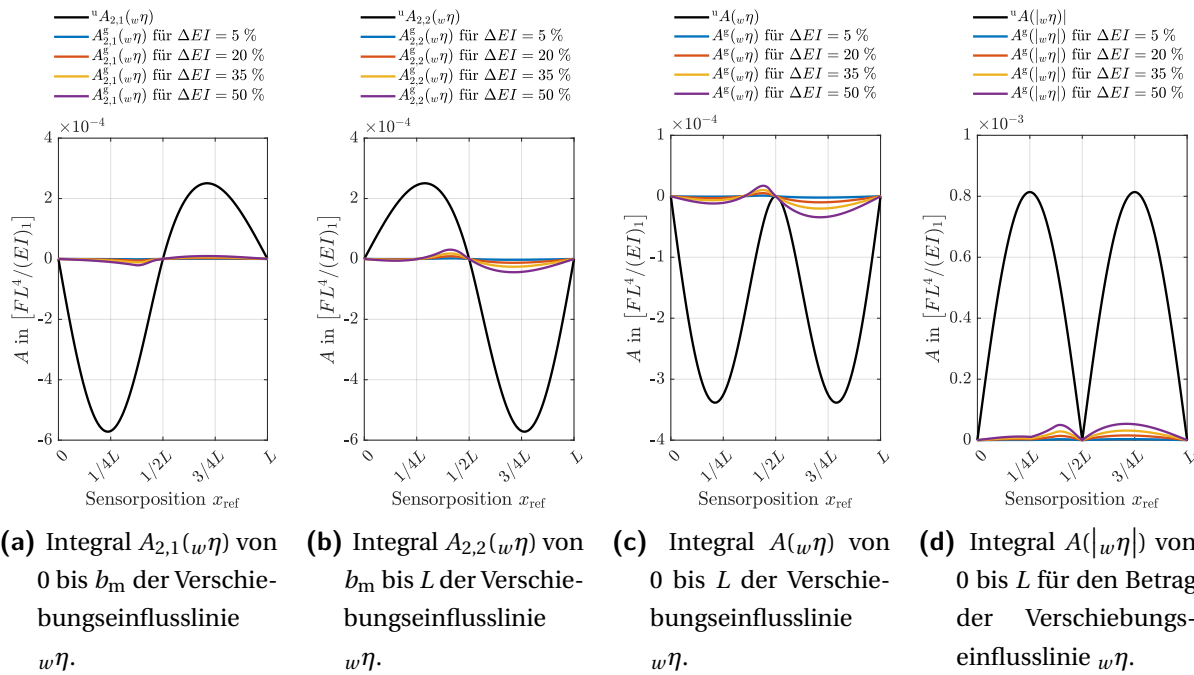
Es gibt für  $A_{2,2}(\eta w'')$  in Abbildung A.4b und  $A(|\eta w''|)$  in Abbildung A.4d keine qualitativen Unterschiede zu Abbildungen A.4b und A.4d. Jedoch verschwindet der geschädigte Anteil  $w'' A_{2,1}^g$  in Abbildung A.4a für  $\Delta EI = 5\%$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.4345L$ , und wandert nach  $x_{\text{ref}} = 0.4328L$  für  $\Delta EI = 50\%$ . Für  $A^g(\eta w'')$  in Abbildung A.4c verschwindet der geschädigte Anteil in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.3858L$  für  $\Delta EI = 5\%$  und wandert nach  $x_{\text{ref}} = 0.3922L$  für  $\Delta EI = 50\%$ .



**Abbildung A.4:** Gegenüberstellung des ungeschädigten Anteils  ${}^u A(\eta_{w''})$  dem geschädigten  $A^g(\eta_{w''})$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 37/100L$  und  $b_2 = 47/100L$  und die unterschiedlichen Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  sind farbig dargestellt.

Für  $A_{2,1}^g(w''\eta)$  und  $A^g(w''\eta)$  in den Abbildungen A.5a und A.5d kommt es zu keiner qualitativen Änderung im Vergleich zu den Abbildungen A.3a und A.3d. In Abbildung A.5b verschwindet der geschädigte Anteil  $A_{2,2}^g(w''\eta)$  in  $x_{\text{ref}} = 0.2552L$  für alle Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  und in Abbildung A.5c verschwindet das Integral  $A^g(w''\eta)$  in  $x_{\text{ref}} = 0.3365L$  für  $\Delta EI = 5\%$  und wandert nach  $x_{\text{ref}} = 0.3505L$  für  $\Delta EI = 50\%$ .





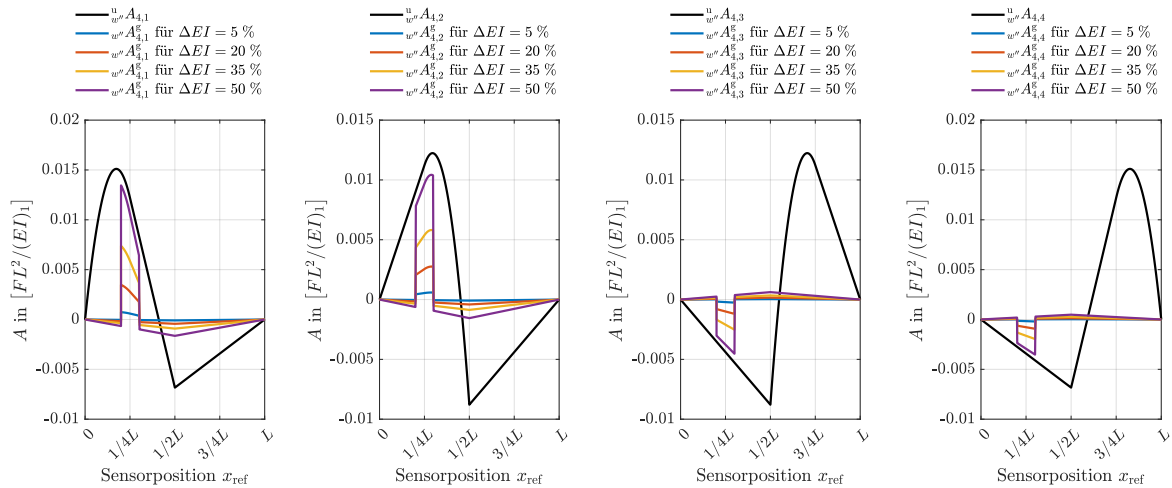
**Abbildung A.5:** Gegenüberstellung des ungeschädigten Anteils  ${}^u A(\eta_w)$  dem geschädigten  $A^{\text{g}}(\eta_w)$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 37/100L$  und  $b_2 = 47/100L$  und die unterschiedlichen Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  sind farbig dargestellt.

## A.6 Ungeschädigter und geschädigter Anteil für $n_{\text{Sek}} = 4$ Abschnitte

In den Abbildungen A.6 und A.8 ist der absolute ungeschädigte und geschädigte Anteil für das Integral der abschnittswise unterteilten Einflusslinien über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  dargestellt. Dabei wurde die Einflusslinie in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte unterteilt. Die Schadensparameter sind gleich denen in Abschnitt 3.3.2. Der dazugehörige relative geschädigte Anteil kann den Abbildungen A.7 und A.9 entnommen werden.

Der ungeschädigte und geschädigte Anteil auf Basis der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  ist in Abbildung A.6a für den ersten Abschnitt, in Abbildung A.6b für den zweiten, in Abbildung A.6c für den dritten und in Abbildung A.6d für den vierten dargestellt. Für die viermalige Unterteilung der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  gilt ebenfalls, dass der geschädigte Anteil  $A_4^{\text{g}}(\eta_{w''})$  für die Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  in Abbildung A.6 höher ausfällt. Die Höhe des geschädigten Anteils  $A_4^{\text{g}}(\eta_{w''})$  liegt in allen Abschnitten in etwa gleich. Der ungeschädigte Anteil  ${}^u A_4(\eta)$  nimmt in jedem Abschnitt den Wert Null für unterschiedliche Sensorpositionen an. Diese unterscheiden sich für die einzelnen Abschnitte von denen mit einer Unterteilung mit  $n_{\text{Sek}} = 1$  und  $n_{\text{Sek}} = 2$ . Für  ${}^u A_{4,1}$  in Abbil-

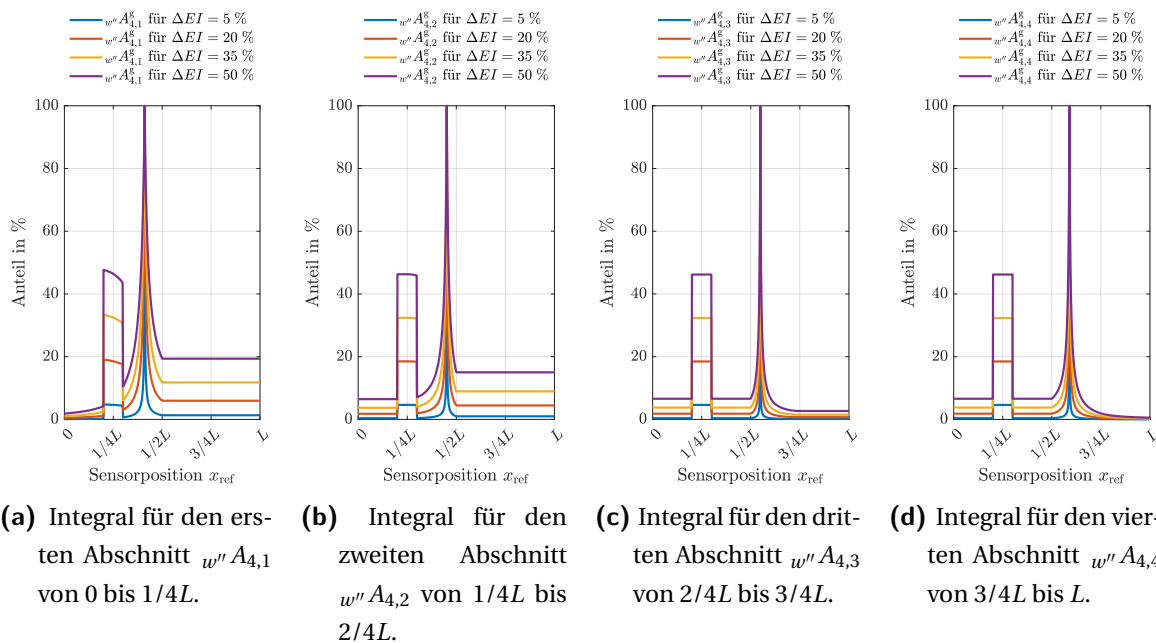
derung A.6a verschwindet der ungeschädigte Anteil in  $x_{\text{ref}} = 16/39L$ ,  ${}^u_{w''}A_{4,2}$  in Abbildung A.6b in  $x_{\text{ref}} = 0.45137875L$ ,  ${}^u_{w''}A_{4,3}$  in Abbildung A.6c in  $x_{\text{ref}} = 0.54862125L$  und  ${}^u_{w''}A_{4,4}$  in Abbildung A.6d in  $x_{\text{ref}} = 23/39L$ .



(a) Integral für den ersten Abschnitt  ${}^u_{w''}A_{4,1}$  von 0 bis  $1/4L$ .  
 (b) Integral für den zweiten Abschnitt  ${}^u_{w''}A_{4,2}$  von  $1/4L$  bis  $2/4L$ .  
 (c) Integral für den dritten Abschnitt  ${}^u_{w''}A_{4,3}$  von  $2/4L$  bis  $3/4L$ .  
 (d) Integral für den vierten Abschnitt  ${}^u_{w''}A_{4,4}$  von  $3/4L$  bis  $L$ .

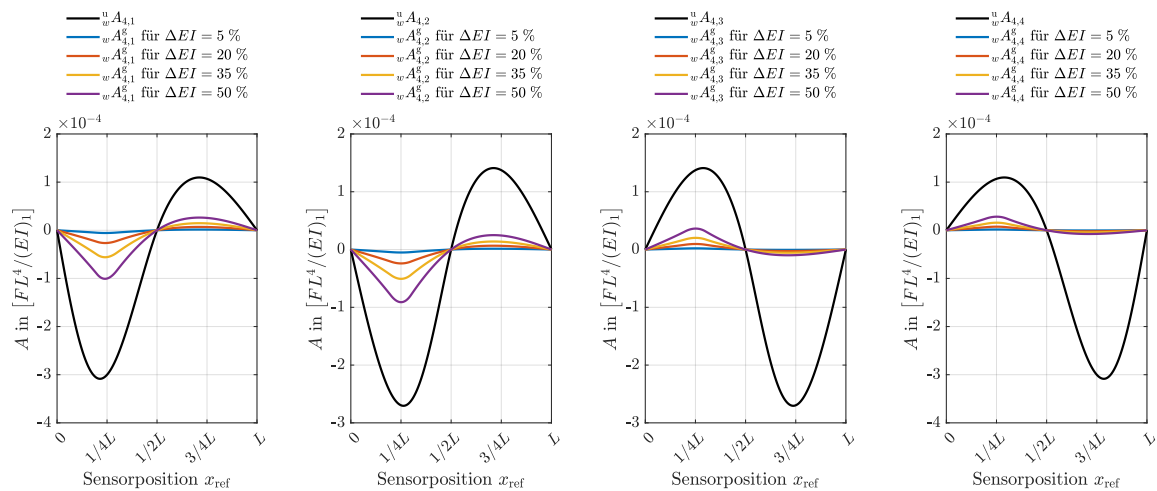
**Abbildung A.6:** Gegenüberstellung des ungeschädigten Anteils  ${}^u_{w''}A_4$  dem geschädigten  ${}^u_{w''}A_4^g(\eta_{w''})$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  für das Integral der unterteilten Krümmungseinflusslinie  ${}^u_{w''}\eta$ . Die Krümmungseinflusslinie wurde in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte unterteilt. Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$  und die unterschiedlichen Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  sind farbig dargestellt.

Der zu den Abbildungen A.6a bis A.6d zugehörige relative geschädigte Anteil ist in den Abbildungen A.6a bis A.6d dargestellt. Wie in Abschnitt 3.3 ist ein größerer geschädigter Anteil  ${}^g A_4$  für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  zu verzeichnen. Beispielsweise liegt der höchste geschädigte Anteil zwischen  $b_1$  und  $b_2$ . Der geschädigte Anteil  ${}^g A_{4,1}$ ,  ${}^g A_{4,2}$ ,  ${}^g A_{4,3}$  und  ${}^g A_{4,4}$  liegt beispielsweise für die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI = 5\%$  zwischen 4.6% und 4.8%. Wie für das Integral der kompletten Krümmungseinflusslinie  ${}^g w''\eta$  ( $n_{\text{Sek}} = 1$ ) und für das Integral der Krümmungseinflusslinie  ${}^g w''\eta$  in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte unterteilt, gibt es Sensorpositionen in denen der geschädigte Anteil  ${}^g A_4$  den ungeschädigten  ${}^u A_4$  für jede Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  übersteigt. Dies sind die oben genannten Nullstellen des ungeschädigten Anteils in Abbildung A.6. Je größer die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  ist, desto breiter ist der Ausschlag.



**Abbildung A.7:** Gegenüberstellung des relativen ungeschädigten Anteils  ${}^u w'' A$  dem geschädigten  ${}^g w'' A$  des Integrals der, in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte unterteilten Krümmungseinflusslinie  ${}^g w''\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$  und die unterschiedlichen Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  sind farbig dargestellt.

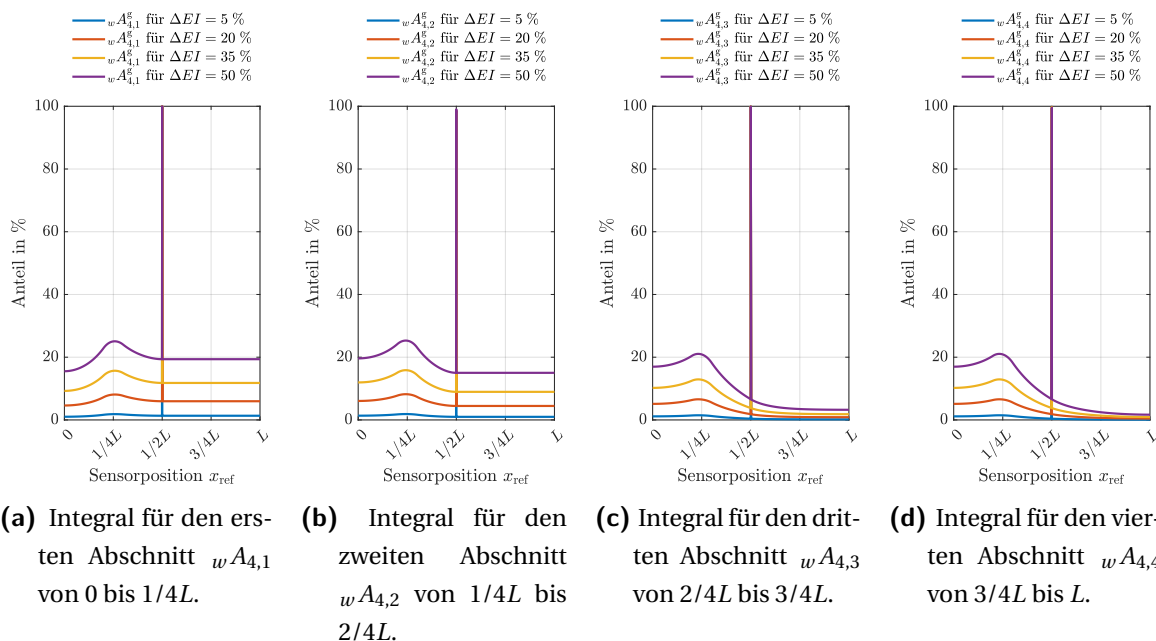
Die Anteile für das Integral der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  für die einzelnen  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte können Abbildungen A.8a bis A.8d entnommen werden. Auch der ungeschädigte Anteil  ${}^u A_4$  vom Integral der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  schneidet die Abszisse. Diese liegen jedoch in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0L$ ,  $x_{\text{ref}} = 1/2L$  sowie  $x_{\text{ref}} = L$  und somit in den Lagern, in denen keine Verschiebung vorliegt. Der höchste absolute geschädigte Anteil  $A_4^g(\eta_w)$  für das Integral der unterteilten Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte in Abbildung A.8 liegt ebenfalls für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$  innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$ . Der absolut höchste Integralwert für den geschädigten Anteil wird im ersten Abschnitt  $A_{4,1}^g(\eta_w)$  erreicht, wobei das Integral für  $A_{4,2}^g(\eta_w)$  vergleichbar ist.



(a) Integral für den ersten Abschnitt  $A_{4,1}(\eta_w)$  von 0 bis  $1/4L$ .  
 (b) Integral für den zweiten Abschnitt  $A_{4,2}(\eta_w)$  von  $1/4L$  bis  $2/4L$ .  
 (c) Integral für den dritten Abschnitt  $A_{4,3}(\eta_w)$  von  $2/4L$  bis  $3/4L$ .  
 (d) Integral für den vierten Abschnitt  $A_{4,4}(\eta_w)$  von  $3/4L$  bis  $L$ .

**Abbildung A.8:** Gegenüberstellung des ungeschädigten Anteils  ${}^u A_4$  dem geschädigten  $wA_4^g$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$  und die unterschiedlichen Biegesteifigkeitsreduktionen  $\Delta EI$  sind farblich dargestellt.

Der zum absoluten ungeschädigten und geschädigten Anteil in den Abbildungen A.8a bis A.8d zugehörige relative geschädigte Anteil ist in den Abbildungen A.9a bis A.9d dargestellt. Auch für das Integral der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  kommt es in  $x_{\text{ref}} = 1/2L$  zu einem numerischen Fehler. Die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  für den höchsten geschädigten Anteil für  ${}_{4,1}A^g(\eta_w)$  hängt von der Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  ab. Dabei wandert die Sensorposition für den höchsten relative Schädigungsanteil  ${}_{4,1}A^g(\eta_w)$  für den ersten Abschnitt von  $x_{\text{ref}} = 0.2585L$  für  $\Delta EI = 5\%$  nach  $x_{\text{ref}} = 0.2572L$  für  $\Delta EI = 50\%$ . Im zweiten bis vierten Abschnitt hängt der höchste relative Schädigungsanteil nicht von der Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  ab. Im zweiten Abschnitt ist der Schädigungsanteil  ${}_{4,2}A^g$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.2424L$  am höchsten sowie im dritten  ${}_{4,3}A^g$  und vierten Abschnitt  ${}_{4,4}A^g$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = 0.2324L$ . Der höchste geschädigte Anteil für die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI = 5\%$  liegt für  ${}_{4,1}A^g$  bei 1.8%, für  ${}_{4,2}A^g$  bei 1.9%, für  ${}_{4,3}A^g$  bei 1.5% und für  ${}_{4,4}A^g$  bei 1.5%. Der relative geschädigte Anteil übersteigt für keine Sensorposition den geschädigten Anteil.



**Abbildung A.9:** Relativer ungeschädigter  ${}_{4,1}A_{4,1}$  und geschädigten Anteil  ${}_{4,1}A_{4,1}^g$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  über der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$ . Die Schadensposition liegt zwischen  $b_1 = 2/10L$  und  $b_2 = 3/10L$ . Die gleichfarbigen Linien gehören zu einer Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$ . Die gestrichelten Linien stellen den ungeschädigten Anteil dar und die durchgezogenen Linien den geschädigten Anteil.

## A.7 Konturplots der relativen Differenz der unterteilten Einflusslinien

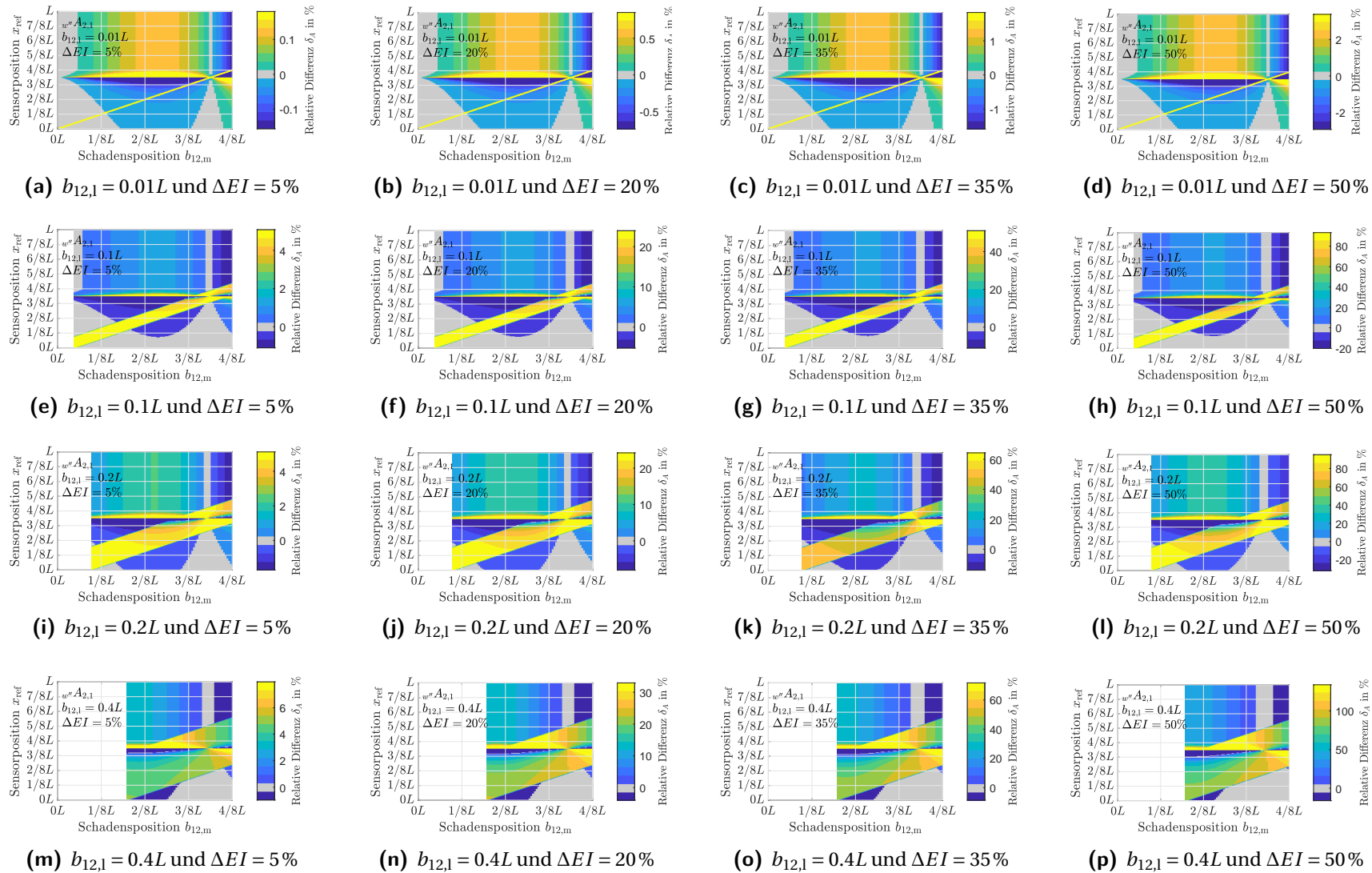
Als Ergänzung zu Abschnitt 3.4 wird in Anhang A.7.1 das Integral für eine Unterteilung der Einflusslinie in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte und in Anhang A.7.2 eine in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte untersucht. Die Struktur der Abbildungen A.10 bis A.21 ist der in den Abbildungen 3.8 und 3.9 gleich. Die Beschreibung der Untersuchung kann Abschnitt 3.4.1 entnommen werden.

### A.7.1 Unterteilung in $n_{\text{Sek}} = 2$

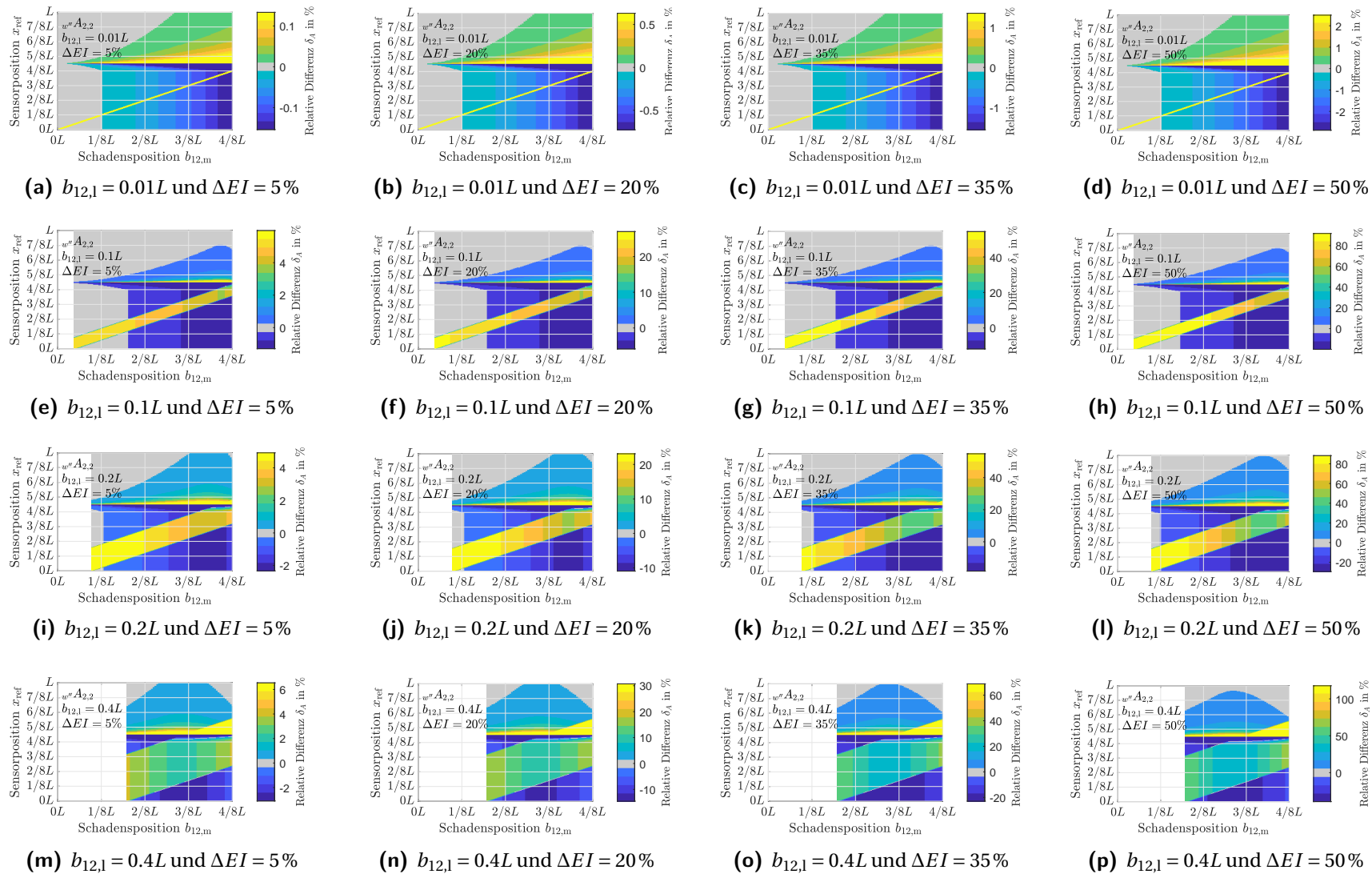
Das erste der beiden Integrale von  $0L$  bis  $1/2L$  für eine Unterteilung der Krümmungseinflusslinie in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte in Abbildung A.10 weist ebenfalls schwer wahrnehmbare Schadenspositionen auf wie Abbildung 3.9 für das Integral von  $0L$  bis  $L$ . Diese Schadenspositionen unterscheiden sich für  $w'' A_{2,1}$  in Abbildung A.10 von denen für  $w'' A$  in Abbildung 3.8. Dies sind für die Schadenslänge

- $b_{12,1} = 0.01L$  die Schadensposition  $b_{12,m} \approx 0.437L$ , für
- $b_{12,1} = 0.1L$  die Position  $b_{12,m} \approx 0.433L$ , für
- $b_{12,1} = 0.2L$  die Position  $b_{12,m} \approx 0.426L$  und für
- $b_{12,1} = 0.4L$  die Position  $b_{12,m} \approx 0.429L$ .

Das heißt, dass sich der graue Bereich für eine steigende Schadenslänge über eine kleinere Distanz als für das Integral über den kompletten Balken  $w'' A$  in Abbildung 3.8 verschiebt. Für das Integral der Krümmungseinflusslinie  $w'' A_{2,2}$  von  $1/2L$  bis  $L$  in Abbildung A.11 steigt die relative Integraldifferenz je weiter der Schaden sich in Richtung Balkenmitte bewegt, wobei ein Schaden in der Nähe vom linken Lager zu einer niedrigen relativen Integraldifferenz führt. Eine hohe relative Integraldifferenz kann für  $w'' A_{2,1}$  und für  $w'' A_{2,2}$  für Sensorpositionen, die innerhalb des Schadens liegen, erwartet werden. Die schadenssensitivsten Sensorposition bleiben für eine Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte erhalten. Jedoch liegen diese für  $w'' A_{2,1}$  in Abbildung A.10 in  $x_{\text{ref}} = 7/16L$  und für  $w'' A_{2,2}$  in Abbildung A.11 in  $x_{\text{ref}} = 9/16L$ .



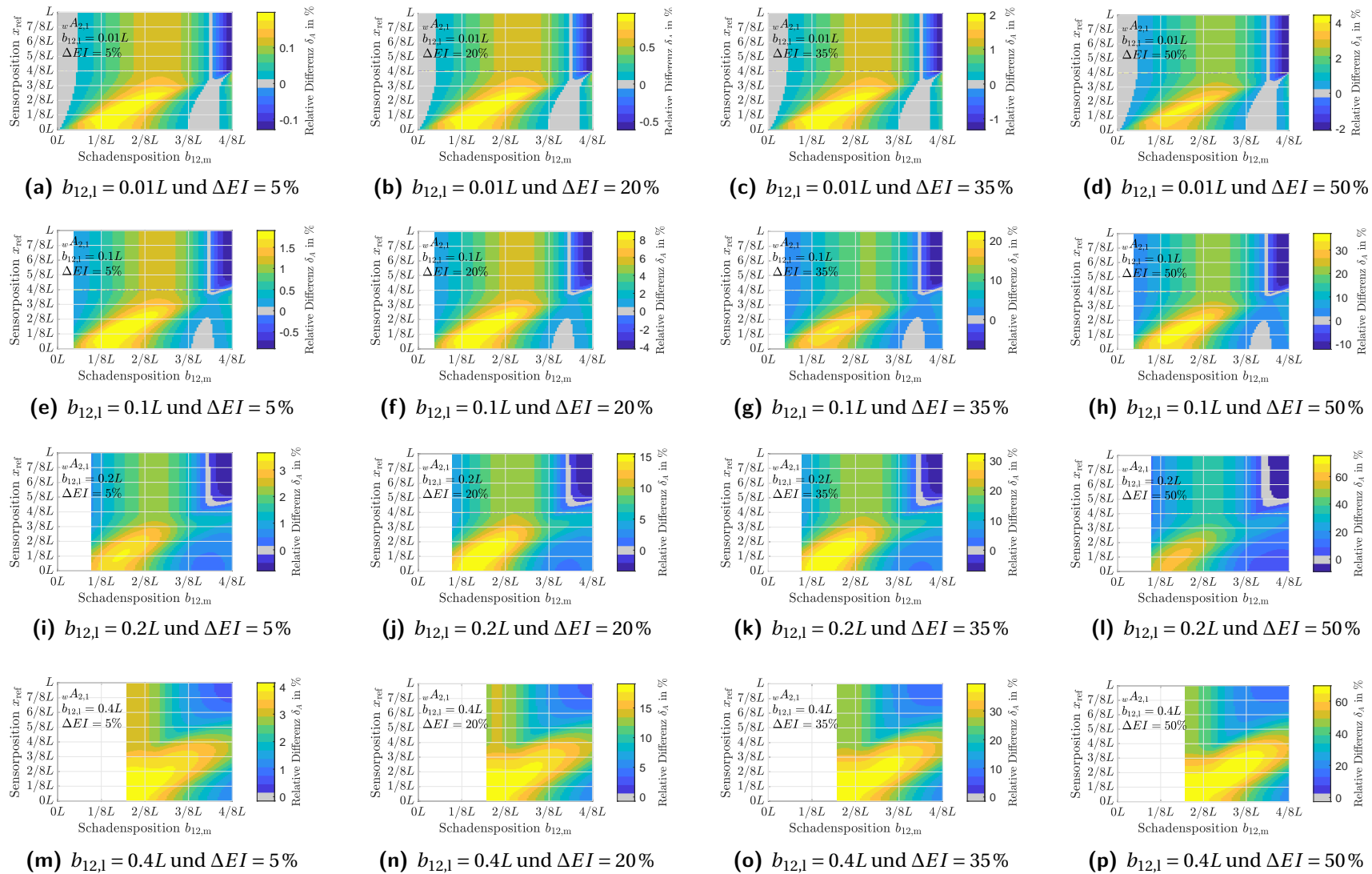
**Abbildung A.10:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w'' A_{2,1}$ .  $w'' A_{2,1}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 2$  dem ersten Abschnitt und somit dem Integral von  $0L$  bis  $1/2L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



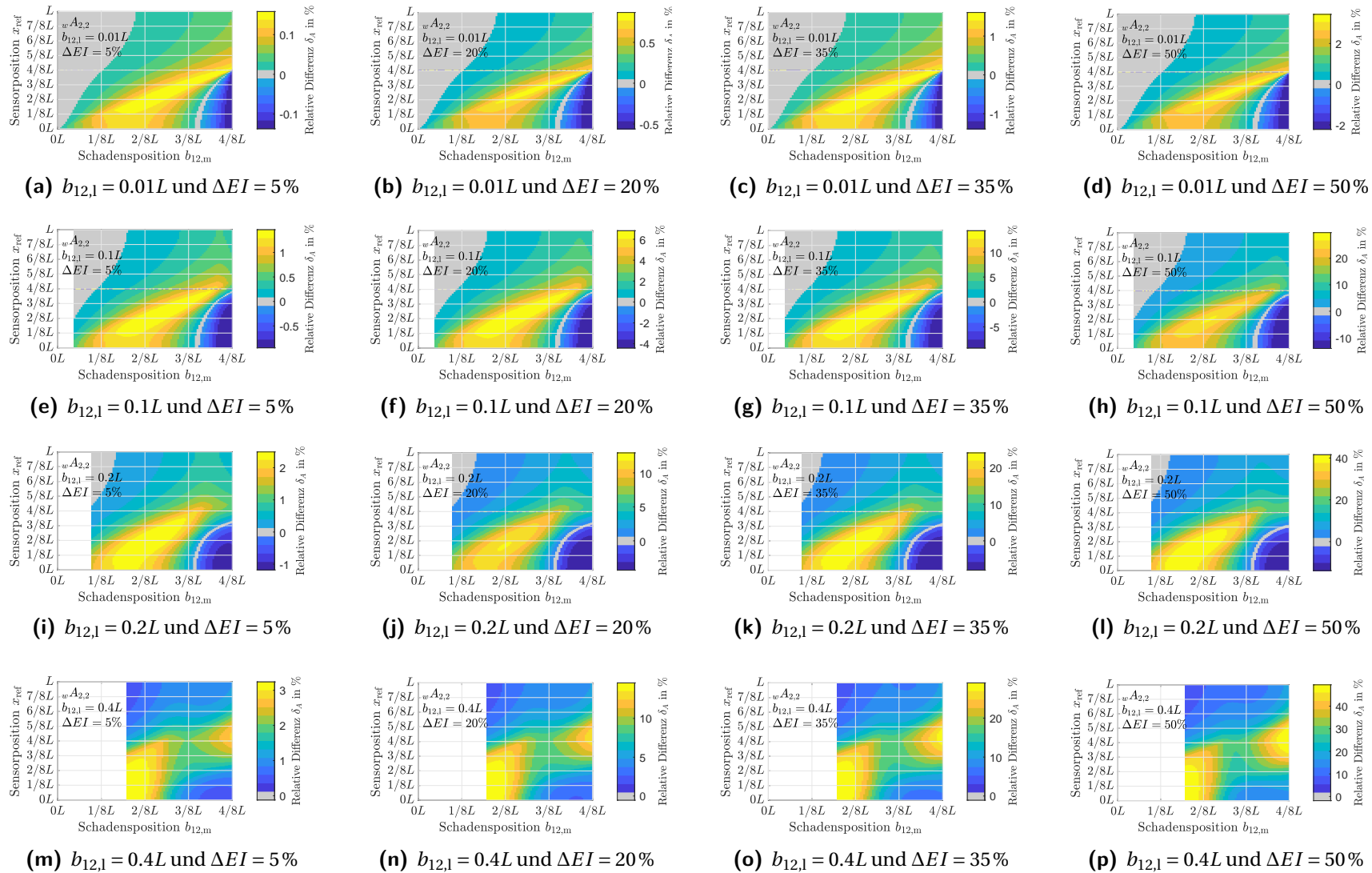
**Abbildung A.11:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w'' A_{2,2}$ .  $w'' A_{2,2}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 2$  dem zweiten Abschnitt und somit dem Integral von  $1/2L$  bis  $L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



Das Integral für eine Unterteilung der Verschiebungseinflusslinie  ${}_w\eta$  in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte für  $A_{2,1}(\eta_w)$  kann Abbildung A.12 und für  $A_{2,2}(\eta_w)$  Abbildung A.13 entnommen werden. Auch für  ${}_wA_{2,1}$  und  ${}_wA_{2,2}$  gilt, dass Schadenspositionen  $b_{12,m}$  am besten erkannt werden, die Nahe der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  liegen. Schäden nahe den äußeren Lagern können mit  $A_{2,1}(\eta_w)$  in Abbildung A.12 und  $A_{2,2}(\eta_w)$  in Abbildung A.13 besser erkannt werden als mit der Krümmungseinflusslinie  ${}_w''\eta$ . Die Hohe Schadenssensitivität für  $n_{\text{Sek}} = 1$  für Sensoren nahe dem mittleren Lager  $x_{\text{ref}} \approx 1/2L$  ist weder für  $A_{2,1}(\eta_w)$  in Abbildung A.12 noch für  $A_{2,2}(\eta_w)$  in Abbildung A.13 vorhanden. Die schwer festzustellenden Schadenspositionen (grauen Bereiche) fallen für  ${}_wA_{2,1}$  in Abbildung A.12 kleiner aus als für  ${}_w''A_{2,1}$  in Abbildung A.10 und verschwinden mit steigender Schadenslänge. Ansonsten liegen die grauen Bereiche für  ${}_wA_{2,1}$  für vergleichbare Schadenspositionen wie für  ${}_w''A_{2,1}$  vor.



**Abbildung A.12:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $wA_{2,1}$ .  $wA_{2,1}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 2$  dem ersten Abschnitt und somit dem Integral von  $0L$  bis  $1/2L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



**Abbildung A.13:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $wA_{2,2}$ .  $wA_{2,2}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 2$  dem zweiten Abschnitt und somit dem Integral von  $1/2L$  bis  $L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .

## A.7.2 Unterteilung in $n_{\text{Sek}} = 4$

Die Konturbilder der relativen Integraldifferenz für eine Unterteilung der Krümmungseinflusslinie in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte kann den Abbildungen A.14 bis A.17 entnommen werden. Für die Integrale  $w'' A_{4,1}$ ,  $w'' A_{4,2}$ ,  $w'' A_{4,3}$  und  $w'' A_{4,4}$  in den Abbildungen A.14 bis A.17 ist erneut die höchste relative Integraldifferenz  $\delta_A$  in der Diagonalen wiederzufinden. In Abbildung A.14 liegt der graue Bereich für  $w'' A_{4,1}$  für eine Schadenslänge

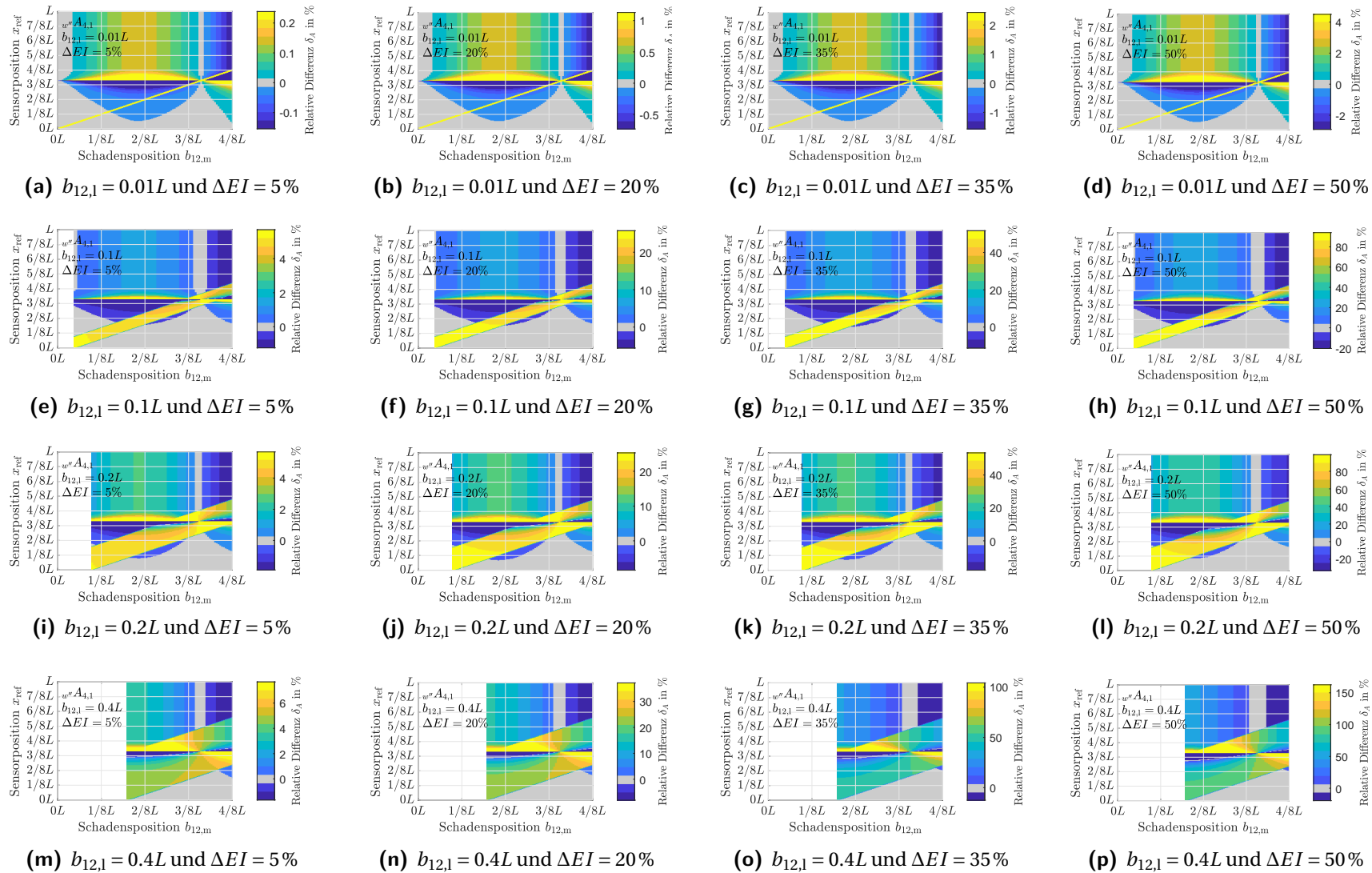
- von  $b_{12,1} = 0.01L$  in der Schadensposition  $b_{12,m} \approx 0.411L$ ,
- für  $b_{12,1} = 0.1L$  in der Schadensposition  $b_{12,m} \approx 0.408L$ ,
- für  $b_{12,1} = 0.2L$  in der Schadensposition  $b_{12,m} \approx 0.402L$  und
- für  $b_{12,1} = 0.4L$  in der Schadensposition  $b_{12,m} \approx 0.405L$

sowie für  $A_{4,2}(\eta_{w''})$  in Abbildung A.15 in

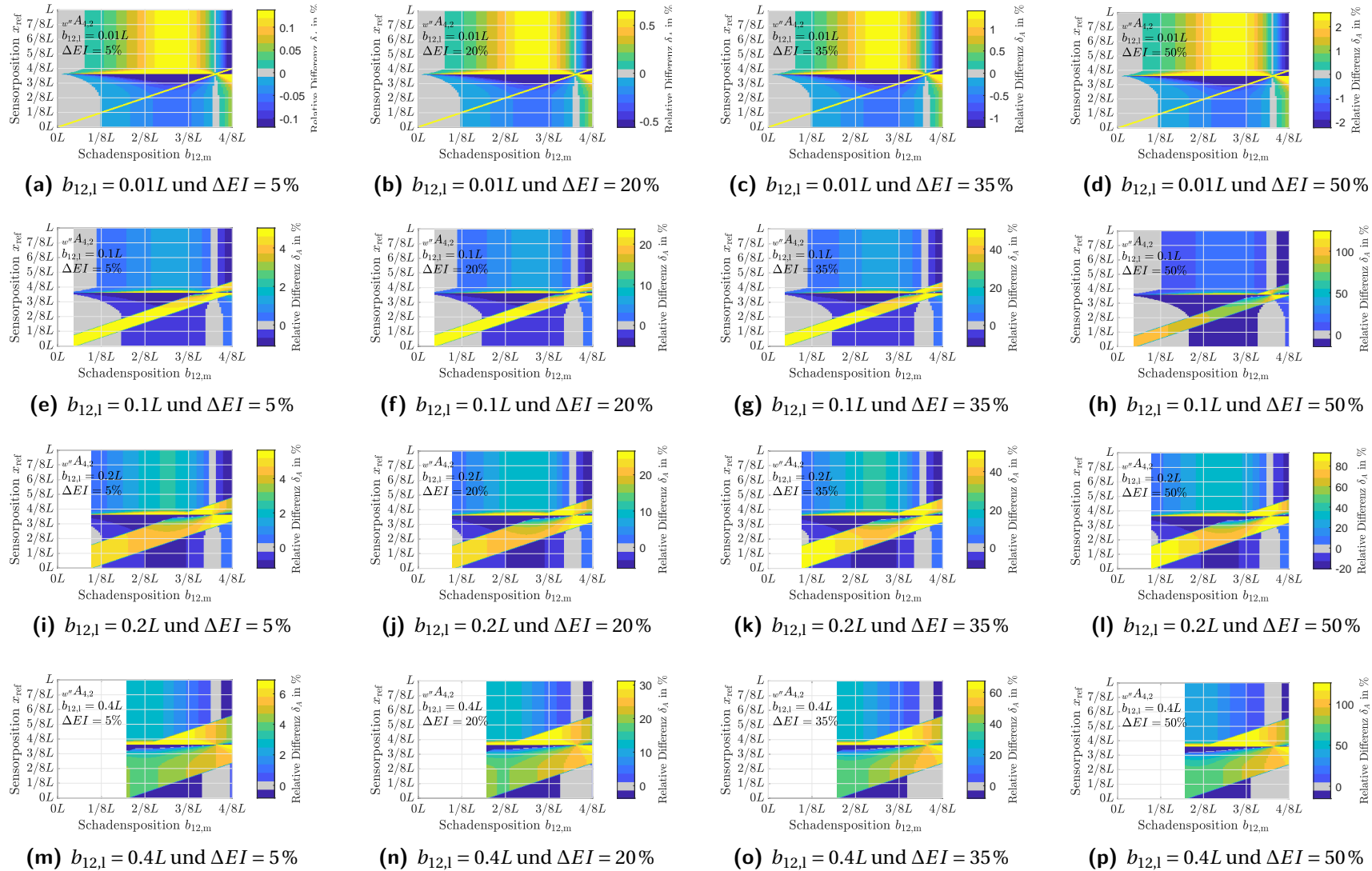
- $b_{12,m} \approx 0.452L$  für  $b_{12,1} = 0.01L$ ,
- $b_{12,m} \approx 0.447L$  für  $b_{12,1} = 0.1L$ ,
- $b_{12,m} \approx 0.443L$  für  $b_{12,1} = 0.2L$  und
- $b_{12,m} \approx 0.453L$  für  $b_{12,1} = 0.4L$ .

Die schadenssensitivste Sensorposition ist

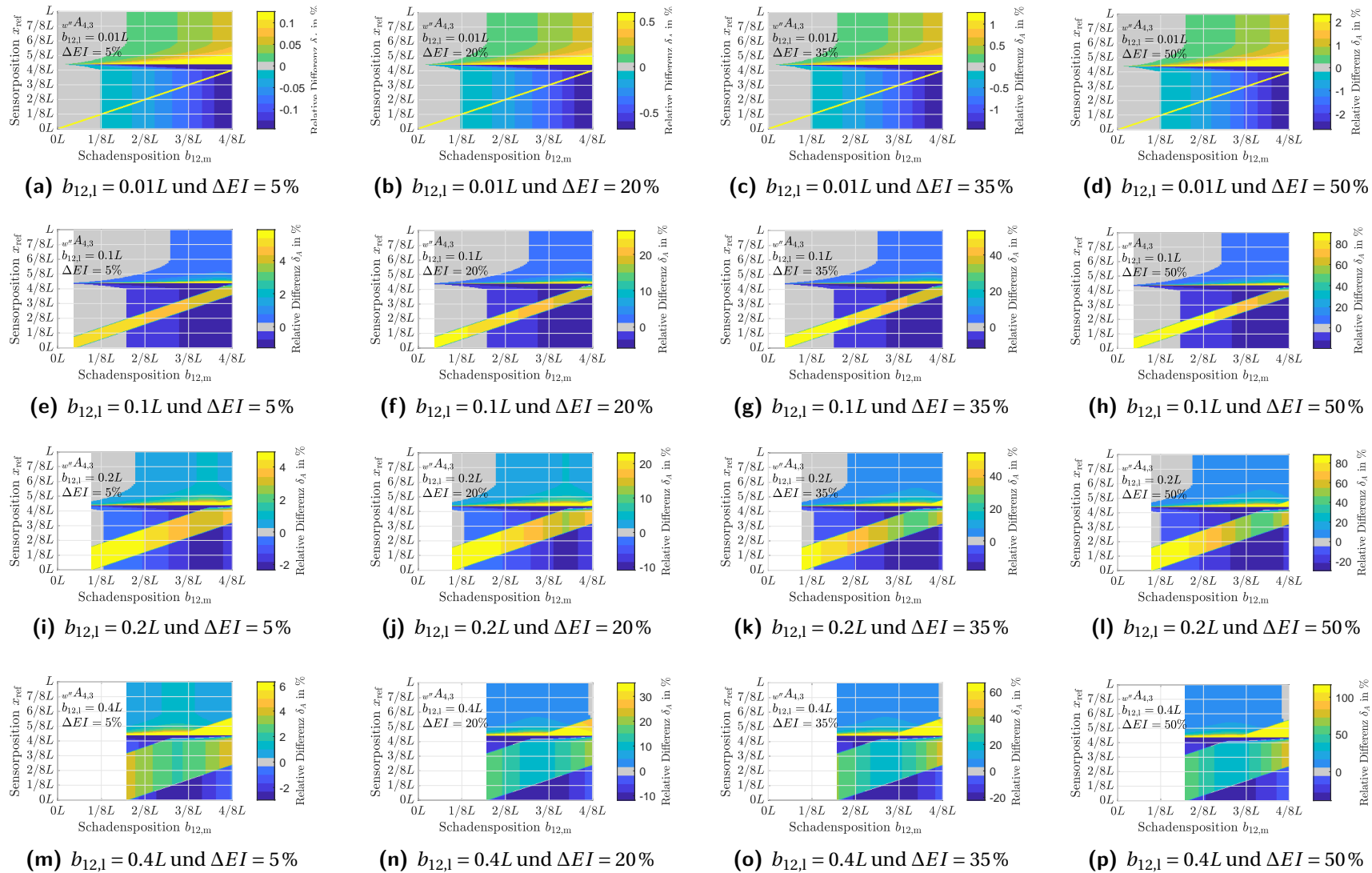
- für  $w'' A_{4,1}$  in Abbildung A.14 in  $x_{\text{ref}} = 16/39L$ ,
- für  $w'' A_{4,2}$  in Abbildung A.15 in  $x_{\text{ref}} = 0.45137875L$ ,
- für  $w'' A_{4,3}$  in Abbildung A.16 in  $x_{\text{ref}} = 0.54862125L$  und
- für  $w'' A_{4,4}$  in Abbildung A.17 in  $x_{\text{ref}} = 23/39L$ .



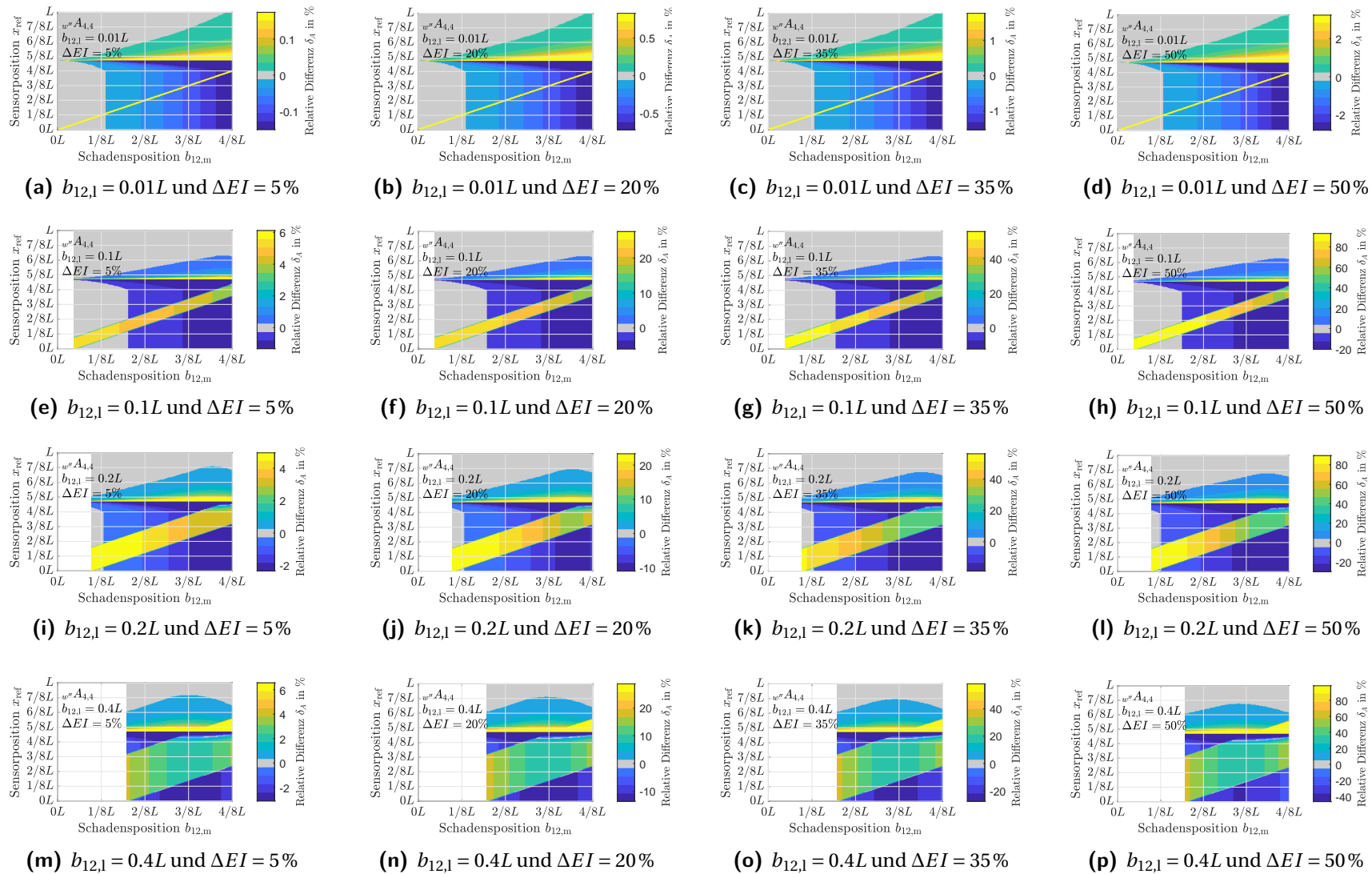
**Abbildung A.14:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w'' A_{4,1}$ .  $w'' A_{4,1}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  dem ersten Abschnitt und somit dem Integral von  $0L$  bis  $1/4L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



**Abbildung A.15:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w''A_{4,2}$ .  $w''A_{4,2}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  dem zweiten Abschnitt und somit dem Integral von  $1/4L$  bis  $2/4L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



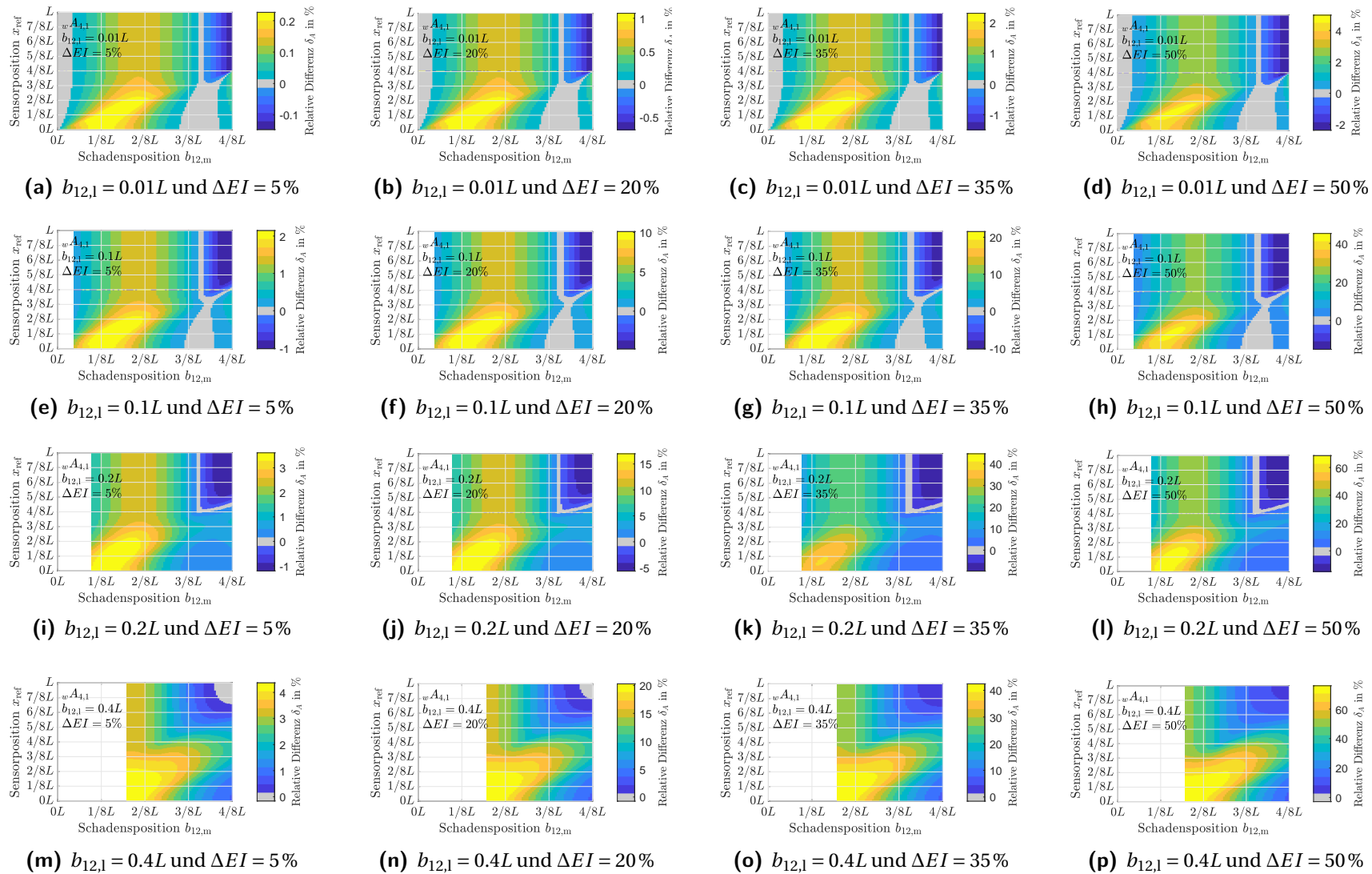
**Abbildung A.16:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w'' A_{4,3}$ .  $w'' A_{4,3}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  dem dritten Abschnitt und somit dem Integral von  $2/4L$  bis  $3/4L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



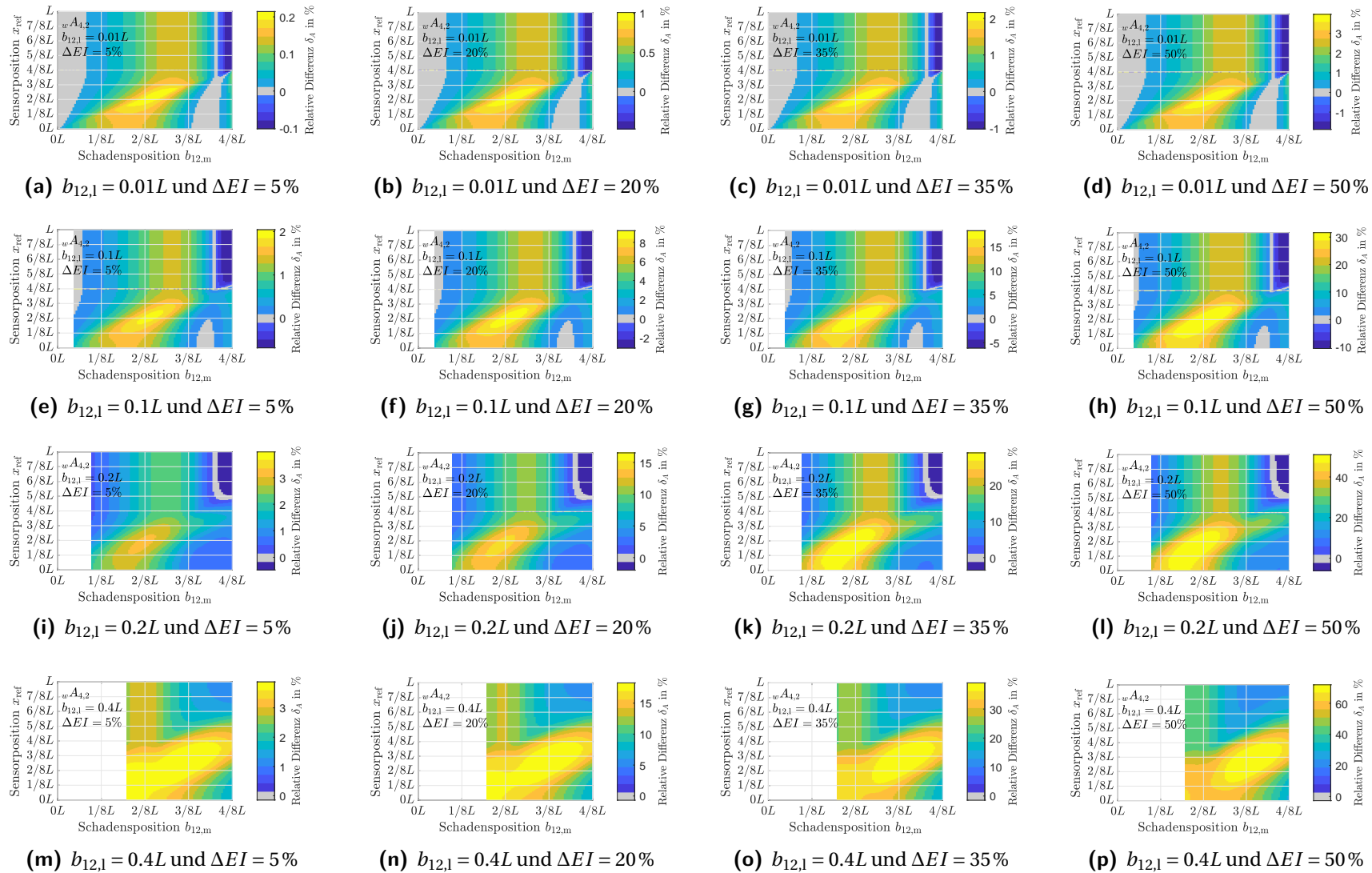
**Abbildung A.17:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Krümmungseinflusslinie  $w'' A_{4,4}$ .  $w'' A_{4,4}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  dem vierten Abschnitt und somit dem Integral von  $3/4L$  bis  $L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



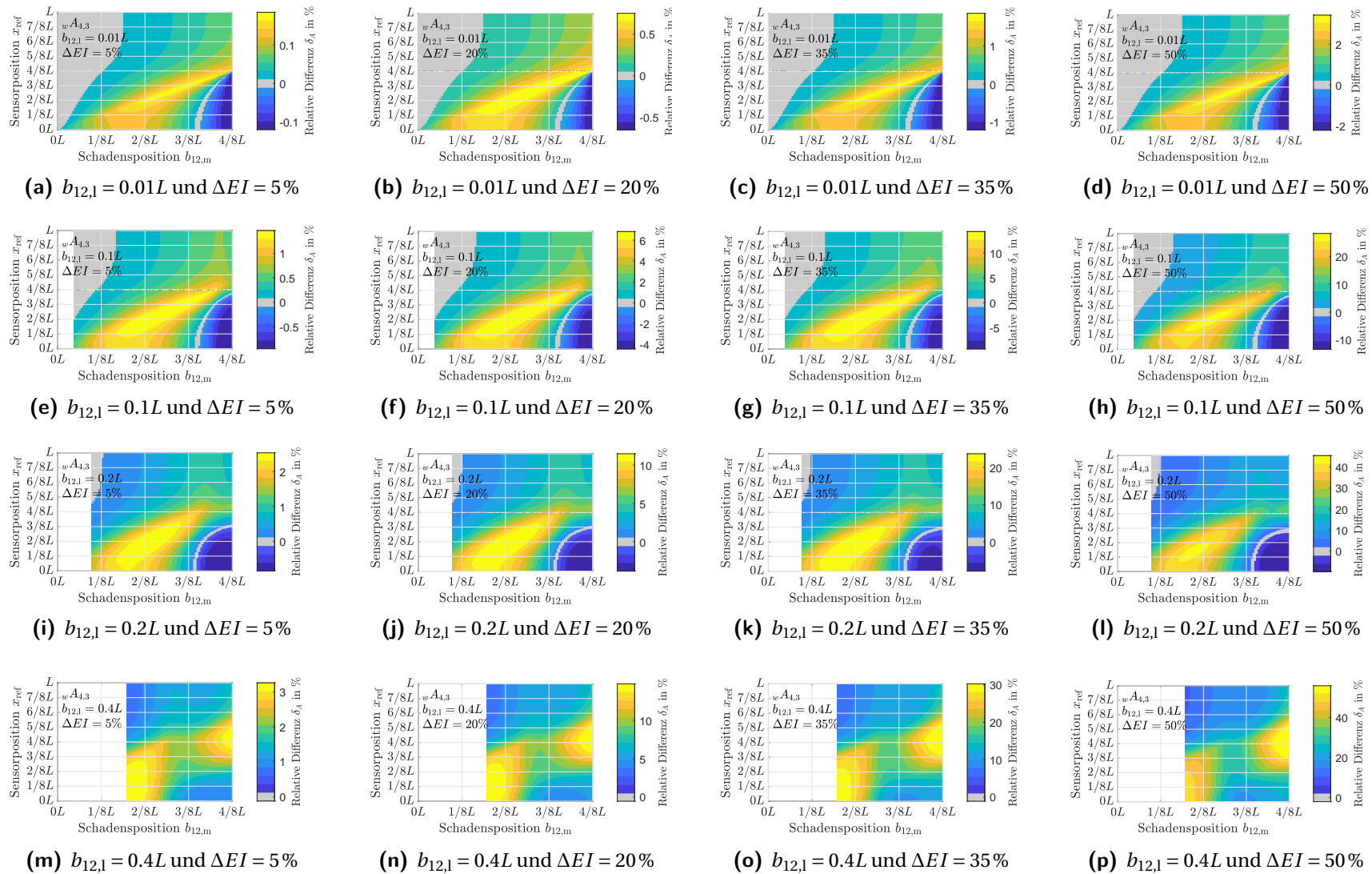
Für die Unterteilung der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte im Anhang A.7.2 gilt wie bisher für alle Integrale  $wA_{4,1}$ ,  $wA_{4,2}$ ,  $wA_{4,3}$  und  $wA_{4,4}$  in den Abbildungen A.18 bis A.21, dass eine höhere relative Integraldifferenz beobachtet werden kann, wenn die Sensorposition in der Nähe der Schadenspositionen liegt. Auch mit  $wA_{4,1}$ ,  $wA_{4,2}$ ,  $wA_{4,3}$  und  $wA_{4,4}$  können Schäden besser an den äußeren Lagern festgestellt werden als mit den integrierten Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und es gibt wieder Schadensposition, die eine niedrige relative Integraldifferenz für alle Sensorpositionen aufweisen. Diese Schadenspositionen entsprechen für  $wA_{4,1}$  und  $wA_{4,2}$  denen für  $w''A_{4,1}$  und  $w''A_{4,2}$ . Jedoch verschwinden die grauen Bereiche sobald die Schadenslänge steigt.



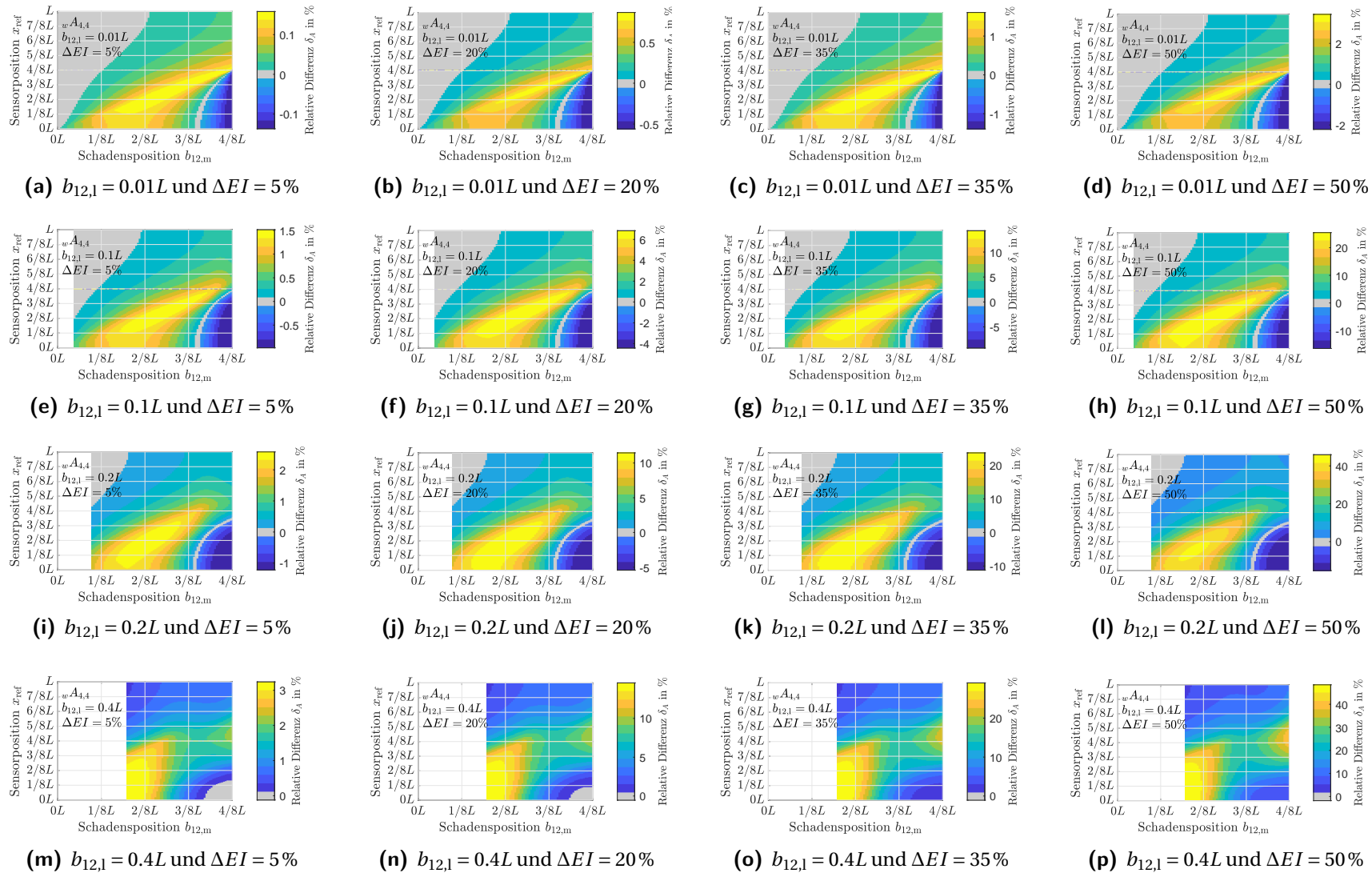
**Abbildung A.18:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $wA_{4,1}$ .  $wA_{4,1}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  dem ersten Abschnitt und somit dem Integral von  $0L$  bis  $1/4L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



**Abbildung A.19:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $wA_{4,2}$ .  $wA_{4,2}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  dem zweiten Abschnitt und somit dem Integral von  $1/4L$  bis  $2/4L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



**Abbildung A.20:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $wA_{4,3}$ .  $wA_{4,3}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  dem dritten Abschnitt und somit dem Integral von  $2/4L$  bis  $3/4L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



**Abbildung A.21:** Konturbilder für die relative Integraldifferenz  $\delta_A$  des Integrals der Verschiebungseinflusslinie  $wA_{4,4}$ .  $wA_{4,4}$  entspricht bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  dem vierten Abschnitt und somit dem Integral von  $3/4L$  bis  $L$ . Farblich ist die relative Integraldifferenz aufgezeigt. Auf der Abszisse ist der Schadensposition  $b_{12,1}$  und auf der Ordinate ist die Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  aufgetragen. In den Einzelbildern wird von links nach rechts die Biegesteifigkeitsreduktion  $\Delta EI$  erhöht und von oben nach unten die Schadenslänge  $b_{12,1}$ .



## B Modale Parameter

### B.1 Relative Differenz für die Variation des Flächenträgheitsmoment

Bei einer Änderung des Flächenträgheitsmoments

$$\Delta I = \frac{I_1 - I_2}{I_1} \quad (\text{B.1})$$

innerhalb des Schadensortes  $b_1$  und  $b_2$  ist die Punktmasse  $m$  nicht mehr konstant für jedes Element, da diese nach Gleichung (2.61) von der Querschnittsfläche

$$A_g = b_g \cdot h_g, \quad g \in \{1, 2\} \quad (\text{B.2})$$

abhängt. Der Index  $g$  gibt an, ob der Querschnitt  $g = 2$  innerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  liegt oder außerhalb  $g = 1$ . Somit muss Gleichung (2.61) in

$$m_i = \frac{1}{2} (A_i + A_{i+1}) \cdot l_{el} \cdot \rho \quad \forall \text{ Knoten } i = \{2, 3, \dots, n_{el}\}, \quad (\text{B.3})$$

umformuliert werden muss. Dabei sitzt das Element  $i$  zwischen den Knoten  $i$  und  $i+1$ . In die Punktmasse  $i$  fließt die Hälfte der Masse vom linken Element ( $i$ ) und die Hälfte des rechten Elements  $i+1$  ein. Die Elementlänge  $l_{el}$  ist für alle Elemente konstant. Für  $A_i$  gilt  $A_1$  wenn das Element außerhalb des Schadens  $b_1$  und  $b_2$  liegt und  $A_2$  für innerhalb.

In dieser Arbeit wird die Balkenbreite als Konstant angenommen

$$b = b_1 = b_2. \quad (\text{B.4})$$

Dies führt auf die Höhe

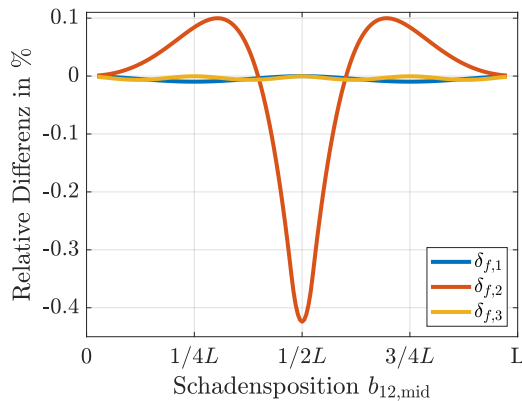
$$h_2 = \sqrt[3]{1 - \Delta I} h_1. \quad (\text{B.5})$$

bzw. auf den Querschnitt

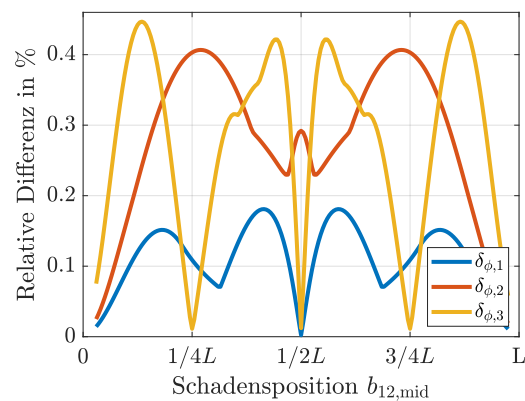
$$A_2 = \sqrt[3]{1 - \Delta I} A_1 \quad (\text{B.6})$$

Bei einer Reduktion des Flächenträgheitsmoments um  $\Delta I = 5\%$  ergibt sich die Höhe  $h_2 = 0.9830h_1$  bzw. der Querschnitt  $A_2 = 0.9830A_1$ . Daraus folgt, dass die Änderung des Flächenträgheitsmoments um  $\Delta I = 5\%$  zu einer Massenänderung von nur  $5\%$  nach Gleichung (B.6)

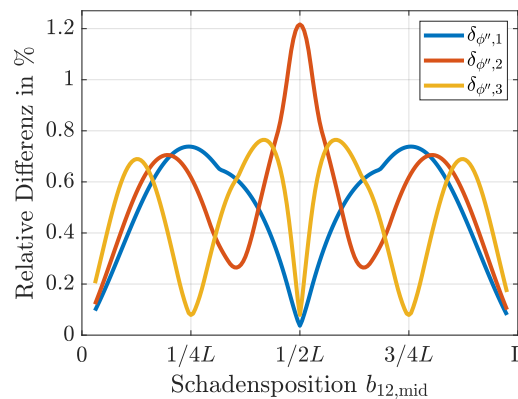
führt. Dies bestätigen die Ergebnisse für die relative Differenz für  $\Delta I = 5\%$  in Abbildung B.1. Die relative Differenz fällt durch weg kleiner oder gleich aus als die für  $\Delta E = 5\%$  in Abschnitt 3.1. Die relative Differenz der Eigenfrequenz  $\delta_f$  in Abbildung B.1a fällt für die ungeraden Eigenfrequenzen  $\delta_{f,1}$  und  $\delta_{f,3}$  deutlich kleiner aus im Vergleich zu der in Abbildung 3.1b. Nur ein Schaden in der Balkenhälfte führt bei der zweiten Eigenfrequenz  $f_2$  zu einer relativen Differenz von 0.4241 %, die fast der in Abbildung 3.1b entspricht.



(a) Relative Differenz der Eigenfrequenzen  $\delta_{f,j}$  des geschädigten Balkens gegenüber dem ungeschädigten Balkens.



(b) Relative Differenz der Eigenmoden  $\delta_{\phi,j}$  des geschädigten Balkens gegenüber dem ungeschädigten Balkens.



(c) Relative Differenz der Krümmungseigenmoden  $\delta_{\phi'',j}$  des geschädigten Balkens gegenüber dem ungeschädigten Balkens.

**Abbildung B.1:** Modale Parameter und relative Differenz zwischen geschädigten und ungeschädigten Balken für unterschiedliche Schadenspositionen  $b_{12,m}$ . Schadenslänge liegt immer bei  $b_{12,1} = 1/20L$  und die Schadenshöhe bei  $\Delta I = 5\%$ .

Während  $\delta_{\phi,3}$  für  $\Delta E = 5\%$  in Abbildung B.1b bis zu 1.0571 % betragen konnte, liegt die relative Differenz  $\delta_{\phi}$  für  $\Delta I = 5\%$  in Abbildung 3.1c für die ersten drei Eigenmoden unterhalb von 0.45 %. Die relative Differenz der Krümmungseigenmoden  $\delta_{\phi''}$  bleibt in Abbildung B.1c für die meisten Schäden unter 0.8 %. Nur ein Schaden in Balkenmitte  $L/2$  führt für die zweite



Krümmungseigenmode auf  $\delta_{\phi'',2} = 1.2166\%$ , der fast gleich dem Wert für  $\Delta E = 5\%$  in Abbildung 3.1d ist.

Für die Reduktion der Höhe  $h_2$  um  $\Delta h$  gilt

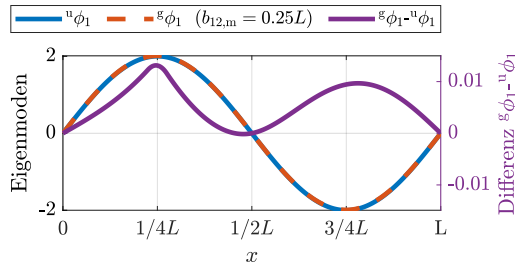
$$I_2 = (1 - \Delta h)^3 I_1, \quad (\text{B.7})$$

was bei  $\Delta h = 5\%$  auf  $I_2 = 0.8574 I_1$  führen würde. Durch die kubische Nichtlinearität in Gleichung (2.40) macht sich die Reduktion der Höhe viel stärker bemerkbar.

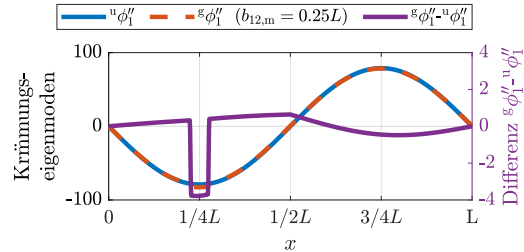
## B.2 Differenz über Längskoordinate $x$ für ausgewählte Krümmungs-/Eigenmoden

Der Unterschied zwischen den Eigenmode für den ungeschädigten (—) und den geschädigten Balken (—) ist in Abbildung B.2 schlecht erkennbar. Alle geschädigten Balken in Abbildung B.2 haben die Schadenshöhe  $\Delta E = 5\%$  und die Schadenslänge  $b_{12,1} = 1/20L$ . Der Schadensmittelpunkt beträgt  $b_{12,m} = 1/4L$  in den Abbildungen B.2a und B.2b,  $b_{12,m} = 1/2L$  in den Abbildungen B.2c und B.2d und  $b_{12,m} = 1/8L$  in den Abbildungen B.2e und B.2f. Das heißt die Eigenmoden bzw. Krümmungseigenmoden stellen in etwa die Schadensposition  $b_{12,m}$  im Balken dar, bei denen nach Abbildung 3.1 die höchste relative Differenz zu erwarten ist. Die —-Linie stellt die Differenz in Abbildung B.2 zwischen dem ungeschädigten und geschädigten Zustand dar. Die drei Eigenmoden in den Abbildungen B.2a, B.2c und B.2e stellen die drei Eigenmoden in Abbildung 3.1a dar. Die erste Krümmungseinflusslinie  ${}^u\phi_1''$  bzw.  ${}^g\phi_1''$  in Abbildung B.2b wurde durch zweimaliges Ableiten aus den Eigenmoden  ${}^u\phi_1$  bzw.  ${}^g\phi_1$  in Abbildung B.2a bestimmt. Selbes gilt für die zweite Krümmungseigenmode in Abbildung B.2d und die dazugehörige Eigenmode in Abbildung B.2c sowie für die dritte Krümmungseigenmode in Abbildung B.2f und die dazugehörige Eigenmode in Abbildung B.2e.

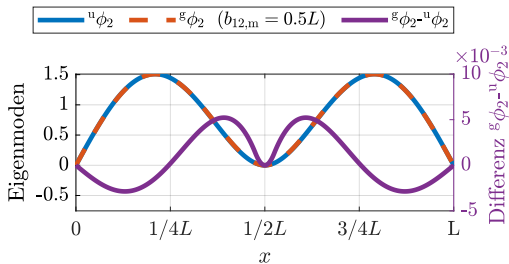
Die Differenz der Eigenmoden (—) in den Abbildungen B.2a und B.2e ist in Schadenshöhe am größten. In Abbildung B.2c ist die Differenz (—) Null. Während die Differenz der Eigenmoden in den Abbildungen B.2a, B.2c und B.2e kontinuierlich über die Balkenlänge verläuft, liegen in der Differenz der Krümmungseinflusslinie in den Schadensgrenzen  $b_1$  und  $b_2$  Sprünge vor.



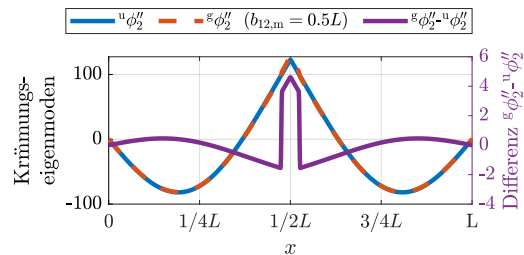
(a) Vergleich der ersten Eigenmode für den ungeschädigten Balken  ${}^u\phi_1$  mit der  ${}^s\phi_1$  für einen Schaden in  $b_{12,m} = 1/4L$ .



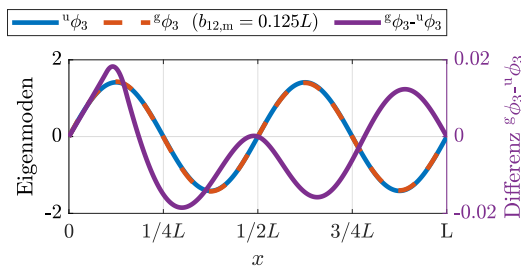
(b) Vergleich der Krümmung der ersten Eigenmode für den ungeschädigten Balken  ${}^u\phi_1''$  mit der  ${}^s\phi_1''$  für einen Schaden in  $b_{12,m} = 1/4L$ .



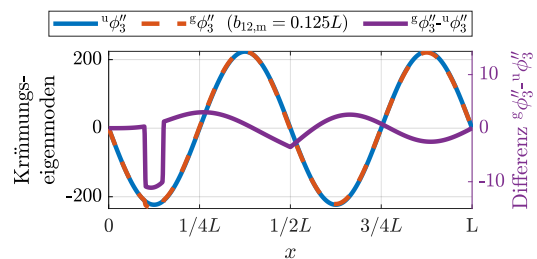
(c) Vergleich der zweiten Eigenmode für den ungeschädigten Balken  ${}^u\phi_2$  mit der  ${}^s\phi_2$  für einen Schaden in  $b_{12,m} = 1/2L$ .



(d) Vergleich der Krümmung der zweiten Eigenmode für den ungeschädigten Balken  ${}^u\phi_2''$  mit der  ${}^s\phi_2''$  für einen Schaden in  $b_{12,m} = 1/2L$ .



(e) Vergleich der dritten Eigenmode für den ungeschädigten Balken  ${}^u\phi_3$  mit der  ${}^s\phi_3$  für einen Schaden in  $b_{12,m} = 1/8L$ .



(f) Vergleich der Krümmung der dritten Eigenmode für den ungeschädigten Balken  ${}^u\phi_3''$  mit der  ${}^s\phi_3''$  für einen Schaden in  $b_{12,m} = 1/8L$ .

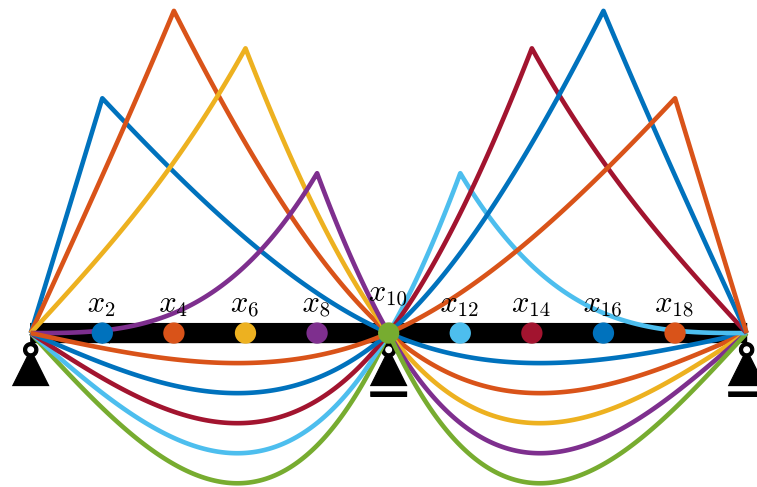
**Abbildung B.2:** Vergleich der Eigenmoden bzw. Krümmungseigenmoden für den ungeschädigten und geschädigten Balken. Die Schadenshöhe ist immer  $\Delta E = 5\%$  und die Schadenslänge  $b_{12,1} = 1/20L$ . Der Schadensmittelpunkt  $b_{12,m}$  variiert für die einzelnen Abbildungen.

## C Visualisierung der Merkmale

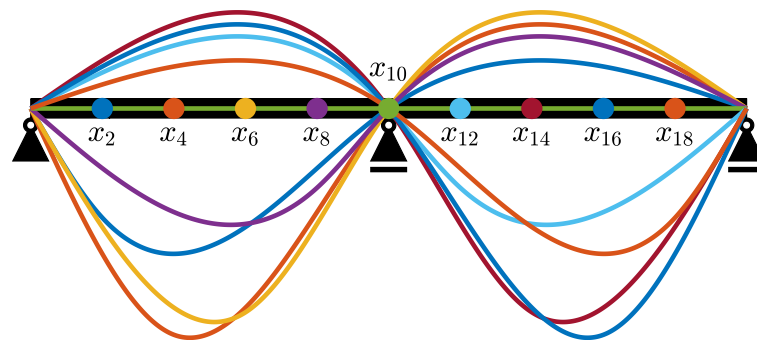
Im Folgenden werden die in Abschnitt 3.2 vorgestellten Merkmale visualisiert. Hierfür wird der Testdatensatz aus der Betrachtung am analytischen Biegebalken, der in Abschnitt 4.1 beschrieben ist, verwendet. Der Trainingsdatensatz besteht aus 1 000 ungeschädigten und 1 000 geschädigten Balken. Es wird der Datensatz ohne Rauschen betrachtet. Die charakteristischen Einflusslinien ist für eine Auswahl der verwendeten 19 Sensorpositionen in Abbildung 4.1 dargestellt. In Abbildung C.1a ist der qualitative Verlauf der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  für die Sensorpositionen mit geradem Index abgebildet sowie die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Abbildung C.1b. Die Kurven in den Abbildungen C.1a und C.1b stellen den Verlauf der Einflusslinien über der Lastposition  $d_F$  dar.

Die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Abbildung C.1a haben ihr Maximum immer wenn die Last  $d_F$  gleich der Sensorposition  $x_{\text{ref}}$  entspricht. Die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Abbildung C.1a und die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Abbildung C.1b haben gespiegelte Verläufe wenn die Sensorpositionen gespiegelt wird. Die Verschiebung im Balken im mittleren Lager für Sensorposition  $x_{10}$  ist aufgrund der Randbedingung immer Null, die Krümmung ist dagegen im mittleren Lager ungleich Null.

Die im Abschnitt 3.2 vorgestellten Merkmale werden im Folgenden für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  visualisiert. Hierfür werden Merkmale, die auf einem Sensor basieren, an Sensorposition  $x_4$  und Merkmale, die auf zwei Sensoren basieren, an den Sensorpositionen  $x_4$  und  $x_{12}$  veranschaulicht. Einmal wird das Merkmal in eine beispielhafte Einflusslinie eingezeichnet und einmal wird das Merkmal für den kompletten Trainingsdatensatz dargestellt.



(a) Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  für unterschiedliche Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$ .

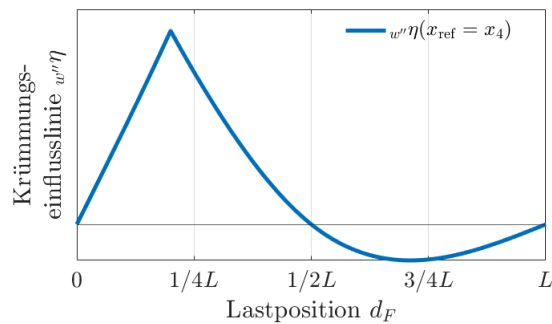


(b) Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  für unterschiedliche Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$ .

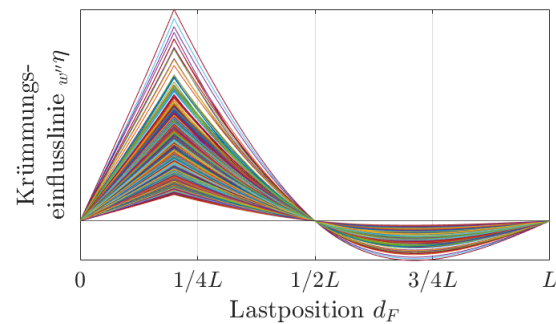
**Abbildung C.1:** Einflusslinien für unterschiedliche Sensorpositionen  $x_{\text{ref}}$ .

## C.1 Merkmal *raw*

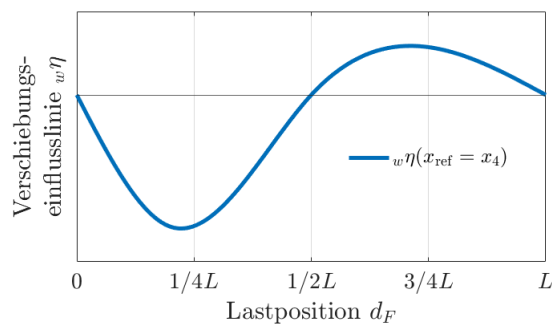
Als erstes wird das Merkmal *raw* aus Gleichung (3.5) betrachtet, welches der unverarbeiteten Einflusslinie entspricht. In Abbildung C.2a ist die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  und in Abbildung C.2c die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  für die Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  dargestellt. Das Maximum der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  ist immer in  $d_F = x_{\text{ref}}$ . In Abbildung C.2b sind alle Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  und in Abbildung C.2d sind alle Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  des Trainingsdatensatzes aufgezeigt. Nur anhand des Verlaufs kann keine Aussage über den Zustand des Balkens gemacht werden.



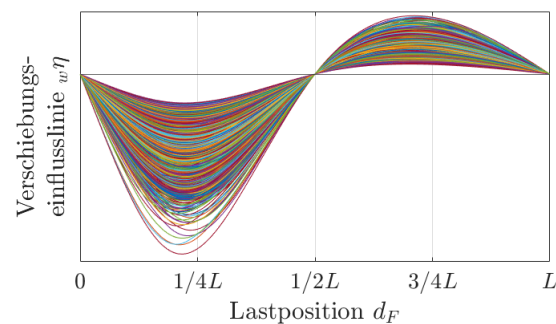
(a) Eine einzelne Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  für den ungeschädigten Fall.



(b) Alle Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  für den ungeschädigten und geschädigten Fall des Testdatensatzes.



(c) Eine einzelne Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  für den ungeschädigten Fall.

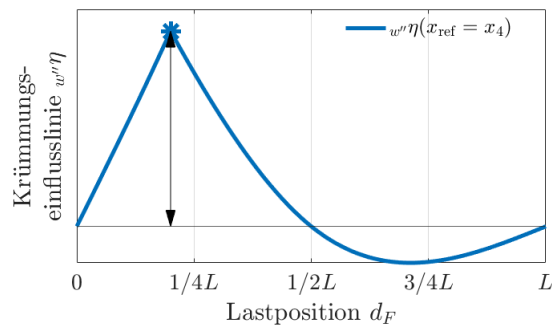


(d) Alle Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  für den ungeschädigten und geschädigten Fall des Testdatensatzes.

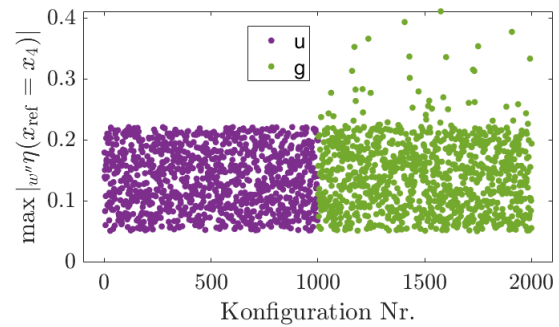
**Abbildung C.2:** Visualisierung des *raw*-Merkmals für die Einflusslinien in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ .

## C.2 Merkmal $\max|\cdot|$

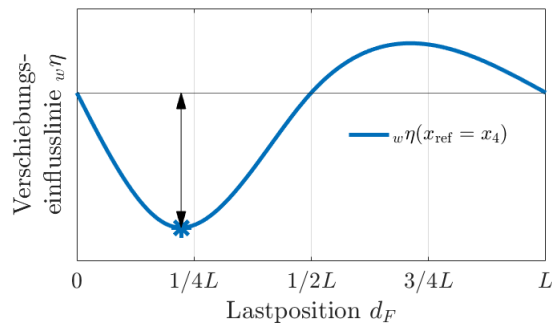
Das zweite Merkmal in Abschnitt 3.2 aus Gleichung (3.6) ist das Maximum der Einflusslinie. In Abbildung C.3a ist das Maximum für eine Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  eingetragen und Abbildung C.3b gibt das Maximum für den kompletten Trainingsdatensatz wieder. Die  $\bullet$ -Symbole stehen für die Werte des ungeschädigten Balkens und die  $\bullet$  für den geschädigten Balken. In Abbildung C.3c ist das Maximum für eine Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  und in Abbildung C.3d das absolute Maximum für den kompletten Trainingsdatensatz visualisiert. Anhand des Maximums der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  bzw. Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  kann für ein paar wenige Fälle ein Schaden herausgelesen werden, wenn ein Maximum  $\max|\cdot|$  aus der Stichprobe für den ungeschädigten Balken heraussteicht. Die Anzahl der Balken ist jedoch überschaubar.



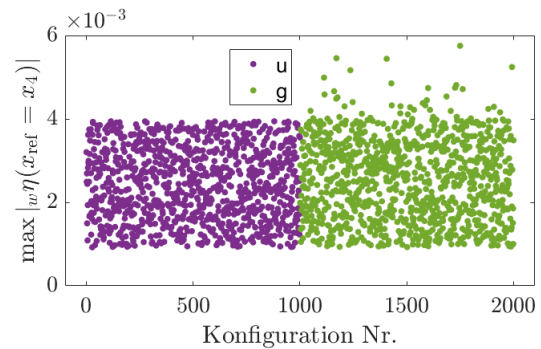
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ . Das Sternchen kennzeichnet jeweils das absolute Maximum der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  und der vertikale Pfeil weist auf das absolute Maximum hin.



(b) Das  $\max|\cdot|$ -Merkmal auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$ .



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ . Das Sternchen kennzeichnet jeweils das absolute Maximum der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  und der vertikale Pfeil weist auf das absolute Maximum hin.



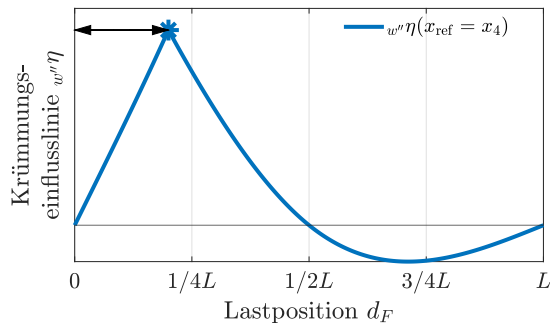
(d) Das  $\max|\cdot|$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$ .

**Abbildung C.3:** Visualisierung des  $\max|\cdot|$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ .

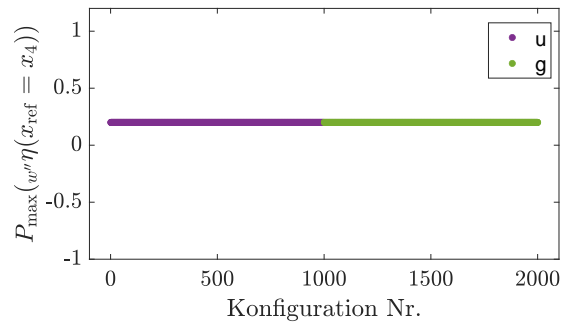
### C.3 Merkmal $P_{\text{max}}$

Das dritte Merkmal in Abschnitt 3.2 ist die Position des absoluten Maximums in Gleichung (3.7) der Einflusslinie. Dieses Merkmal ergibt für die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  keinen Sinn, da die Position des Maximums  $P_{\text{max}}$  immer der Position des Sensors  $x_{\text{ref}}$  entspricht, außer für die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in  $x_{\text{ref}} = b_m = x_{10}$ . Im mittleren Lager in  $x_{\text{ref}} = b_m = x_{10}$  verschiebt sich die Position des absoluten Maximums. Anhand der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  ist ein möglicher Schaden erkennbar, weil die Position des absoluten Maximums für den ungeschädigten Fall ( $\bullet$ -Symbol) immer konstant ist. Jedoch ist ein möglicher Schaden nicht für alle geschädigten Fälle erkennbar. Dieses Merkmal verhält sich anders wenn mehrere Lasten berücksichtigt werden müssen, wie das z. B. bei

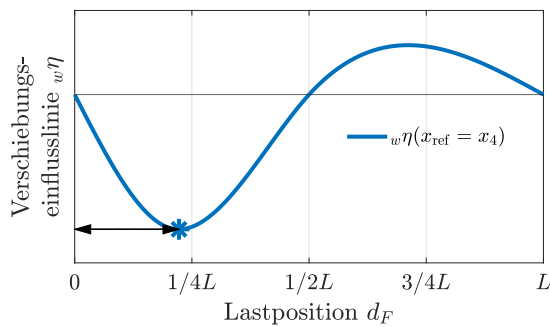
Fahrzeugen mit mehreren Achsen.



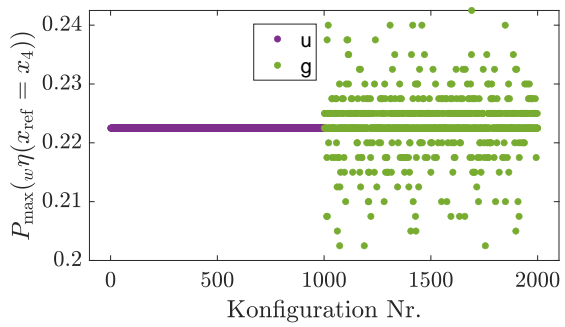
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ . Das Sternchen kennzeichnet jeweils das absolute Maximum der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  und der horizontale Pfeil weist auf die Position des absoluten Maximums hin, die als Merkmal dient.



(b) Das  $P_{\text{max}}$ -Merkmal auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$ .



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ . Das Sternchen kennzeichnet jeweils das absolute Maximum der Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  und der horizontale Pfeil weist auf die Position des absoluten Maximums hin, die als Merkmal dient.



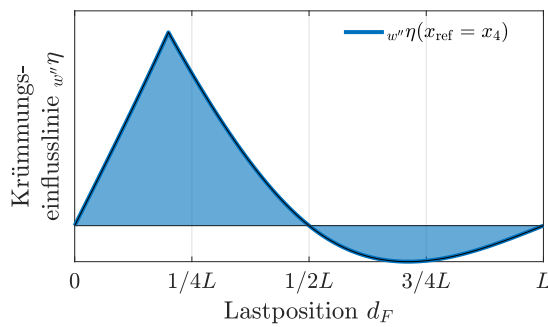
(d) Das  $P_{\text{max}}$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$ .

**Abbildung C.4:** Visualisierung des  $P_{\text{max}}$ -Merkmal anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ .

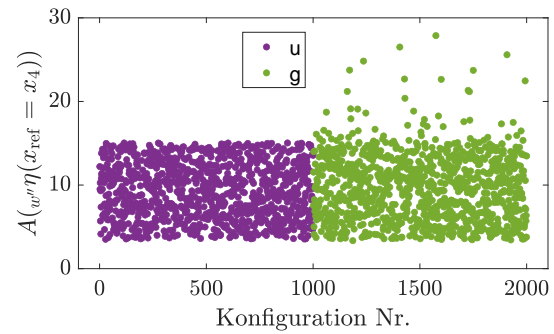
## C.4 Merkmal A

Das vierte Merkmal in Abschnitt 3.2 ist das Integral der Einflusslinie aus Gleichung (3.8). Die Fläche des Integrals ■ für eine beispielsweise Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  kann Abbildung C.5a entnommen werden und für die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  Abbildung C.5c.

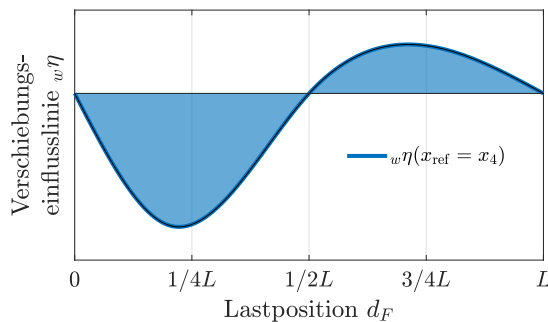
Die Anwendung des Merkmals  $A$  auf den Trainingsdatensatz in Abbildung C.5b und in Abbildung C.5d führt auf ein vergleichbares Bild wie das des  $\max|\cdot|$ -Merkmals in Abbildung C.3d und in Abbildung C.3b. Jedoch kann beim  $A$ -Merkmal davon ausgegangen werden, dass dieses robuster gegenüber dem Rauschen ist.



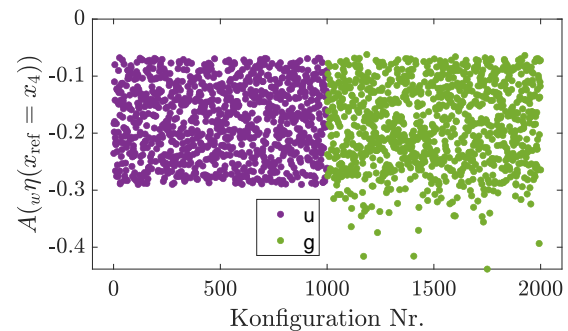
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ . Die ■-Fläche weist auf das Integral  $A(w''\eta)$  hin.



(b) Das  $A$ -Merkmal auf Basis der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$ .



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ . Die ■-Fläche weist auf das Integral  $A(w\eta)$  hin.



(d) Das  $A$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$ .

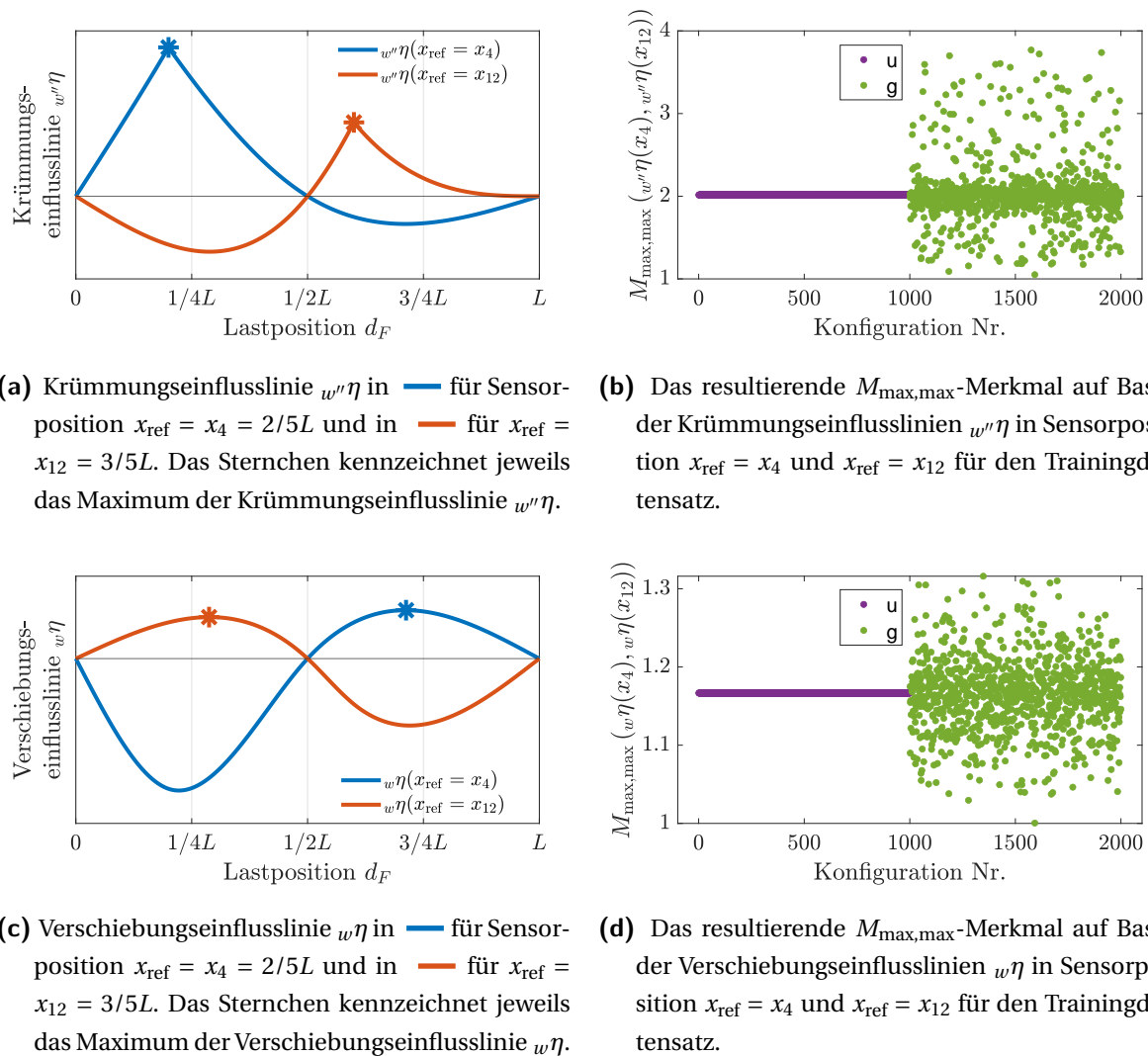
**Abbildung C.5:** Visualisierung des Integrals  $A$  der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ .

## C.5 Merkmal $M_{\text{max,max}}$

Das fünfte Merkmal  $M_{\text{max,max}}$  in Abschnitt 3.2 in Gleichung (3.9) ist das erste Merkmal, welches zwei Sensorpositionen für die Berechnung benötigt. Das Merkmal setzt sich aus dem Verhältnis aus dem Maximum zweier Einflusslinien zusammen, wie z. B. in Abbildung C.6a für die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  aus dem Wert des blauen Sternchens und des roten Sternchens. Das Merkmal auf alle Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  des Trainingsdatensatzes angewendet, führt auf Abbildung C.6b. Analog sind in Abbildung C.6c zwei beispielhafte



Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  mit den beiden Maxima eingezeichnet und in Abbildung C.6d das Ergebnis für alle Fälle des Trainingsdatensatzes. Für den ungeschädigten Balken (●-Symbole in den Abbildungen C.6b und C.6d) führt  $M_{\max,\max}$  auf einen konstanten Wert. Sobald ein Schaden (●-Symbole in den Abbildungen C.6b und C.6d) auftritt weicht dieser Wert vom ungeschädigten ab.

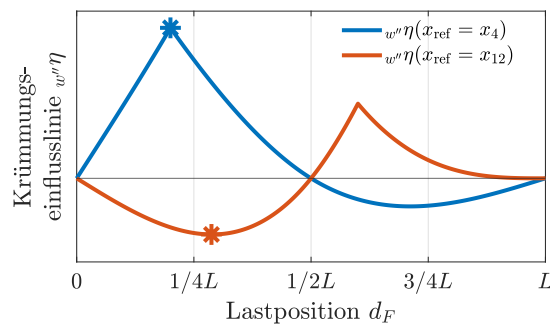


**Abbildung C.6:** Visualisierung des  $M_{\max,\max}$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ .

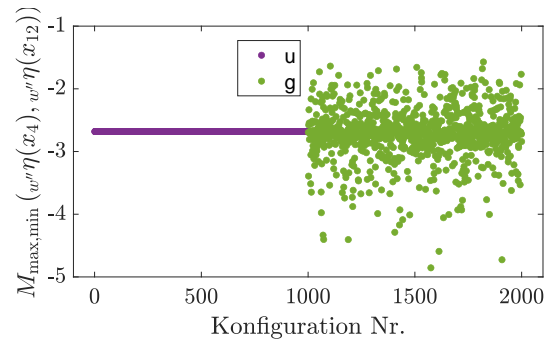
## C.6 Merkmal $M_{\max,\min}$

Das sechste Merkmal in Abschnitt 3.2 aus Gleichung (3.10) ist das Verhältnis zwischen Maximum und Minimum  $M_{\max,\min}$  zweier Einflusslinien. Abbildung C.7a enthält die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta(x_4)$  und  $w''\eta(x_{12})$  mit dem Maximum für  $w''\eta(x_4)$  und dem Minimum

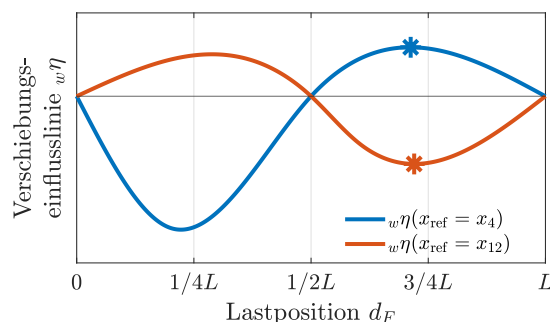
für  $w''\eta(x_{12})$ . In Abbildung C.7b ist das  $M_{\max,\min}$ -Merkmal auf den Trainingsdatensatz angewendet. Analog dazu sind in Abbildung C.7c zwei Verschiebungseinflusslinie mit dem Maximum und dem Minimum dargestellt und in Abbildung C.7d das Ergebnis für den Trainingsdatensatz. Vom Ergebnis kommt es dem Merkmal  $M_{\max,\max}$  im Anhang C.5 nahe.



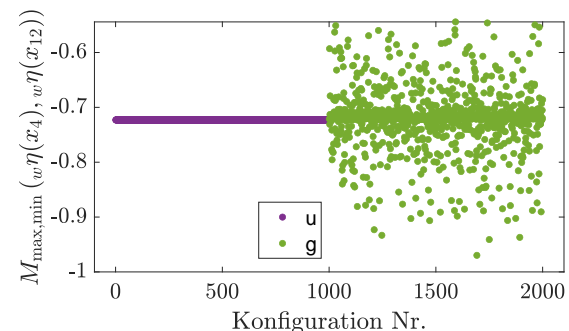
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Das blaue Sternchen kennzeichnet das Maximum von  $w''\eta(x_4)$  und das rote das Minimum von  $w''\eta(x_{12})$ .



(b) Das resultierende  $M_{\max,\min}$ -Merkmal auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  für den Trainingsdatensatz.



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Das blaue Sternchen kennzeichnet das Maximum von  $w\eta(x_4)$  und das rote das Minimum von  $w\eta(x_{12})$ .



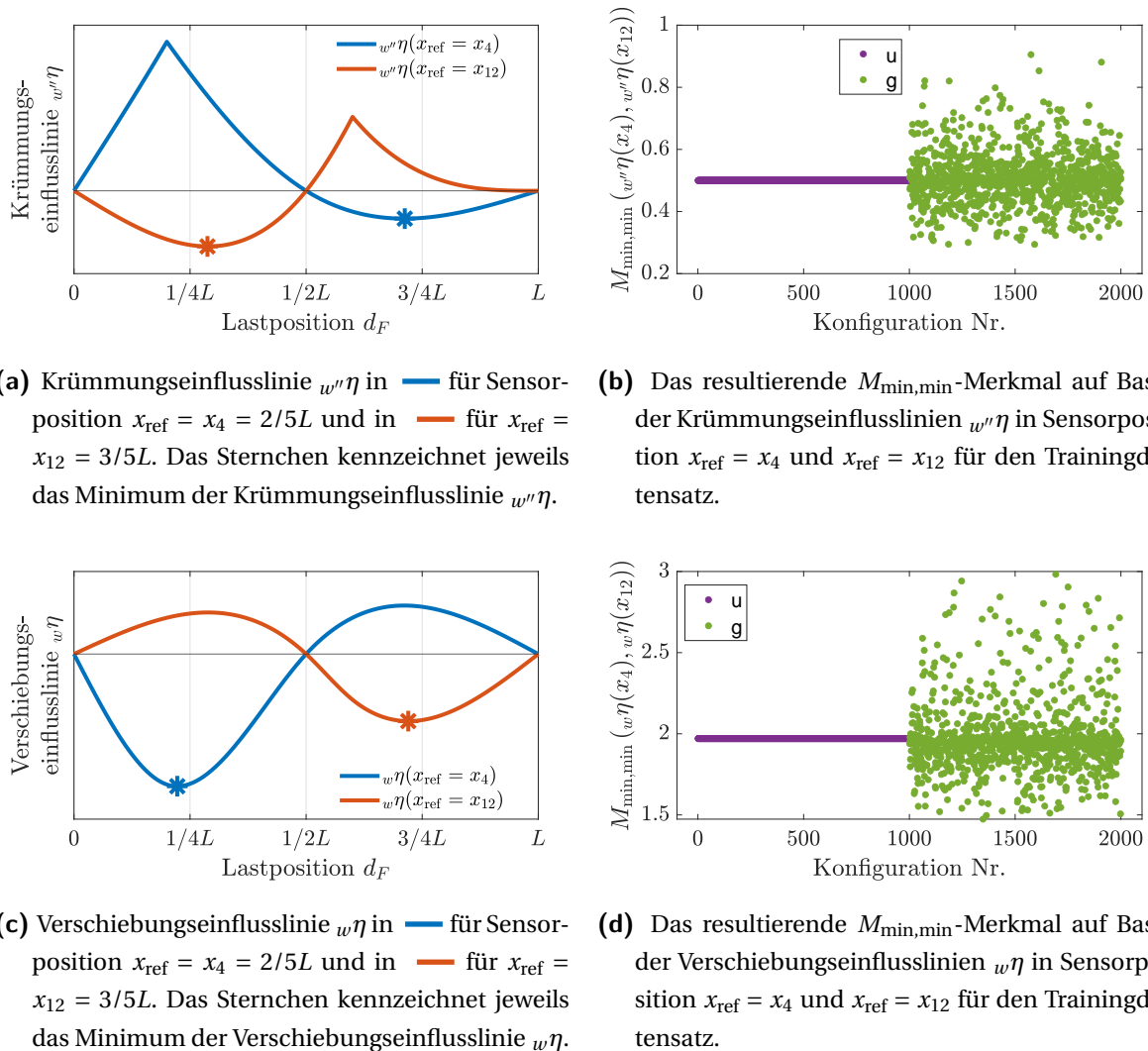
(d) Das resultierende  $M_{\max,\min}$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  für den Trainingsdatensatz.

**Abbildung C.7:** Visualisierung des  $M_{\max,\min}$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ .

## C.7 Merkmal $M_{\min,\min}$

Das siebte Merkmal in Abschnitt 3.2 aus Gleichung (3.11) ist das Verhältnis zwischen Minimum und Minimum  $M_{\max,\min}$  zweier Einflusslinien. In Abbildung C.8a sind zwei die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta(x_4)$  und  $w''\eta(x_{12})$  mit den Minima (blaues und rotes Sternchen)

ingezeichnet. In Abbildung C.8b ist das  $M_{\min, \min}$ -Merkmal für alle Fälle des Trainingsdatensatzes dargestellt. Analog dazu sind in Abbildung C.8c zwei Verschiebungseinflusslinien mit den Minima dargestellt und in Abbildung C.8d das Ergebnis für den kompletten Trainingsdatensatz. Vom Verhalten ist das Merkmal den Merkmalen  $M_{\max, \max}$  und  $M_{\max, \min}$  in den Anhängen C.5 und C.6 ähnlich.

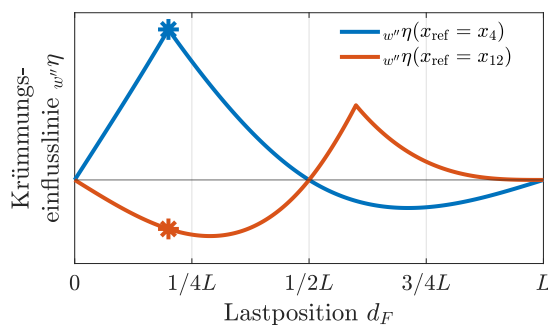


**Abbildung C.8:** Visualisierung des  $M_{\min, \min}$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ .

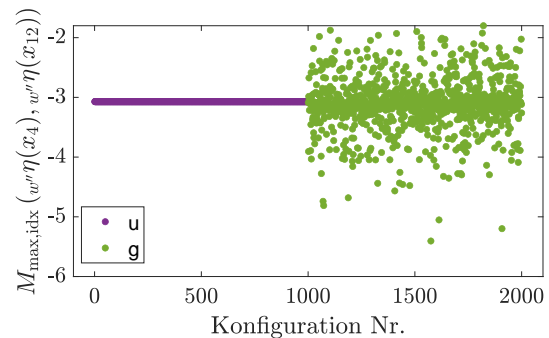
## C.8 Merkmal $M_{\max, \text{idx}}$

Das achte Merkmal und zugleich die vierte  $M$ -Merkmalsvariation in Abschnitt 3.2 aus Gleichung (3.12) ist  $M_{\max, \text{idx}}$ . Hier wird zum Zeitpunkt des Maximums der ersten Einflusslinie (—-Kurve in Abbildung C.9a und in Abbildung C.9c) der Wert der ersten Einflusslinie ins

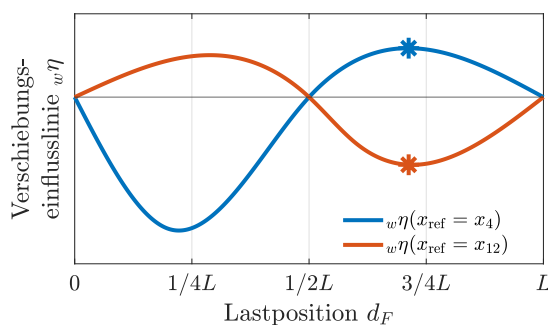
Verhältnis mit dem Wert der zweiten Einflusslinie ( — -Kurve in Abbildung C.9a und in Abbildung C.9c) gesetzt. In den Abbildungen C.9a und C.9c werden die Werte der Sternchen ins Verhältnis gesetzt. Das Verhalten dieses Merkmals ist ähnlichen den Merkmalen  $M_{\max,\max}$ ,  $M_{\max,\min}$  und  $M_{\min,\min}$  in den Anhängen C.5 bis C.7 ähnlich.



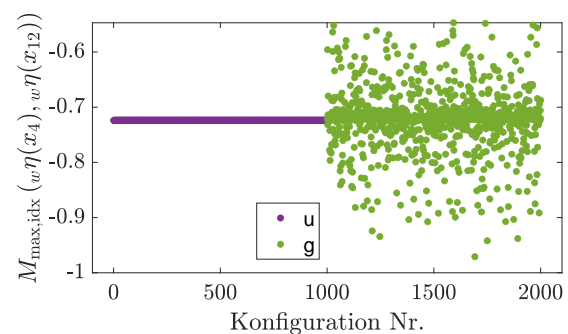
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Das blaue Sternchen kennzeichnet das Maximum von  $w''\eta(x_4)$  und das rote Sternchen den Wert von  $w''\eta(x_{12})$  für die Position des Maximums von  $w''\eta(x_4)$ .



(b) Das resultierende  $M_{\max,\text{idx}}$ -Merkmal auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  für den Trainingsdatensatz.



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Das blaue Sternchen kennzeichnet das Maximum von  $w\eta(x_4)$  und das rote Sternchen den Wert von  $w\eta(x_{12})$  für die Position des Maximums von  $w\eta(x_4)$ .

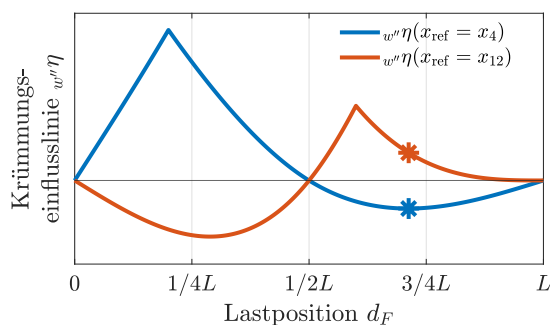


(d) Das resultierende  $M_{\max,\text{idx}}$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  für den Trainingsdatensatz.

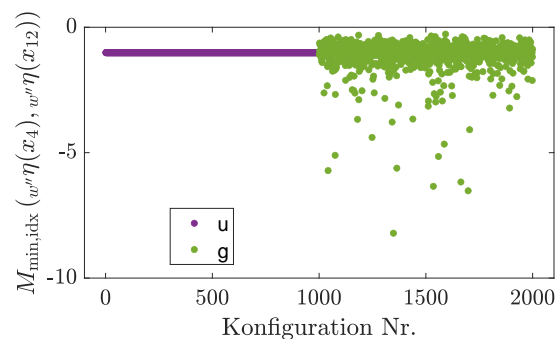
**Abbildung C.9:** Visualisierung des  $M_{\max,\text{idx}}$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ .

## C.9 Merkmal $M_{\min, \text{idx}}$

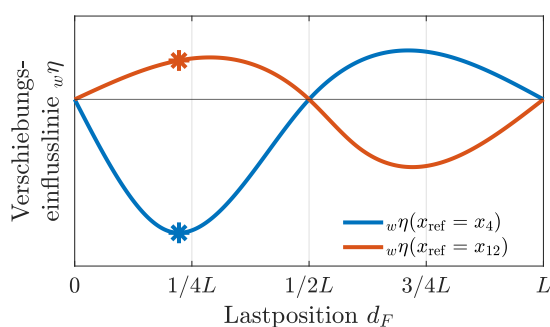
Das neunte Merkmal in Abschnitt 3.2 aus Gleichung (3.13) ist  $M_{\min, \text{idx}}$ . Dieses Merkmal ist wie  $M_{\max, \text{idx}}$ , jedoch wird der Zeitpunkt des Minimums der ersten Einflusslinie verwendet. In Abbildung C.9a ist das Merkmal für die Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  und in Abbildung C.9c die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  dargestellt. Das Verhalten des Merkmals für den kompletten Trainingsdatensatz ist ähnlichen den Merkmalen  $M_{\max, \max}$ ,  $M_{\max, \min}$ ,  $M_{\min, \min}$  und  $M_{\max, \text{idx}}$  in den Anhängen C.5 bis C.8.



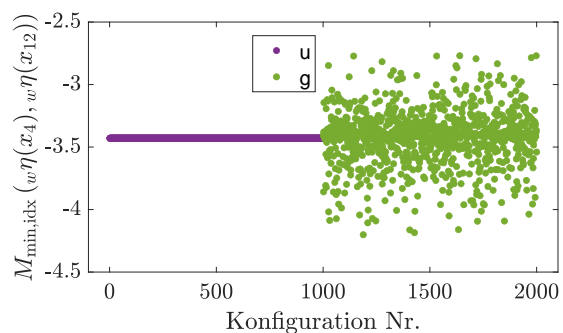
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Das blaue Sternchen kennzeichnet das Minimum von  $w''\eta(x_4)$  und das rote Sternchen den dazugehörigen Wert von für  $w''\eta(x_{12})$ .



(b) Das resultierende  $M_{\min, \text{idx}}$ -Merkmal auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  für den Trainingsdatensatz.



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Das blaue Sternchen kennzeichnet das Minimum von  $w\eta(x_4)$  und das rote Sternchen den dazugehörigen Wert von für  $w\eta(x_{12})$ .

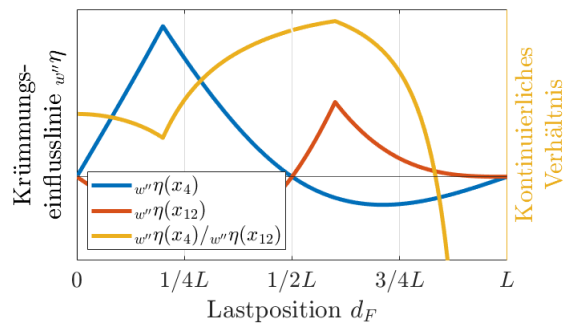


(d) Das resultierende  $M_{\min, \text{idx}}$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  für den Trainingsdatensatz.

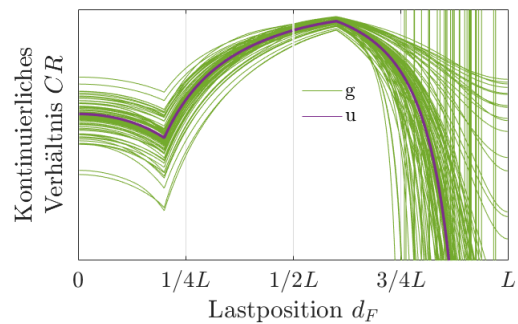
**Abbildung C.10:** Visualisierung des  $M_{\min, \text{idx}}$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ .

## C.10 Merkmal $CR$

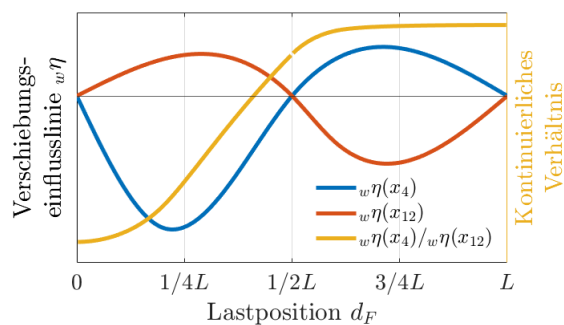
Das zehnte Merkmal in Abschnitt 3.2 aus Gleichung (3.14) ist das kontinuierliche Verhältnis  $CR$ . Dieses Merkmal kann als Erweiterung der Merkmale  $M_{\max, \text{idx}}$  und  $M_{\min, \text{idx}}$  aus den Anhängen C.8 und C.9 angesehen werden. Während in  $M_{\max, \text{idx}}$  und  $M_{\min, \text{idx}}$  jeweils ein Einzelwert der beiden Einflusslinien ins Verhältnis gesetzt wird, wird bei  $CR$  das gesamte Signal ins Verhältnis gesetzt. In Abbildung C.11a sind jeweils die beiden Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  ( — - und — -Kurve) dargestellt sowie das resultierende Verhältnis über der Lastposition  $d_F$ . Das Verhältnis über der Lastposition ist für alle ungeschädigten Balken gleich, wie Abbildung C.11b entnommen werden kann. In Abbildung C.11b liegen alle Fälle für den ungeschädigten Balken übereinander. Sobald es zu einem Schaden kommt, weicht das Verhältnis vom ungeschädigten Fall ab, wie dies den ●-Symbolen in Abbildung C.11b entnommen werden kann. Analog zur Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  ist in Abbildung C.11c ein Beispiel für die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  dargestellt und in Abbildung C.11d für alle Fälle des Trainingsdatensatzes. Das Verhalten von  $CR$  für die Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  ist gleich dem Verhalten der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$ .



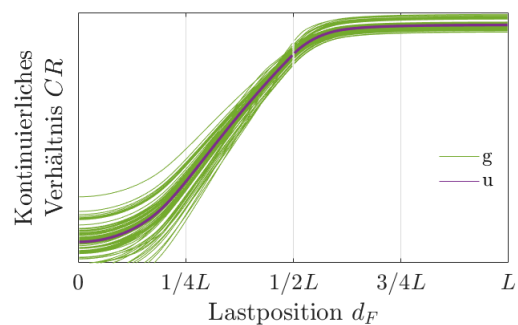
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$  sowie dem resultierenden Verhältnis  $CR(w''\eta)$  in — für einen ungeschädigten Fall.



(b) Das resultierende kontinuierliche Verhältnis  $CR$  für alle Fälle des Trainingsdatensatzes. Die ungeschädigten Fälle ( — -Kurven) liegen alle übereinander. Für die geschädigten Fälle ( — -Kurven) weicht  $CR$  von dem ungeschädigten Fall ab.



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$  sowie dem resultierenden Verhältnis  $CR(w\eta)$  in — für einen ungeschädigten Fall.



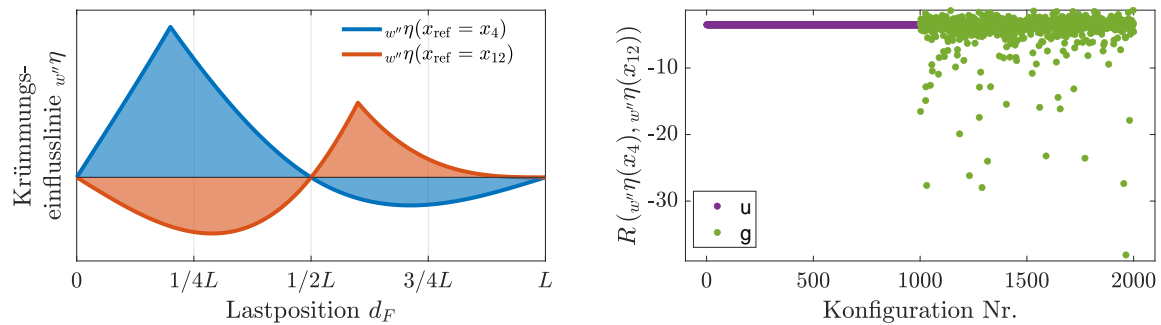
(d) Das resultierende kontinuierliche Verhältnis  $CR$  für alle Fälle des Trainingsdatensatzes. Die ungeschädigten Fälle ( — -Kurven) liegen alle übereinander. Für die geschädigten Fälle ( — -Kurven) weicht  $CR$  von dem ungeschädigten Fall ab.

**Abbildung C.11:** Visualisierung des  $CR$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ .

## C.11 Merkmal $R$

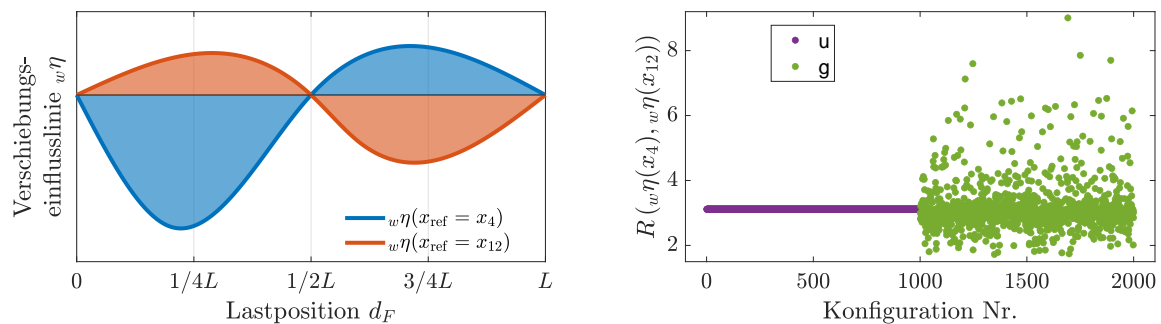
Das elfte Merkmal in Abschnitt 3.2 aus Gleichung (3.15) ist das Verhältnis zweier integrierter Einflusslinien  $R$ . Das Integral der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta(x_4)$  ist durch die ■-Fläche und das der  $w''\eta(x_{12})$  durch die ■-Fläche in Abbildung C.12a repräsentiert. Die Bildung des  $R$ -Merkmals erfolgt durch das Verhältnis der beiden Integrale. Das  $R$ -Merkmal basierend auf der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  für den Trainingsdatensatz ist in Abbildung C.12b dargestellt. Analog zur Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  verdeutlichen in Abbildung C.12c zwei Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  das  $R$ -Merkmal. Abbildung C.12d gibt das  $R$ -Merkmal basie-

rend auf Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  für den Trainingsdatensatz wieder. Wie bei den  $M$ -Merkmalsvariationen in den Anhängen C.5 bis C.9 liegt für den ungeschädigten Balken ein konstanter Wert des  $R$ -Merkmals für alle Fälle vor, wie die  $\bullet$ -Symbole in den Abbildungen C.12b und C.12d darauf hinweisen. Für einen geschädigten Balken weicht der Wert des  $R$ -Merkmals vom Wert für den ungeschädigten Balken ab.



(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$  mit dem dazugehörigen farblich markierten Integral.

(b) Das resultierende  $R$ -Merkmal auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  für den Trainingsdatensatz.



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$  mit dem dazugehörigen farblich markierten Integral.

(d) Das resultierende  $R$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  für den Trainingsdatensatz.

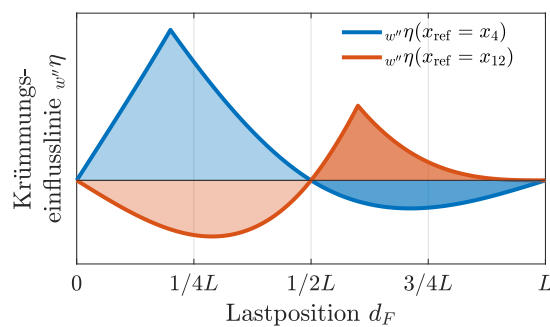
**Abbildung C.12:** Visualisierung des  $R$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ .

## C.12 Merkmal $R_{n_{\text{Sek}}}$

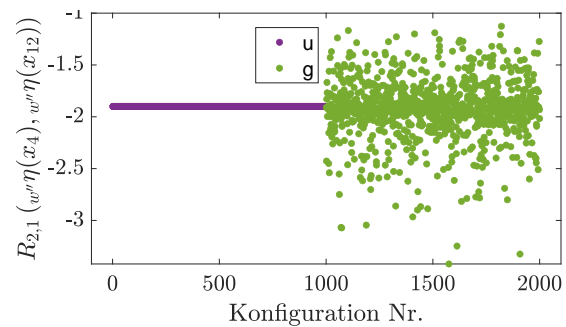
Das zwölfte Merkmal  $R_{n_{\text{Sek}}}$  aus Abschnitt 3.2 in Gleichung (3.16) ist dem Merkmal  $R$  in Anhang C.12 ähnlich. Für das  $R_n$  Merkmal wird die Einflusslinie in  $n_{\text{Sek}}$  Abschnitte unterteilt und das Integral für die einzelnen Abschnitte gebildet, die ins Verhältnis gesetzt werden. Bei



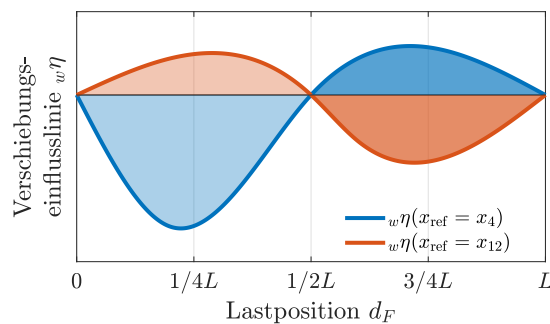
einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 2$  Abschnitte des  $R_2$ -Merkmals, wie in den Abbildungen C.13a und C.13c dargestellt, geht der erste Abschnitt von  $0L$  bis  $1/2L$  und der zweite Abschnitt von  $1/2L$  bis  $L$ . Die beiden Abschnitte in den Abbildungen C.13a und C.13c sind durch eine unterschiedliche Farbintensität von einander getrennt. Das Verhältnis für den ersten Abschnitt des  $R_2$ -Merkmals ist in Abbildung C.13b für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  des Trainingsdatensatzes und in Abbildung C.13d für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  dargestellt. Das Verhalten des  $R_2$ -Merkmals ist mit dem des  $R$ -Merkmals vergleichbar mit dem Unterschied, dass die Dimension des Merkmals erhöht wird.



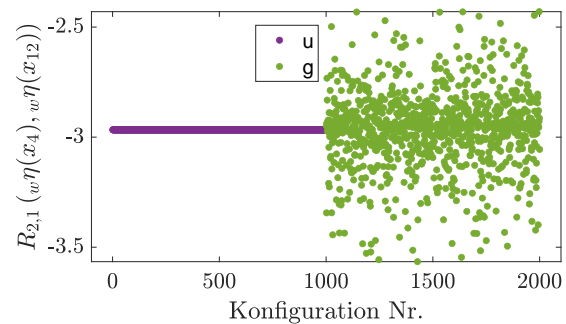
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Die Fläche der Integrale für die zwei Abschnitte ist farblich markiert.



(b) Das resultierende  $R_2$ -Merkmal auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  des Trainingsdatensatzes für den ersten Abschnitt ( $0 \leq d_F \leq 1/2L$ ).



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Die Fläche der Integrale für die zwei Abschnitte ist farblich markiert.

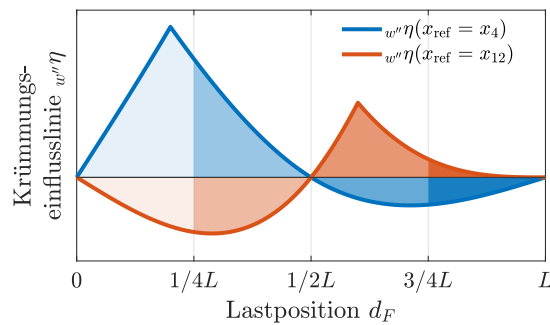


(d) Das resultierende  $R_2$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  des Trainingsdatensatzes für den ersten Abschnitt ( $0 \leq d_F \leq 1/2L$ ).

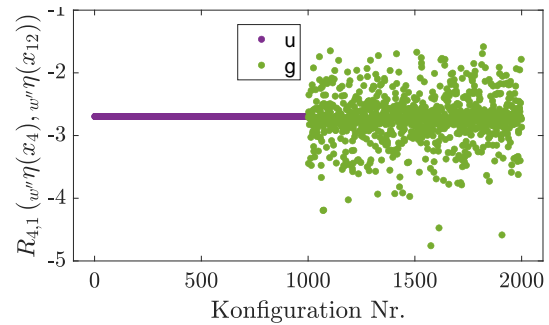
**Abbildung C.13:** Visualisierung des  $R$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ .

In den Kapitel 4 und 5 wird neben dem  $R_2$ - auch das  $R_4$ -Merkmal verwendet. Daher wird auch das  $R_4$ -Merkmal visualisiert. In den Abbildungen C.14a und C.14c sind die Einflusslinien in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte unterteilt, die von  $0L$  bis  $1/4L$ ,  $1/4L$  bis  $1/2L$ ,  $1/2L$  bis  $3/4L$  und von  $3/4L$  bis  $L$  gehen. Die vier Abschnitte in den Abbildungen C.14a und C.14c sind durch

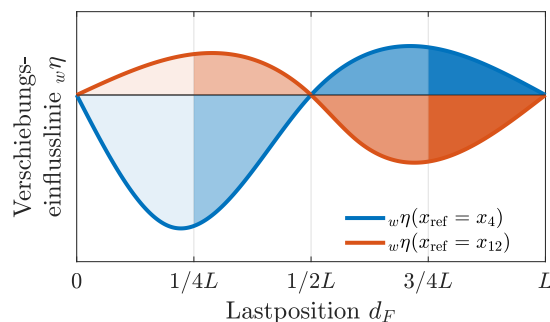
unterschiedliche Farbtintensitäten kenntlich gemacht. In Abbildung C.14b ist das Verhältnis für den ersten Abschnitt des  $R_4$ -Merkmals basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  für den Trainingsdatensatz wiedergegeben und in Abbildung C.14d basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ . Das Verhalten des  $R_4$ -Merkmals ist mit dem des  $R$ -Merkmals vergleichbar.



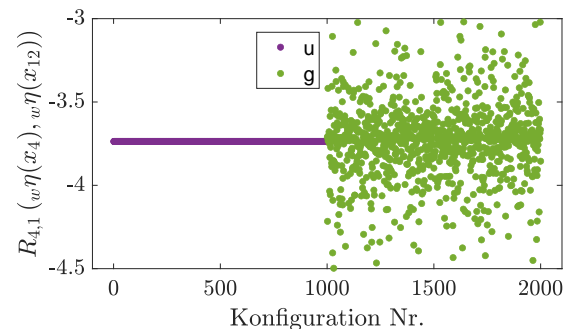
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Die Fläche der Integrale für die vier Abschnitte ist farblich markiert.



(b) Das resultierende  $R_4$ -Merkmal auf Basis der Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  des Trainingsdatensatzes für den ersten Abschnitt ( $0 \leq d_F \leq 1/4L$ ).



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in — für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und in — für  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ . Die Fläche der Integrale für die vier Abschnitte ist farblich markiert.



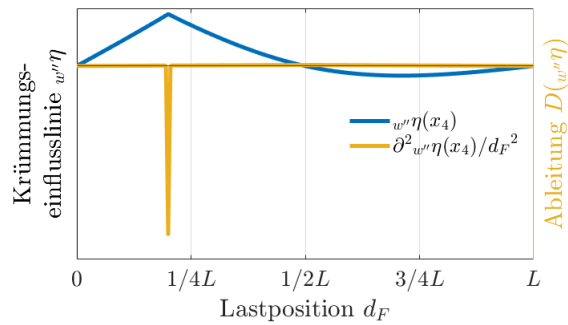
(d) Das resultierende  $R_4$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12}$  des Trainingsdatensatzes für den ersten Abschnitt ( $0 \leq d_F \leq 1/4L$ ).

**Abbildung C.14:** Visualisierung des  $R$ -Merkmals anhand der Einflusslinien für Sensorpositionen  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$  und  $x_{\text{ref}} = x_{12} = 3/5L$ .

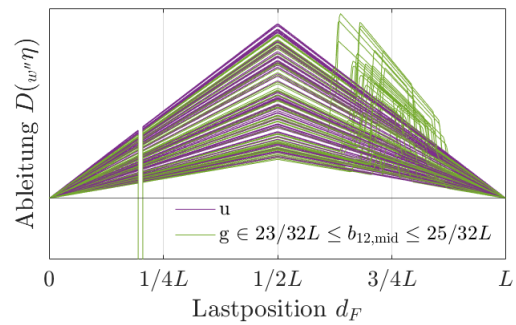
## C.13 Merkmal $D$

Das dreizehnte Merkmal in Abschnitt 3.2 aus Gleichung (3.17) ist die zweimalige Ableitung  $D$  der Einflusslinie. Die zweimalige Ableitung der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta(x_4)$  (—-Kurve) in Abbildung C.15a führt auf die —-Kurve. Dabei kommt es zu einem Ausschlag

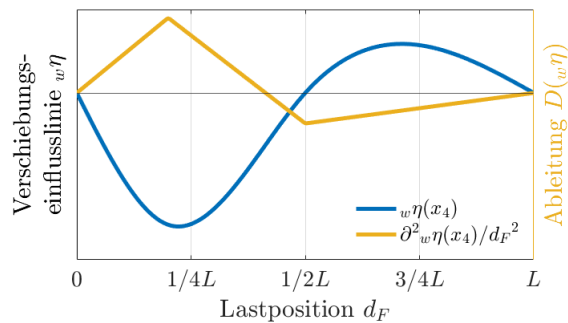
in der Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$ . In Abbildung C.15b ist das Merkmal  $D$  basierend auf den Krümmungseinflusslinien  ${}_w\eta$  für eine Auswahl an Fällen des Trainingsdatensatzes wiedergegeben. Dabei wurden nur die Fälle verwendet, bei denen der Schadensmittelpunkt  $b_{12,\text{mid}}$  zwischen  $23/32L$  und  $25/32L$  liegt. Die Darstellung der Ableitung in Abbildung C.15b ist im Vergleich zu Abbildung C.15a stark vergrößert. Die  $\text{---}$ -Kurven geben den ungeschädigten Fall wieder und die  $\text{---}$ -Kurven den geschädigten Fall. In  $x_{\text{ref}} = x_4$  liegt der Ausschlag. Für die Fälle mit geschädigten Balken ( $\text{---}$ -Kurven) kann eine Diskontinuität im Kurvenverlauf in Abbildung C.15a in Schadensnähe ausgemacht werden. Analog dazu ist in Abbildung C.15c  $\text{---}$  die Verschiebungseinflusslinie  ${}_w\eta(x_4)$  und  $\text{---}$  deren zweimalige Ableitung dargestellt sowie in Abbildung C.15d die Anwendung auf eine Auswahl von Fällen des Trainingsdatensatzes. Auch für die Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  in Abbildung C.15d kann für die geschädigten Balken eine Diskontinuität im Kurvenverlauf in den  $\text{---}$ -Kurven festgestellt werden. Mit diesem Merkmal wäre eine Lokalisierung des Schadens möglich.



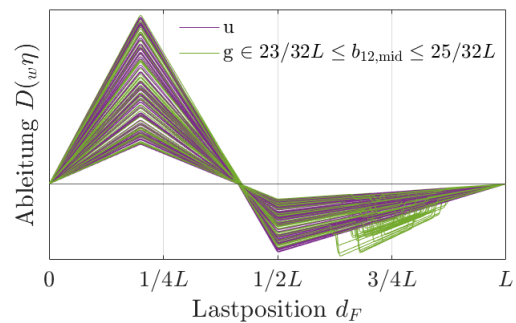
(a) Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  in — und die dazugehörige zweimalige Ableitung  $D(w''\eta)$  für einen ungeschädigten Fall in —.



(b) Auswahl an Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  des Testdatensatzes für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  für den ungeschädigten und geschädigten Fall mit Schadensposition  $23/32L \leq b_{12,\text{mid}} \leq 25/32L$ .



(c) Verschiebungseinflusslinie  $w\eta$  in — und die dazugehörige zweimalige Ableitung  $D(w\eta)$  für einen ungeschädigten Fall in —.



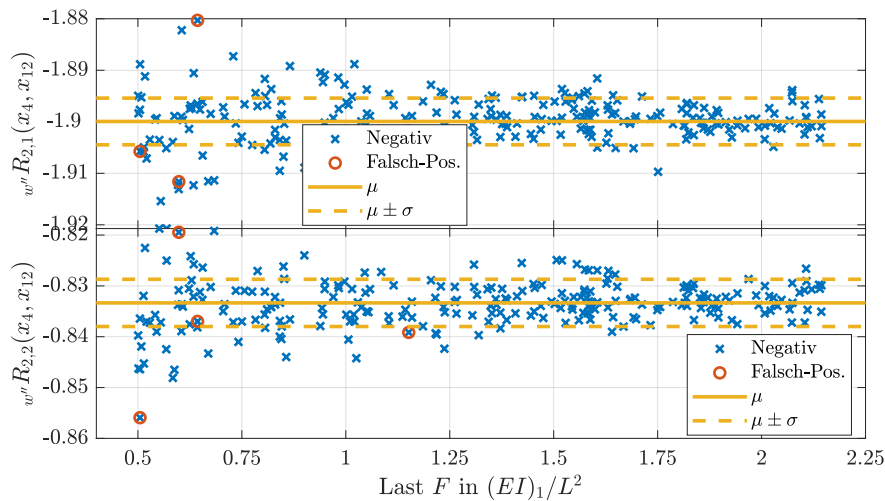
(d) Auswahl an Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  des Testdatensatzes für Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4$  für den ungeschädigten und geschädigten Fall mit Schadensposition  $23/32L \leq b_{12,\text{mid}} \leq 25/32L$ .

**Abbildung C.15:** Visualisierung der zweimaligen Ableitung  $D$  für die Einflusslinien in Sensorposition  $x_{\text{ref}} = x_4 = 2/5L$ .

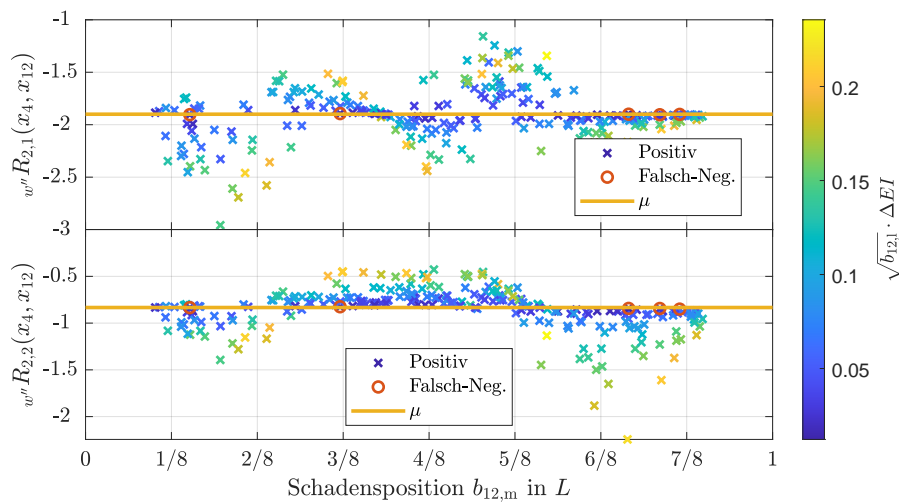
# D Ergänzung zur Klassifikation des Biegebalkens

## D.1 Falschklassifizierte Fälle

Die Struktur der Abbildungen D.1 bis D.4 entspricht der in den Abbildungen 4.3 und 4.4. Somit kann die Beschreibung für die folgenden Abbildungen dem Abschnitt 4.2.4 entnommen werden. Abbildung D.1 enthält die Ergebnisse für das beste  $R_2$ -Merkmal für den Testdatensatz basierend auf den Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 1 und Abbildung D.2 das beste  $R_2$ -Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien. Die Abbildungen D.1 und D.2 enthalten die Ergebnisse für das beste  $R_4$ -Merkmal basierend auf den Krümmungs- bzw. Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 1.

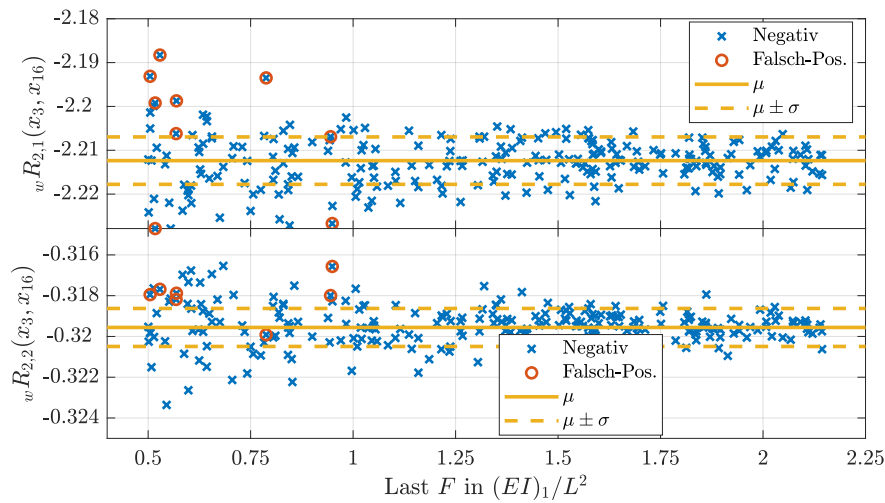


- (a) Werte des  $w''R_2(x_4, x_{12})$ -Merkmals für die ungeschädigten Balken (Negative Fälle) des Testdatensatzes über der Last  $F$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-positiven Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.4 dar.

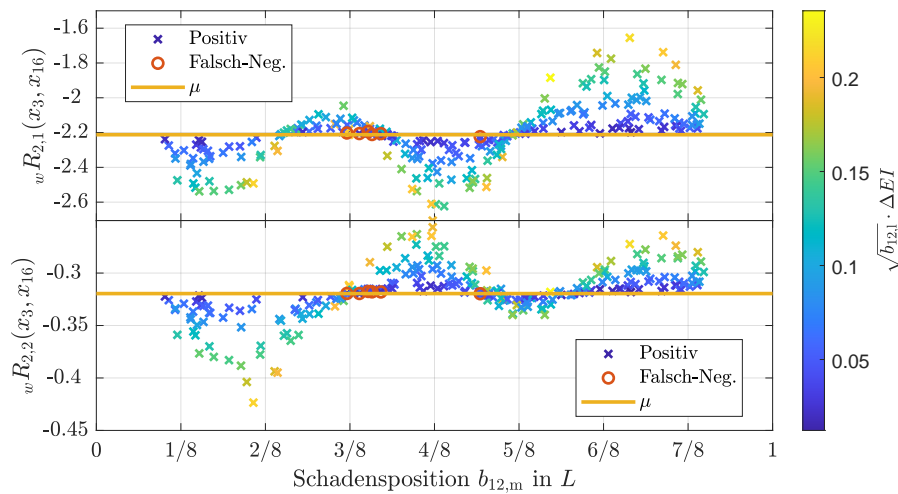


- (b) Werte des  $w''R_2(x_4, x_{12})$ -Merkmals für die geschädigten Balken (Positive Fälle) des Testdatensatzes über der Schadensposition  $b_{12,m}$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-negativen Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.4 dar. Die Farbe der  $\times$ -Symbole spiegelt die Höhe des Produkts aus  $\sqrt{b_{12,1}}$  und  $\Delta EI$  wieder.

**Abbildung D.1:** Das  $\times$ -Symbol stellt die Werte des  $w''R_2(x_4, x_{12})$ -Merkmals basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  an Sensorposition  $x_4$  und  $x_{12}$  mit Rauschniveau 1 für den Testdatensatz dar. Die  $—$ -Linien stellen den Mittelwert  $\mu$  und  $- -$  die Standardabweichung um den Mittelwert  $\mu \pm \sigma$  für die ungeschädigten Balken des Trainingsdatensatzes dar. Die  $\circ$  stellen die falsch klassifizierten Fälle in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 dar.

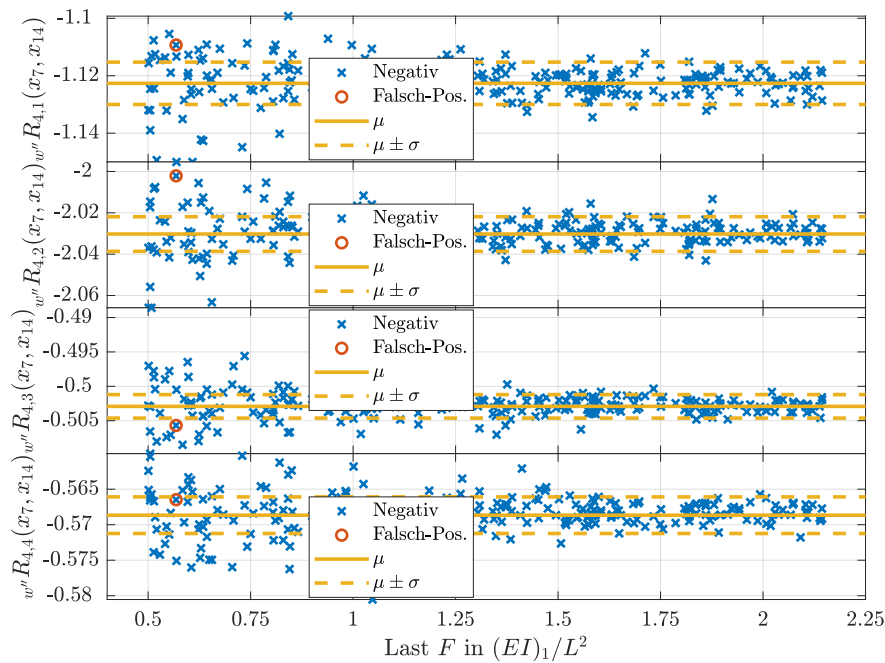


(a) Werte des  $wR_2(x_3, x_{16})$ -Merkmals für die ungeschädigten Balken (Negative Fälle) des Testdatensatzes über der Last  $F$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-positiven Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.5 dar.

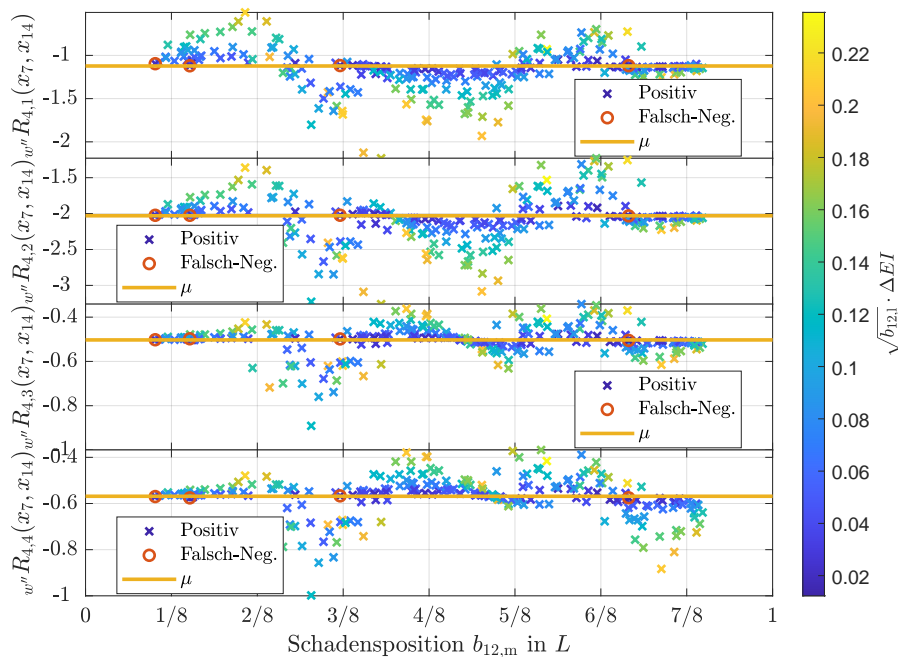


(b) Werte des  $wR_2(x_3, x_{16})$ -Merkmals für die geschädigten Balken (Positive Fälle) des Testdatensatzes über der Schadensposition  $b_{12,m}$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-negativen Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.5 dar. Die Farbe der  $\times$ -Symbole spiegelt die Höhe des Produkts aus  $\sqrt{b_{12,1}}$  und  $\Delta EI$  wieder.

**Abbildung D.2:** Das  $\times$ -Symbol stellt die Werte des  $wR_2(x_3, x_{16})$ -Merkmals basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  an Sensorposition  $x_3$  und  $x_{16}$  mit Rauschniveau 1 für den Testdatensatz dar. Die  $—$ -Linien stellen den Mittelwert  $\mu$  und  $- -$  die Standardabweichung um den Mittelwert  $\mu \pm \sigma$  für die ungeschädigten Balken des Trainingsdatensatzes dar. Die  $\circ$  stellen die falsch klassifizierte Fälle in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 dar.



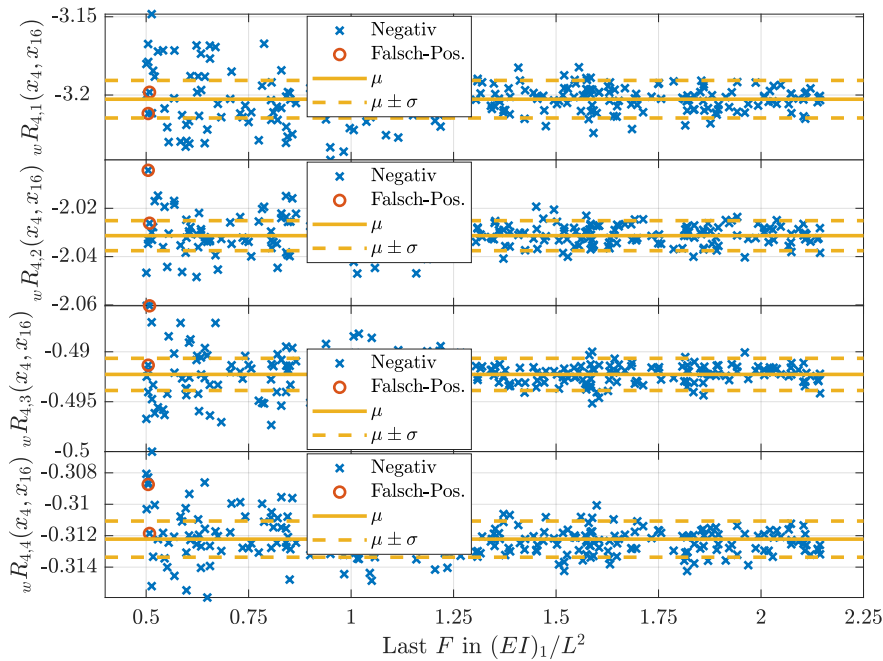
(a) Werte des  $w''R_4(x_7, x_{14})$ -Merkmals für die ungeschädigten Balken (Negative Fälle) des Testdatensatzes über der Last  $F$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-positiven Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.4 dar.



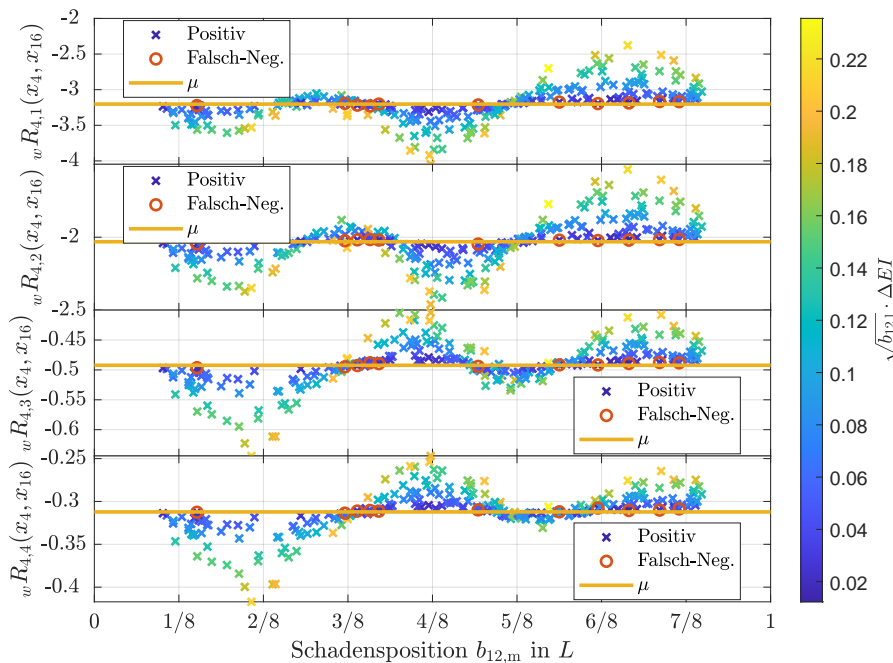
(b) Werte des  $w''R_4(x_7, x_{14})$ -Merkmals für die geschädigten Balken (Positive Fälle) des Testdatensatzes über der Schadensposition  $b_{12,m}$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-negativen Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.4 dar. Die Farbe der  $\times$ -Symbole spiegelt die Höhe des Produkts aus  $\sqrt{b_{12,1}}$  und  $\Delta EI$  wieder.

**Abbildung D.3:** Das  $\times$ -Symbol stellt die Werte des  $w''R_4(x_7, x_{14})$ -Merkmals basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  an Sensorposition  $x_7$  und  $x_{14}$  mit Rauschniveau 1 für den Testdatensatz dar. Die  $—$ -Linien stellen den Mittelwert  $\mu$  und  $- -$  die Standardabweichung um den Mittelwert  $\mu \pm \sigma$  für die ungeschädigten Balken des Trainingsdatensatzes dar. Die  $\circ$  stellen die falsch klassifizierten Fälle in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 dar.





(a) Werte des  $wR_4(x_4, x_{16})$ -Merkmals für die ungeschädigten Balken (Negative Fälle) des Testdatensatzes über der Last  $F$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-positiven Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.5 dar.



(b) Werte des  $wR_4(x_4, x_{16})$ -Merkmals für die geschädigten Balken (Positive Fälle) des Testdatensatzes über der Schadensposition  $b_{12,m}$ . Die  $\circ$  stellen die falsch-negativen Fälle der Klassifikation in Tabelle 4.4 dar. Die Farbe der  $\times$ -Symbole spiegelt die Höhe des Produkts aus  $\sqrt{b_{12,1}}$  und  $\Delta EI$  wieder.

**Abbildung D.4:** Das  $\times$ -Symbol stellt die Werte des  $wR_4(x_4, x_{16})$ -Merkmals basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  an Sensorposition  $x_4$  und  $x_{16}$  mit Rauschniveau 1 für den Testdatensatz dar. Die  $—$ -Linien stellen den Mittelwert  $\mu$  und  $- -$  die Standardabweichung um den Mittelwert  $\mu \pm \sigma$  für die ungeschädigten Balken des Trainingsdatensatzes dar. Die  $\circ$  stellen die falsch klassifizierte Fälle in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 dar.

## D.2 Feature Importance der einzelnen Merkmalskomponenten des *all*-Merkmals

Die folgenden Abschnitte ergänzen die Untersuchung der Feature Importance der *all*-Merkmale in Abschnitt 4.3.1.

In Tabelle D.1 ist die Feature Importance für die einzelnen Merkmalskomponenten des *all*-Merkmals für alle Sensoren bzw. Sensorpaare basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  aufgelistet und in Tabelle D.2 basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ . Bei dem Merkmal *all* mit allen Sensoren bzw. Sensorpaaren handelt es sich um jenes, welches in Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 in den Tabellen 4.4 und 4.5 wiederzufinden ist. In Tabelle D.1 sind die ersten 50 Merkmalskomponenten in absteigender Reihenfolge der Feature Importance gelistet.

Die Struktur in den Tabellen D.1 und D.2 ist gleich. Die Position der ausgewählten Merkmalskomponente in Abhängigkeit der Feature Importance (Spalte **Feature Import.**) gibt die Spalte **Rang** wider. Für ein jedes Rauschniveau **Rauschniveau 1** und **Rauschniveau 2**, welche in Abschnitt 4.1 beschrieben sind, gibt es eine Hauptspalte. Die Einflusslinien ohne Rauschen werden nicht betrachtet, da hier mit fast allen Merkmalen und Sensorpositionen eine perfekte Klassifikation möglich ist. Innerhalb der Hauptspalte sind unter der Spalte **Merkmal** die Merkmalskomponente eingetragen und die dazugehörige Feature Importance sowie die kumulierte Feature Importance bis zum jeweiligen Merkmal (Spalte **kumul. Feature Import.**). Der Index unten rechts des Merkmals in den Tabellen D.1 und D.2 gibt die ausgewählte Merkmalskomponente an und in Klammern das dazugehörige Sensorpaar.

**Tabelle D.1:** Die wichtigsten 50 Merkmalskomponenten des Klassifikationsmodells für das *all*-Merkmal basierend auf der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Rang	Merkmal	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2		
		Feature Import.	kumul. Feature Import.	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.
1	$R_{4,2}(x_2, x_9)$	12.3	12.3	$R_{4,2}(x_2, x_9)$	14.2	14.2
2	$R_{4,2}(x_5, x_9)$	11.2	23.5	$R_{4,2}(x_1, x_9)$	9.1	23.3
3	$R_{4,3}(x_7, x_{11})$	10.6	34.1	$R_{4,3}(x_8, x_{11})$	8.0	31.3
4	$R(x_8, x_{14})$	9.3	43.4	$R_{2,2}(x_8, x_{13})$	7.5	38.9
5	$R_{4,3}(x_8, x_{11})$	9.0	52.4	$R_{4,2}(x_5, x_9)$	4.2	43.1
6	$R_{4,2}(x_4, x_9)$	7.8	60.2	$R_{4,3}(x_9, x_{11})$	3.7	46.8
7	$R_{4,2}(x_1, x_9)$	7.0	67.2	$R_{2,1}(x_8, x_{10})$	3.0	49.8
8	$R_{4,2}(x_6, x_9)$	4.0	71.1	$R_{4,2}(x_4, x_9)$	3.0	52.8

Rang	Rauschniveau 1			Rauschniveau 2		
	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.
9	$R(x_9, x_{14})$	3.4	74.6	$R_{4,3}(x_{10}, x_{11})$	2.8	55.6
10	$R(x_5, x_{11})$	3.1	77.6	$R_{4,2}(x_3, x_9)$	2.7	58.2
11	$R_{4,3}(x_9, x_{11})$	2.5	80.1	$R(x_5, x_{11})$	2.3	60.5
12	$R_{4,2}(x_3, x_9)$	2.5	82.6	$R_{4,3}(x_2, x_{11})$	2.0	62.5
13	$R(x_6, x_{11})$	1.6	84.2	$R(x_8, x_{13})$	1.5	64.1
14	$R(x_{11}, x_{15})$	1.1	85.3	$R_{2,2}(x_9, x_{13})$	1.3	65.4
15	$R(x_8, x_{13})$	0.8	86.2	$R(x_5, x_8)$	1.1	66.5
16	$R(x_3, x_{11})$	0.7	86.8	$R_{2,1}(x_3, x_{12})$	1.0	67.4
17	$R_{2,1}(x_6, x_{11})$	0.5	87.4	$R_{4,3}(x_1, x_{11})$	0.8	68.2
18	$R(x_{11}, x_{14})$	0.5	87.9	$R(x_{11}, x_{16})$	0.7	68.9
19	$R(x_6, x_8)$	0.5	88.3	$R_{2,1}(x_8, x_9)$	0.6	69.5
20	$R_{2,1}(x_3, x_{11})$	0.4	88.8	$R(x_6, x_{11})$	0.6	70.1
21	$R_{2,1}(x_6, x_{10})$	0.4	89.2	$R_{2,2}(x_8, x_{16})$	0.6	70.6
22	$R_{2,1}(x_3, x_{10})$	0.4	89.6	$R_{2,1}(x_3, x_{15})$	0.6	71.2
23	$R(x_3, x_{12})$	0.4	90.0	$R_{2,1}(x_8, x_{16})$	0.5	71.8
24	$R(x_8, x_{15})$	0.4	90.3	$R(x_3, x_{11})$	0.5	72.3
25	$R_{2,1}(x_5, x_{10})$	0.3	90.6	$R_{2,1}(x_8, x_{13})$	0.5	72.8
26	$MIE(x_1)$	0.2	90.8	$MIE(x_1)$	0.5	73.3
27	$R_{2,1}(x_7, x_{11})$	0.2	91.1	$R(x_6, x_8)$	0.5	73.8
28	$R(x_3, x_8)$	0.2	91.3	$R_{2,1}(x_3, x_{11})$	0.5	74.3
29	$R_{2,1}(x_8, x_9)$	0.2	91.5	$R(x_9, x_{16})$	0.5	74.7
30	$MIE(x_{16})$	0.2	91.7	$R_{2,1}(x_6, x_{10})$	0.5	75.2
31	$raw_{188}(x_{17})$	0.2	91.9	$R_{2,2}(x_9, x_{16})$	0.5	75.7
32	$R_{2,1}(x_3, x_9)$	0.2	92.0	$R_{2,1}(x_3, x_8)$	0.4	76.1
33	$MIE(x_3)$	0.2	92.2	$R_{2,1}(x_8, x_{14})$	0.4	76.5
34	$R_{2,2}(x_9, x_{16})$	0.2	92.3	$R(x_4, x_{10})$	0.4	76.9
35	$IMIL(x_7)$	0.2	92.5	$R_{2,2}(x_6, x_{13})$	0.3	77.2
36	$R_{2,1}(x_7, x_{10})$	0.1	92.6	$R_{2,1}(x_4, x_{10})$	0.3	77.5
37	$R_{2,1}(x_7, x_{12})$	0.1	92.8	$R_{2,1}(x_6, x_{11})$	0.3	77.8
38	$R_{2,2}(x_9, x_{15})$	0.1	92.9	$R(x_{11}, x_{14})$	0.3	78.1
39	$R_{4,3}(x_9, x_{13})$	0.1	93.0	$IMIL(x_{16})$	0.3	78.3
40	$SODM(x_5)$	0.1	93.1	$R(x_4, x_{11})$	0.3	78.6
41	$R_{2,2}(x_3, x_{11})$	0.1	93.2	$R(x_5, x_9)$	0.2	78.8
42	$R_{2,1}(x_3, x_{12})$	0.1	93.3	$R(x_3, x_9)$	0.2	79.1
43	$R_{2,1}(x_4, x_{15})$	0.1	93.4	$R(x_3, x_{14})$	0.2	79.3
44	$R_{2,2}(x_{10}, x_{15})$	0.1	93.6	$R_{2,1}(x_4, x_{15})$	0.2	79.5
45	$R_{2,1}(x_4, x_{10})$	0.1	93.7	$R_{2,1}(x_4, x_{11})$	0.2	79.7

Rang	Rauschniveau 1			Rauschniveau 2		
	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.
46	$R_{2,1}(x_8, x_{11})$	0.1	93.8	IMIL( $x_3$ )	0.2	79.9
47	$R_{2,1}(x_5, x_9)$	0.1	93.8	$R_{2,2}(x_{10}, x_{13})$	0.2	80.1
48	$R_{2,1}(x_8, x_{10})$	0.1	93.9	$R_{2,2}(x_{12}, x_{17})$	0.2	80.2
49	$R(x_4, x_9)$	0.1	94.0	$R_{2,1}(x_9, x_{17})$	0.2	80.4
50	$R_{2,2}(x_7, x_{13})$	0.1	94.1	$R_{2,2}(x_8, x_{12})$	0.2	80.5

Basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschniveau 1 in Tabelle D.1 wird mit den ersten 11 Merkmalskomponenten eine kumulierte Feature Importance von 80.1 % erreicht. Unter den 11 wichtigsten Merkmalskomponenten sind nur die Merkmale  $R$  und  $R_4$  vertreten. Die wichtigsten drei Merkmalskomponenten  $R_{4,2}(x_2, x_9)$ ,  $R_{4,2}(x_5, x_9)$  und  $R_{4,3}(x_7, x_{11})$  besitzen eine Feature Importance von 12.3 %, 11.2 % sowie 10.6 % und gehören dem  $R_4$ -Merkmal an. Wobei die Merkmalskomponente  $R_{4,2}(x_2, x_9)$  dem Verhältnis des Integrals der Einflusslinie in  $x_2$  und  $x_9$  für den zweiten Abschnitt bei einer Unterteilung in  $n_{\text{Sek}} = 4$  Abschnitte der Krümmungseinflusslinie  $w''\eta$  entspricht. Ab der 15. Merkmalskomponente trägt jede Weitere eine Feature Importance von unter einem Prozent bei.

Für die Krümmungseinflusslinien mit Rauschniveau 2 werden 47 Merkmalskomponenten benötigt um eine kumulierte Feature Importance von über 80 % zu überschreiten. Nur drei Merkmalskomponenten unter den 45 sind keine  $R$ -Merkmalsvariationen. Es treten alle drei  $R$ -Merkmalsvariationen für Rauschniveau 2 auf. Die wichtigsten drei Merkmalskomponenten mit Rauschniveau 2 sind  $R_{4,2}(x_2, x_9)$ ,  $R_{4,2}(x_1, x_9)$  und  $R_{4,3}(x_8, x_{11})$  mit einer Feature Importance von 14.2 %, 9.1 % und 8.0 %.

Basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  mit Rauschniveau 1 kann eine Feature Importance von über 80 % erst mit der 27. Merkmalskomponente erreicht werden. Unter den ersten 27 Merkmalskomponenten befinden sich nur  $R$ -Merkmalsvariationen. Dabei handelt es sich vorwiegend um  $R$  und  $R_2$ -Merkmale. Die ersten drei Merkmalskomponenten  $R_{2,1}(x_2, x_7)$ ,  $R_{2,1}(x_3, x_8)$  und  $R_{2,1}(x_2, x_8)$  mit einer zugehörigen Feature Importance von 12.1 %, 11.9 % und 7.8 % gehören zum  $R_2$ -Merkmal.

Es sind mehr als 50 Merkmalskomponenten für eine kumulierten Feature Importance von über 80 % mit Rauschniveau 2 notwendig. Ab der 13. Merkmalskomponenten liegt die Feature Importance unter einem Prozent pro weiterer Merkmalskomponente. Die ersten elf Merkmalskomponenten sind  $R$ -Merkmale, die sich aus einem Sensorpaar zusammensetzen, bei denen ein Sensor jeweils in einem der beiden Felder liegt. Unter den ersten 50 Merkmalskomponenten sind nur fünf keine  $R$ -Merkmalsvariationen. Diese tragen 1.4 % zur kumulierten Feature Importance bei.

**Tabelle D.2:** Die wichtigsten 50 Merkmalskomponenten des Klassifikationsmodells für das *all*-Merkmal basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Rang	Merkmal	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2		
		Feature Import.	kumul. Feature Import.	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.
1	$R_{2,1}(x_2, x_7)$	12.1	12.1	$R(x_3, x_{14})$	15.4	15.4
2	$R_{2,1}(x_3, x_8)$	11.9	24.0	$R(x_6, x_{18})$	13.9	29.3
3	$R_{2,1}(x_2, x_8)$	7.8	31.7	$R(x_3, x_{13})$	9.3	38.6
4	$R_{2,1}(x_3, x_7)$	6.0	37.7	$R(x_6, x_{17})$	6.0	44.7
5	$R_{2,1}(x_3, x_{14})$	5.1	42.8	$R(x_5, x_{17})$	5.8	50.4
6	$R(x_4, x_7)$	4.1	46.9	$R(x_6, x_{15})$	3.0	53.4
7	$R_{2,2}(x_{13}, x_{18})$	3.7	50.6	$R(x_8, x_{18})$	2.6	56.0
8	$R(x_5, x_{15})$	2.3	52.9	$R(x_7, x_{16})$	2.5	58.5
9	$R(x_7, x_{13})$	2.0	55.0	$R(x_4, x_{13})$	1.8	60.4
10	$R_{4,4}(x_{13}, x_{18})$	2.0	56.9	$R(x_6, x_{16})$	1.5	61.8
11	$R_{2,1}(x_3, x_{13})$	1.9	58.9	$R(x_7, x_{17})$	1.0	62.9
12	$R_{2,1}(x_4, x_{14})$	1.9	60.8	$R_{2,1}(x_3, x_8)$	1.0	63.9
13	$R(x_5, x_{13})$	1.9	62.6	$R_{2,1}(x_7, x_{17})$	0.9	64.8
14	$R_{2,2}(x_5, x_{16})$	1.8	64.4	$R(x_6, x_{14})$	0.7	65.5
15	$R(x_7, x_{14})$	1.6	66.0	$R_{2,2}(x_{13}, x_{18})$	0.7	66.3
16	$R(x_{12}, x_{17})$	1.6	67.6	$R_{2,1}(x_2, x_{13})$	0.7	67.0
17	$R_{2,1}(x_1, x_8)$	1.5	69.1	$R(x_7, x_{18})$	0.7	67.7
18	$R(x_4, x_{15})$	1.5	70.6	$R(x_5, x_{13})$	0.6	68.3
19	$R_{2,1}(x_4, x_{15})$	1.5	72.0	$R_{2,1}(x_8, x_{17})$	0.6	69.0
20	$R_{2,1}(x_3, x_{16})$	1.3	73.3	$raw_{001}(x_1)$	0.5	69.4
21	$R(x_3, x_8)$	1.2	74.6	$R_{2,2}(x_7, x_{18})$	0.5	69.9
22	$R(x_5, x_{14})$	1.2	75.8	$R(x_8, x_{17})$	0.5	70.4
23	$R_{2,2}(x_7, x_{17})$	1.2	77.0	$R(x_7, x_{13})$	0.4	70.8
24	$R(x_{13}, x_{16})$	1.0	78.0	$R(x_2, x_{13})$	0.4	71.1
25	$R(x_5, x_{18})$	0.9	78.9	$R_{2,1}(x_3, x_{13})$	0.3	71.5
26	$R(x_6, x_{17})$	0.9	79.8	$R(x_4, x_{17})$	0.3	71.8
27	$R_{2,1}(x_5, x_{14})$	0.8	80.6	$R_{2,1}(x_3, x_{12})$	0.3	72.1
28	$R(x_3, x_7)$	0.8	81.4	$R_{2,2}(x_6, x_{17})$	0.3	72.4
29	$R_{2,1}(x_4, x_{16})$	0.8	82.2	$raw_{002}(x_1)$	0.3	72.7
30	$R_{4,1}(x_1, x_8)$	0.8	83.0	$R_{2,2}(x_{13}, x_{17})$	0.3	73.0
31	$R_{2,2}(x_7, x_{15})$	0.7	83.7	$R_{2,2}(x_8, x_{18})$	0.3	73.3
32	$R_{2,1}(x_3, x_{15})$	0.7	84.4	$R_{2,1}(x_6, x_{16})$	0.3	73.5
33	$R(x_5, x_{16})$	0.6	85.1	$R(x_5, x_{18})$	0.3	73.8

Rang	Rauschniveau 1			Rauschniveau 2		
	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.
34	$R_{2,2}(x_5, x_{18})$	0.6	85.7	$R_{2,1}(x_6, x_{17})$	0.2	74.0
35	$R(x_3, x_{16})$	0.6	86.3	$R_{2,1}(x_3, x_{16})$	0.2	74.2
36	$R(x_3, x_{18})$	0.6	86.9	$R_{2,2}(x_4, x_{13})$	0.2	74.4
37	$R(x_{13}, x_{17})$	0.5	87.4	$D_{263}(x_2)$	0.2	74.6
38	$R_{2,2}(x_3, x_{16})$	0.5	87.9	$raw_{004}(x_1)$	0.2	74.8
39	$R(x_6, x_{15})$	0.5	88.4	$R_{2,1}(x_4, x_{17})$	0.2	75.0
40	$R(x_6, x_{16})$	0.5	88.9	$R_{2,1}(x_5, x_{13})$	0.2	75.2
41	$R(x_5, x_{17})$	0.4	89.3	$R_{2,1}(x_8, x_{14})$	0.2	75.4
42	$R_{2,1}(x_3, x_6)$	0.3	89.6	$R_{4,2}(x_3, x_8)$	0.2	75.6
43	$R(x_3, x_{14})$	0.3	89.9	$R(x_1, x_{12})$	0.2	75.8
44	$R(x_3, x_{15})$	0.3	90.1	$R_{2,2}(x_6, x_{16})$	0.2	76.0
45	$R(x_8, x_{18})$	0.3	90.4	$R(x_1, x_{13})$	0.2	76.1
46	$R_{2,1}(x_1, x_7)$	0.2	90.6	$raw_{003}(x_1)$	0.2	76.3
47	$R(x_7, x_{12})$	0.2	90.8	$R(x_2, x_{14})$	0.2	76.5
48	$R(x_3, x_{17})$	0.2	91.0	$R_{2,2}(x_7, x_{17})$	0.2	76.6
49	$R_{2,2}(x_4, x_{18})$	0.2	91.2	$R_{2,2}(x_3, x_8)$	0.2	76.8
50	$R(x_3, x_6)$	0.2	91.4	$R_{2,2}(x_{12}, x_{18})$	0.2	76.9

Eine Quantitative Einordnung der einzelnen Merkmale durch die Feature Importance erfolgt in Abschnitt 4.3.

## D.3 Feature Importance für alle $R$ -Merkmalsvariationen

Im folgenden findet eine erweiterte Analyse der Feature Importance für das  $R_{\text{all}}$ -Merkmal als Ergänzung zu Abschnitt 4.3.2 statt. In Abschnitt 4.3.2 wird die Feature Importance der Bagged Tree-Klassifikationsmodelle basierend auf den drei vorgestellten  $R$ -Merkmalsvariationen untersucht.

### D.3.1 Rangliste der Merkmalskomponenten

Die Tabelle D.3 gibt die Merkmalskomponente basierend auf den Krümmungseinflusslinien  ${}_w''\eta$  und Tabelle D.4 basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$  wider. Die Tabellen haben die gleiche Struktur wie die Tabellen D.1 und D.2. Daher wird in diesem Abschnitt auf eine detaillierte Beschreibung der Tabellen D.3 und D.4 verzichtet und auf die Beschreibung im Anhang D.2 verwiesen.

Die R-Merkmalvariationen erreichen basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschniveau 1 in Tabelle D.3 mit elf Merkmalskomponenten eine Feature Importance über 80 %. Bis zur vierten Merkmalskomponente decken sich die Merkmalskomponenten in Tabelle D.3 mit denen in Tabelle D.1, wobei Rang fünf und sechs vertauscht sind. Vom siebten bis zum neunten Rang decken sich die Merkmalskomponenten wieder in den beiden Tabellen D.1 und D.3.

Mit Rauschniveau 2 werden 38 Merkmalskomponenten benötigt um über eine kumulierte Feature Importance von 80 % zu kommen. Wobei ab dem 16. Rang die Feature Importance unter einem Prozent pro weiterer Merkmalskomponente liegt. Die Merkmalskomponenten in Tabellen D.1 und D.3 decken sich bis zum 17. Rang mit Rauschniveau 2, wobei die Merkmalskomponenten auf dem siebten und achten Rang vertauscht sind.

**Tabelle D.3:** Die wichtigsten 50 Merkmalskomponenten des Klassifikationsmodells für alle R-Merkmalvariationen basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Rang	Rauschniveau 1			Rauschniveau 2		
	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.
1	$R_{4,2}(x_2, x_9)$	12.5	12.5	$R_{4,2}(x_2, x_9)$	13.2	13.2
2	$R_{4,2}(x_5, x_9)$	12.0	24.5	$R_{4,2}(x_1, x_9)$	9.5	22.7
3	$R_{4,3}(x_7, x_{11})$	9.9	34.4	$R_{4,3}(x_8, x_{11})$	8.3	31.0
4	$R(x_8, x_{14})$	9.4	43.8	$R_{2,2}(x_8, x_{13})$	7.5	38.4
5	$R_{4,2}(x_4, x_9)$	8.4	52.2	$R_{4,2}(x_5, x_9)$	4.4	42.8
6	$R_{4,3}(x_8, x_{11})$	7.7	59.9	$R_{4,3}(x_9, x_{11})$	3.8	46.6
7	$R_{4,2}(x_1, x_9)$	7.1	67.0	$R_{4,2}(x_4, x_9)$	3.3	50.0
8	$R_{4,2}(x_6, x_9)$	3.9	70.8	$R_{2,1}(x_8, x_{10})$	3.3	53.3
9	$R(x_9, x_{14})$	3.7	74.5	$R_{4,3}(x_{10}, x_{11})$	2.9	56.2
10	$R_{4,3}(x_9, x_{11})$	2.9	77.5	$R_{4,2}(x_3, x_9)$	2.7	58.9
11	$R_{4,2}(x_3, x_9)$	2.8	80.3	$R(x_5, x_{11})$	2.4	61.3
12	$R(x_5, x_{11})$	2.8	83.0	$R_{4,3}(x_2, x_{11})$	2.1	63.3
13	$R(x_6, x_{11})$	1.5	84.6	$R(x_8, x_{13})$	1.5	64.8
14	$R(x_{11}, x_{15})$	1.1	85.7	$R_{2,2}(x_9, x_{13})$	1.4	66.2
15	$R(x_8, x_{13})$	1.0	86.7	$R(x_5, x_8)$	1.1	67.3
16	$R_{2,1}(x_6, x_{11})$	0.7	87.4	$R_{2,1}(x_3, x_{12})$	1.0	68.3
17	$R(x_3, x_{11})$	0.7	88.1	$R_{4,3}(x_1, x_{11})$	0.9	69.2
18	$R(x_8, x_{15})$	0.5	88.6	$R(x_1, x_2)$	0.8	70.0
19	$R(x_6, x_8)$	0.5	89.1	$R(x_6, x_{11})$	0.7	70.7
20	$R_{2,1}(x_6, x_{10})$	0.4	89.5	$R(x_{11}, x_{16})$	0.7	71.4
21	$R(x_{11}, x_{14})$	0.4	90.0	$R_{2,1}(x_8, x_{16})$	0.6	72.0

Rang	Rauschniveau 1			Rauschniveau 2		
	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.	Merkmal	Feature Import.	kumul. Feature Import.
22	$R_{2,1}(x_3, x_{11})$	0.4	90.4	$R_{2,2}(x_8, x_{16})$	0.6	72.6
23	$R(x_3, x_{12})$	0.4	90.8	$R_{2,1}(x_8, x_9)$	0.6	73.2
24	$R_{2,1}(x_3, x_{10})$	0.3	91.1	$R_{2,1}(x_6, x_{10})$	0.6	73.8
25	$R(x_1, x_2)$	0.3	91.4	$R_{2,1}(x_3, x_{15})$	0.6	74.3
26	$R_{2,1}(x_5, x_{10})$	0.3	91.7	$R(x_6, x_8)$	0.5	74.9
27	$R_{2,1}(x_8, x_9)$	0.3	92.0	$R(x_9, x_{16})$	0.5	75.4
28	$R_{2,1}(x_7, x_{10})$	0.2	92.3	$R_{2,1}(x_3, x_{11})$	0.5	75.9
29	$R_{2,1}(x_7, x_{11})$	0.2	92.5	$R_{2,1}(x_8, x_{13})$	0.5	76.5
30	$R(x_3, x_8)$	0.2	92.7	$R(x_3, x_{11})$	0.5	77.0
31	$R(x_1, x_{17})$	0.2	92.8	$R_{2,2}(x_9, x_{16})$	0.5	77.5
32	$R(x_1, x_{16})$	0.2	93.0	$R_{2,1}(x_3, x_8)$	0.5	77.9
33	$R_{2,1}(x_3, x_9)$	0.2	93.2	$R(x_4, x_{10})$	0.5	78.4
34	$R_{2,2}(x_9, x_{16})$	0.2	93.3	$R_{2,1}(x_6, x_{11})$	0.4	78.8
35	$R_{2,1}(x_5, x_{11})$	0.1	93.5	$R(x_3, x_{14})$	0.4	79.2
36	$R_{4,3}(x_9, x_{13})$	0.1	93.6	$R_{2,1}(x_4, x_{10})$	0.4	79.6
37	$R_{2,1}(x_7, x_{12})$	0.1	93.7	$R_{2,1}(x_8, x_{14})$	0.4	79.9
38	$R(x_1, x_4)$	0.1	93.9	$R(x_5, x_9)$	0.4	80.3
39	$R_{2,1}(x_8, x_{11})$	0.1	94.0	$R(x_1, x_3)$	0.3	80.6
40	$R_{2,2}(x_7, x_{13})$	0.1	94.2	$R(x_{11}, x_{14})$	0.3	81.0
41	$R_{2,2}(x_{10}, x_{15})$	0.1	94.3	$R_{2,2}(x_6, x_{13})$	0.3	81.3
42	$R_{2,2}(x_9, x_{14})$	0.1	94.4	$R(x_4, x_{11})$	0.3	81.6
43	$R_{2,2}(x_9, x_{15})$	0.1	94.5	$R_{2,1}(x_4, x_{11})$	0.3	81.9
44	$R_{2,2}(x_5, x_9)$	0.1	94.6	$R_{2,1}(x_4, x_{15})$	0.3	82.2
45	$R_{2,1}(x_4, x_{10})$	0.1	94.7	$R(x_6, x_9)$	0.3	82.4
46	$R_{2,2}(x_9, x_{12})$	0.1	94.8	$R(x_2, x_3)$	0.2	82.7
47	$R_{2,1}(x_3, x_{12})$	0.1	94.9	$R_{2,1}(x_3, x_9)$	0.2	82.9
48	$R_{2,2}(x_3, x_{11})$	0.1	95.0	$R_{2,1}(x_7, x_9)$	0.2	83.1
49	$R_{2,1}(x_4, x_{13})$	0.1	95.1	$R(x_3, x_9)$	0.2	83.3
50	$R_{2,1}(x_4, x_{15})$	0.1	95.3	$R_{4,1}(x_3, x_9)$	0.2	83.6

Für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  mit Rauschniveau 1 kann eine kumulierte Feature Importance von über 80 % nach 26 Merkmalskomponenten in Tabelle D.4 erreicht werden. Die Reihenfolge der Merkmalskomponenten ist in Tabellen D.2 und D.4 bis zum neunten Rang gleich. Auch danach folgen die gleichen Merkmalskomponenten in einer ähnlichen Reihenfolge.

Während mit allen Merkmalen basierend auf den Verschiebungseinflusslinien mit Rauschniveau 2 in Tabelle D.2 mehr als 50 Merkmalskomponenten benötigt werden um eine kumu-



lierte Feature Importance über 80 % zu erreichen, ist nach der 46. Merkmalskomponente die Grenze in Tabelle D.4 erreicht. Die Merkmalskomponenten in den Tabellen D.2 und D.4 für Rauschniveau 2 folgen bis zur zehnten Merkmalskomponente in der gleichen Reihenfolge. Auch danach folgen die gleichen Merkmalskomponenten auf ähnlichen Rängen.

**Tabelle D.4:** Die wichtigsten 50 Merkmalskomponenten des Klassifikationsmodells für alle R-Merkmalvariationen basierend auf der Verschiebungseinflusslinien  ${}_w\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Rang	Rauschniveau 1			Rauschniveau 2		
	Merkm.	Feature Import.	kumul. Feature Import.	Merkm.	Feature Import.	kumul. Feature Import.
1	$R_{2,1}(x_2, x_7)$	12.9	12.9	$R(x_3, x_{14})$	15.7	15.7
2	$R_{2,1}(x_3, x_8)$	11.5	24.4	$R(x_6, x_{18})$	14.1	29.8
3	$R_{2,1}(x_2, x_8)$	7.6	32.0	$R(x_3, x_{13})$	9.3	39.1
4	$R_{2,1}(x_3, x_7)$	6.3	38.3	$R(x_6, x_{17})$	6.3	45.4
5	$R_{2,1}(x_3, x_{14})$	5.3	43.6	$R(x_5, x_{17})$	5.8	51.2
6	$R(x_4, x_7)$	4.4	48.0	$R(x_6, x_{15})$	2.8	54.0
7	$R_{2,2}(x_{13}, x_{18})$	3.5	51.5	$R(x_8, x_{18})$	2.7	56.7
8	$R(x_5, x_{15})$	2.3	53.9	$R(x_7, x_{16})$	2.5	59.2
9	$R(x_7, x_{13})$	2.2	56.1	$R(x_4, x_{13})$	1.8	61.0
10	$R_{2,1}(x_3, x_{13})$	2.0	58.0	$R(x_6, x_{16})$	1.4	62.4
11	$R_{2,1}(x_4, x_{14})$	1.9	59.9	$R_{2,1}(x_3, x_8)$	1.0	63.4
12	$R(x_5, x_{13})$	1.8	61.7	$R_{2,1}(x_7, x_{17})$	1.0	64.5
13	$R_{2,2}(x_5, x_{16})$	1.8	63.5	$R(x_7, x_{17})$	1.0	65.4
14	$R_{2,1}(x_1, x_8)$	1.8	65.3	$R(x_1, x_2)$	0.9	66.3
15	$R_{4,4}(x_{13}, x_{18})$	1.8	67.0	$R(x_6, x_{14})$	0.9	67.2
16	$R(x_7, x_{14})$	1.6	68.6	$R(x_7, x_{18})$	0.8	68.0
17	$R(x_{12}, x_{17})$	1.6	70.2	$R_{2,1}(x_2, x_{13})$	0.8	68.8
18	$R_{2,1}(x_4, x_{15})$	1.4	71.6	$R_{2,2}(x_{13}, x_{18})$	0.8	69.6
19	$R_{2,1}(x_3, x_{16})$	1.3	72.9	$R(x_5, x_{13})$	0.7	70.4
20	$R(x_4, x_{15})$	1.3	74.2	$R_{2,2}(x_7, x_{18})$	0.7	71.0
21	$R(x_5, x_{14})$	1.3	75.5	$R_{2,1}(x_8, x_{17})$	0.6	71.6
22	$R(x_3, x_8)$	1.2	76.7	$R(x_8, x_{17})$	0.6	72.2
23	$R_{2,2}(x_7, x_{17})$	1.1	77.7	$R(x_4, x_{17})$	0.6	72.8
24	$R(x_{13}, x_{16})$	1.0	78.8	$R_{2,2}(x_6, x_{17})$	0.5	73.3
25	$R_{2,1}(x_4, x_{16})$	0.9	79.7	$R(x_2, x_{13})$	0.5	73.7
26	$R(x_5, x_{18})$	0.9	80.6	$R(x_7, x_{13})$	0.4	74.2
27	$R(x_3, x_7)$	0.8	81.4	$R_{2,2}(x_{13}, x_{17})$	0.4	74.6
28	$R(x_6, x_{17})$	0.8	82.2	$R_{2,1}(x_3, x_{13})$	0.4	74.9

Rang	Merkmal	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2		
		Feature Import.	kumul. Feature Import.	Feature Import.	kumul. Feature Import.	
29	$R(x_5, x_{16})$	0.8	83.0	$R_{2,1}(x_3, x_{12})$	0.3	75.3
30	$R_{2,1}(x_5, x_{14})$	0.8	83.8	$R(x_1, x_{12})$	0.3	75.6
31	$R_{2,2}(x_7, x_{15})$	0.7	84.5	$R_{2,2}(x_8, x_{18})$	0.3	75.9
32	$R_{4,1}(x_1, x_8)$	0.7	85.2	$R_{2,1}(x_4, x_{14})$	0.3	76.2
33	$R_{2,1}(x_3, x_{15})$	0.6	85.8	$R(x_4, x_{15})$	0.3	76.5
34	$R(x_3, x_{16})$	0.6	86.4	$R(x_1, x_3)$	0.3	76.8
35	$R(x_{13}, x_{17})$	0.6	87.0	$R_{2,1}(x_6, x_{16})$	0.3	77.1
36	$R_{2,2}(x_5, x_{18})$	0.6	87.6	$R_{2,2}(x_6, x_{16})$	0.3	77.4
37	$R(x_6, x_{16})$	0.5	88.1	$R(x_2, x_{14})$	0.3	77.7
38	$R(x_3, x_{18})$	0.5	88.6	$R_{2,1}(x_3, x_{16})$	0.3	78.0
39	$R_{2,2}(x_3, x_{16})$	0.5	89.1	$R_{2,1}(x_6, x_{17})$	0.3	78.3
40	$R(x_6, x_{15})$	0.4	89.5	$R(x_1, x_{13})$	0.3	78.5
41	$R(x_5, x_{17})$	0.4	89.9	$R(x_5, x_{18})$	0.3	78.8
42	$R(x_1, x_2)$	0.4	90.3	$R_{2,1}(x_5, x_{13})$	0.3	79.0
43	$R(x_3, x_{14})$	0.4	90.7	$R_{2,1}(x_4, x_8)$	0.2	79.3
44	$R_{2,1}(x_3, x_6)$	0.4	91.0	$R(x_5, x_{16})$	0.2	79.5
45	$R(x_3, x_{15})$	0.3	91.3	$R_{2,1}(x_8, x_{14})$	0.2	79.8
46	$R_{2,1}(x_1, x_7)$	0.3	91.6	$R_{2,1}(x_4, x_{17})$	0.2	80.0
47	$R(x_3, x_6)$	0.2	91.8	$R_{4,2}(x_3, x_8)$	0.2	80.2
48	$R(x_8, x_{18})$	0.2	92.0	$R_{2,2}(x_4, x_{13})$	0.2	80.5
49	$R_{2,2}(x_4, x_{18})$	0.2	92.3	$R_{2,2}(x_7, x_{17})$	0.2	80.7
50	$R(x_3, x_{12})$	0.2	92.5	$R_{2,2}(x_3, x_{13})$	0.2	80.9

Die Betrachtung der Feature Importance in Abhängigkeit der Sensorposition erfolgt in Abschnitt 4.3.2. Im nächsten Abschnitt wird die Feature Importance in Abhängigkeit der Merkmalsvariante untersucht.

### D.3.2 Feature Importance nach Merkmalsvariante

Tabellen D.5 und D.6 sind nach der gleichen Struktur wie die Tabellen 4.6 und 4.7 aufgebaut. An dieser Stelle wird auf eine detaillierte Beschreibung der Struktur der Tabellen D.5 und D.6 verzichtet und auf die Beschreibung in Abschnitt 4.3.1 verwiesen.

Basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschniveau 1 in Tabelle D.5 liegt die höchste summierte Feature Importance mit 68.2 % beim  $R_4$ -Merkmal. Dies bleibt auch mit Rauschniveau 2 für die Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  der Fall. Jedoch sinkt der Anteil der

Feature Importance auf 56.0 %. Das  $R_2$ -Merkmal basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$  mit Rauschniveau 1 hat die niedrigste summierte Feature Importance mit 7.6 %. Mit Rauschniveau 2 hat das  $R$ -Merkmal die niedrigste summierte Feature Importance mit 15.7 %. Basierend auf dem Rauschniveau 1 werden 250 Merkmalskomponenten ausgewählt und für Rauschniveau 2 sind es 509.

**Tabelle D.5:** Häufigkeit und die dazugehörige summierte Feature Importance für das Klassifikationsmodell für alle  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Krümmungseinflusslinien  $w''\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Merkmal	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Anzahl	Summe	Anzahl	Summe
		Feature		Feature
	Anzahl	Importance	Anzahl	Importance
$R$	72	24.2	123	15.7
$R_2$	117	7.6	191	28.3
$R_4$	61	68.2	195	56.0
Summe	250	100.0	509	100.0

Das  $R$ -Merkmal auf Basis der Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  hat in Tabelle D.6 mit Rauschniveau 1 erst einen Anteil von 29.6 % und mit Rauschniveau 2 einen Anteil von 77.0 %. Für Rauschniveau 1 ist die wichtigste Merkmalskomponente das  $R_2$ -Merkmal mit einer summierten Feature Importance von 66.8 %. Das wichtigste Merkmal für Rauschniveau 2 ist das  $R$ -Merkmal. Der Anteil des  $R_4$ -Merkmals bleibt für beide Rauschniveaus verhältnismäßig niedrig. Auch für die Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$  steigt mit dem Rauschen der Bedarf an

**Tabelle D.6:** Häufigkeit und die dazugehörige summierte Feature Importance für das Klassifikationsmodell für alle  $R$ -Merkmalsvariationen basierend auf den Verschiebungseinflusslinien  $w\eta$ . Der verwendete Klassifikationsalgorithmus ist Bagged Tree.

Merkmal	Rauschniveau 1		Rauschniveau 2	
	Anzahl	Summe	Anzahl	Summe
		Feature		Feature
	Anzahl	Importance	Anzahl	Importance
$R$	96	29.6	125	77.0
$R_2$	126	66.8	221	18.3
$R_4$	73	3.6	225	4.7
Summe	295	100.0	571	100.0

weiteren Merkmalskomponenten von 295 Merkmalskomponenten für Rauschniveau 1 auf 571 für Rauschniveau 2.

# E Ergänzung zur Klassifikation des FE-Modells

## E.1 Beispielhafte Fahrzeugkarte für eine simulierte Überfahrt des FE-Modells

Beispielhafte Fahrzeugkarte für die Wahl der Parameter einer Überfahrt im Finite-Elemente (FE)-Modell der Brücke. Die FE-Modelle wurden vom Büro für Strukturmechanik erstellt und zur Verfügung gestellt [178].

```
#DEFINE SetID=Set01277
```

```
#DEFINE Set
```

```
$ -----
$ -----
$ --- E i n g a n g s d a t e n / P a r a m e t e r ---
$ -----
$ -----
```

sto#fz_typ	'FZ_TYP_97'	\$ [-] Fahrzeugtyp
sto#direction	0	\$ [-] Fahrtrichtung
sto#speed	75	\$ [km/h] Fahrzeuggeschwindigkeit
sto#l	29.6	\$ [m] Feldlänge der Brücke
sto#weight	169.20	\$ [kN] Fahrzeuggewicht
sto#weight_axis1	54.60	\$ [kN] Achsgewicht 1
sto#weight_axis2	54.77	\$ [kN] Achsgewicht 2
sto#weight_axis3	24.66	\$ [kN] Achsgewicht 3
sto#weight_axis4	35.17	\$ [kN] Achsgewicht 4
sto#weight_axis5	0.00	\$ [kN] Achsgewicht 5
sto#length	17.26	\$ [m] Fahrzeuglänge
sto#dist_axis12	-4.39	\$ [m] Achsabstand 1-2
sto#dist_axis23	-6.77	\$ [m] Achsabstand 2-3

sto#dist_axis34	-1.27	\$ [m]	Achsabstand 3-4
sto#dist_axis45	-4.83	\$ [m]	Achsabstand 4-5
sto#width	2.06	\$ [m]	Fahrzeubreite
sto#k1_fzg	449.33	\$ [kN/m]	Federsteifigkeit Fzg (je Feder) Achse 1
sto#k2_fzg	963.65	\$ [kN/m]	Federsteifigkeit Fzg (je Feder) Achse 2
sto#k3_fzg	878.69	\$ [kN/m]	Federsteifigkeit Fzg (je Feder) Achse 3
sto#k4_fzg	1064.19	\$ [kN/m]	Federsteifigkeit Fzg (je Feder) Achse 4
sto#k5_fzg	4060.89	\$ [kN/m]	Federsteifigkeit Fzg (je Feder) Achse 5
sto#d1_fzg	45.98	\$ [kNs/m]	Dämpferkonstante (je Feder) Achse 1
sto#d2_fzg	84.89	\$ [kNs/m]	Dämpferkonstante (je Feder) Achse 2
sto#d3_fzg	34.52	\$ [kNs/m]	Dämpferkonstante (je Feder) Achse 3
sto#d4_fzg	73.99	\$ [kNs/m]	Dämpferkonstante (je Feder) Achse 4
sto#d5_fzg	141.07	\$ [kNs/m]	Dämpferkonstante (je Feder) Achse 5
sto#f1_fzg	2.04	\$ [Hz]	Fahrzeugfrequenz Achse 1
sto#f2_fzg	2.99	\$ [Hz]	Fahrzeugfrequenz Achse 2
sto#f3_fzg	4.25	\$ [Hz]	Fahrzeugfrequenz Achse 3
sto#f4_fzg	3.92	\$ [Hz]	Fahrzeugfrequenz Achse 4
sto#f5_fzg	5.36	\$ [Hz]	Fahrzeugfrequenz Achse 5
sto#dtime	0.010	\$ [s]	Zeitschrittweite
sto#nsteps	1000	\$ [-]	Anzahl der Zeitschritte
sto#x0_rampe	-2.50	\$ [m]	Startposition des Fahrzeugs
sto#x0_pos	-#l+#x0_rampe	\$ [m]	Anfangsposition Achse 1
sto#y0_pos	-1.77	\$ [m]	Anfangsposition Fahrzeugmitte Y
sto#z0_pos	1.00	\$ [m]	Anfangsposition Fahrzeugmitte Z
sto#Spurabw	-0.34	\$ [m]	Spurabweichung





\$ -----

\$ -----

#ENDDEF

## E.2 Übersicht der Fahrzeugtypen mit den Parametern für die simulierten Überfahrten des FE-Modells

In Abbildung E.1 sind die vier verwendeten Fahrzeugtypen 8, 41, 97 und 98 mit der zugehörigen Silhouette sowie dem Mittelwert und der Standardabweichung des Gesamtgewichts und der Achslastverhältnisse aufgeführt.

FZ-Typ / Klasse	FZ-TYP	Gesamtgewicht		Achsen	Achs-Lastverhaeltnisse										
		Mittelw.	STD		Anzahl	1		2		3		4		5	
				$\mu_1$		$\sigma_1$	Mittelw.	STD	Mittelw.	STD	Mittelw.	STD	Mittelw.	STD	Mittelw.
		$\mu_1$	$\sigma_1$		$\mu_1$	$\sigma_1$	$\mu_1$	$\sigma_1$	$\mu_1$	$\sigma_1$	$\mu_1$	$\sigma_1$	$\mu_1$	$\sigma_1$	
	a	FZ_TYP_8	5.96	1.46	2	44.9%	5.0%	55.1%	5.0%						
	b	FZ_TYP_8	9.17	4.4	2	44.9%	5.0%	55.1%	5.0%						
	a	FZ_TYP_41	27.68	5.95	5	20.9%	5.0%	25.8%	5.0%	16.1%	5.0%	19.5%	5.0%	17.7%	5.0%
	b	FZ_TYP_41	41.45	3.25	5	20.9%	5.0%	25.8%	5.0%	16.1%	5.0%	19.5%	5.0%	17.7%	5.0%
	a	FZ_TYP_97	15.67	1.88	4	30.6%	5.0%	30.9%	5.0%	19.1%	5.0%	19.4%	5.0%		
	b	FZ_TYP_97	21.14	5.28	4	30.6%	5.0%	30.9%	5.0%	19.1%	5.0%	19.4%	5.0%		
	a	FZ_TYP_98	25.96	9.2	5	20.8%	5.0%	28.1%	5.0%	17.0%	5.0%	17.0%	5.0%	17.1%	5.0%
	b	FZ_TYP_98	40.53	2.48	5	20.8%	5.0%	28.1%	5.0%	17.0%	5.0%	17.0%	5.0%	17.1%	5.0%

**Abbildung E.1:** Übersicht der Fahrzeugtypen für die FE-Simulationen mit dem Gesamtgewicht und dem Achsgewicht. Bild aus dem Abschlussbericht des Verbundvorhabens Eventbasierte Zustandserfassung und -bewertung von Brücken basierend auf Radar-Sensorik in Kombination mit intelligenten Algorithmen (ZEBBRA) [178].





## Literaturverzeichnis

- [1] AL-NASAR, M. K. R.; AL-ZWAINY, F. M. S.: A systematic review of structural materials health monitoring system for girder-type bridges. *Materials Today: Proceedings* 49 (2022), S. A19–A28.
- [2] ALAMDARI, M. M.; NGUYEN, V.; RUNCIE, P.; MUSTAPHA, S.: Damage Characterization in Concrete Jack Arch Bridges Using Symbolic Time Series Analysis. In: *Structural Health Monitoring 2015*, Destech Publications, 2015.
- [3] ALAMPALLI, S.: EFFECTS OF TESTING, ANALYSIS, DAMAGE, AND ENVIRONMENT ON MODAL PARAMETERS. *Mechanical Systems and Signal Processing* 14 (2000) 1, S. 63–74.
- [4] ALESSIO, S. M.: Non-stationary Spectral Analysis. In: *Signals and Communication Technology*, S. 573–642, Springer International Publishing, 2015.
- [5] ALLEMANG, R. J.; BROWN, D. L.: A Correlation Coefficient for Modal Vector Analysis. In: *Proceedings of the International Modal Analysis Conference & Exhibit*, S. 110–116, 1982.
- [6] ALTEN, K.; RALBOVSKY, M.; VORWAGNER, A.; TOPLITZER, H.; WITTMANN, S.: Evaluation of Different Monitoring Techniques During Damage Infliction on Structures. *Procedia Engineering* 199 (2017), S. 1840–1845.
- [7] AN, Y.; CHATZI, E.; SIM, S.-H.; LAFLAMME, S.; BLACHOWSKI, B.; OU, J.: Recent progress and future trends on damage identification methods for bridge structures. *Structural Control and Health Monitoring* 26 (2019) 10.
- [8] ANASTASOPOULOS, D.; ROECK, G. D.; REYNDERS, E. P. B.: One-year operational modal analysis of a steel bridge from high-resolution macrostrain monitoring: Influence of temperature vs. retrofitting. *Mechanical Systems and Signal Processing* 161 (2021), S. 107951.
- [9] ANGST, U.; ELSENER, B.; JAMALI, A.; ADEY, B.: Concrete cover cracking owing to reinforcement corrosion – theoretical considerations and practical experience. *Materials and Corrosion* 63 (2012) 12, S. 1069–1077.

- [10] ANGST, U. M.: Challenges and opportunities in corrosion of steel in concrete. *Materials and Structures* 51 (2018) 1, S. 4.
- [11] ARENS, T.; HETTLICH, F.; KARPFINGER, C.; KOCKELKORN, U.; LICHTENEGGER, K.; STACHEL, H.: *Mathematik*. Springer Spektrum Berlin, Heidelberg, fünfte Aufl., 2022.
- [12] ARNDT, M.: Komplexe Gründung der Salzbachtalbrücke –Entwurf und Durchführung einer Probepfahlbelastung. Internationale Arbeitstagung Brücken- und Ingenieurbau 2018; Potsdam, 24. – 26.04.2018, 2018.
- [13] ARNOLD, M.; HOYER, M.; KELLER, S.: Convolutional Neural Networks for Detecting Bridge Crossing Events with Ground-Based Interferometric Radar Data. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 1 (2021), S. 31–38.
- [14] ARNOLD, M.; KELLER, S.: DETECTION AND CLASSIFICATION OF BRIDGE CROSSING EVENTS WITH GROUND-BASED INTERFEROMETRIC RADAR DATA AND MACHINE LEARNING APPROACHES. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences* 5 (2020) 1.
- [15] AU, S.-K.: Operational Modal Analysis : Modeling, Bayesian Inference, Uncertainty Laws. 2017.
- [16] AVCI, O.; ABDELJABER, O.; KIRANYAZ, S.; HUSSEIN, M.; GABBOUJ, M.; INMAN, D. J.: A review of vibration-based damage detection in civil structures: From traditional methods to Machine Learning and Deep Learning applications. *Mechanical Systems and Signal Processing* 147 (2021), S. 107077.
- [17] AY, A. M.; WANG, Y.: Structural damage identification based on self-fitting ARMAX model and multi-sensor data fusion. *Structural Health Monitoring* 13 (2014) 4, S. 445–460.
- [18] AZIMI, M.; ESLAMLOU, A.; PEKCAN, G.: Data-Driven Structural Health Monitoring and Damage Detection through Deep Learning: State-of-the-Art Review. *Sensors* 20 (2020) 10, S. 2778.
- [19] BAGHIEE, N.; ESFAHANI, M. R.; MOSLEM, K.: Damage detection of multi-girder bridge superstructure based on the modal strain approaches. *Journal of Theoretical and Applied Vibration and Acoustics* 5 (2020), S. 21–42.
- [20] BAKHT, B.; PINJARKAR, S. G.: Dynamic testing of highway bridges - a review. *Transportation Research Record* 1223 (1989).
- [21] BARBOSH, M.; SINGH, P.; SADHU, A.: Empirical mode decomposition and its variants: a review with applications in structural health monitoring. *Smart Materials and Structures* 29 (2020) 9.

- [22] BEISER, V.: Sand mining: the global environmental crisis you've never heard of. Section: Cities, 2017.
- [23] BELLMAN, R.: *Adaptive Control Processes*. Princeton University Press, 1961.
- [24] BERTOLINI, L.; ELSENER, B.; PEDEFERRI, P.; POLDER, R. B.: *Corrosion of Steel in Concrete*. Wiley, 2003.
- [25] BISHOP, C. M.: *Neural Networks for Pattern Recognition*. Advanced Texts in Econometrics, Clarendon Press, Oxford, 1995.
- [26] BREIMAN, L.: Bagging predictors. *Machine Learning* 24 (1996) 2, S. 123–140.
- [27] BREIMAN, L.: Random Forests. *Machine Learning* 45 (2001), S. 5–32.
- [28] BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J. H.; OLSEN, R. A.; STONE, C. J.: *Classification And Regression Trees*. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 1984.
- [29] BROWNJOHN, J. M. W.; STEFANO, A. D.; XU, Y.-L.; WENZEL, H.; AKTAN, A. E.: Vibration-based monitoring of civil infrastructure: challenges and successes. *Journal of Civil Structural Health Monitoring* 1 (2011) 3-4, S. 79–95.
- [30] BUNDESANSTALT FÜR STRASSENWESEN: Brückenstatistik - Brücken an Bundesfernstraßen - Altersstruktur nach Brückenflächen. Zugegriffen am 12. November 2019., 2019.
- [31] BUNDESANSTALT FÜR STRASSENWESEN: Verkehrs- und Unfalldaten: Kurzzusammenstellung der Entwicklung in Deutschland. Zugegriffen am 26. April 2021, 2020.
- [32] BUNDESANSTALT FÜR STRASSENWESEN: Brückenstatistiken. Online: <https://www.bast.de/DE/Statistik/Bruecken/Brueckenstatistik.html>. Zugegriffen am 20. Februar 2023, 2023.
- [33] BUNDESMINISTERIUM FÜR BILDUNG UND FORSCHUNG: ZEBBRA: Zustandserfassung und -bewertung von Brücken basierend auf Radar-Sensorik in Kombination mit intelligenten Algorithmen. Online: <https://www.sifo.de/sifo/de/projekte/schutzkritischer-infrastrukturen/verkehrsinfrastrukturen/zebbra-zustandserfassung-und-b-mit-intelligenten-algorithmen/zebbra-zustandserfassung-und-b-mit-intelligenten-algorithmen.html>. Zugegriffen am 12. Februar 2022.
- [34] BUNDESMINISTERIUM FÜR VERKEHR, BAU UND STADTENTWICKLUNG: Richtlinie zur einheitlichen Erfassung, Bewertung, Aufzeichnung und Auswertung von Ergebnissen der Bauwerksprüfungen nach DIN 1076 (RI-EBW-PRÜF). 2017.
- [35] BUNDESMINISTERIUM FÜR VERKEHR, BAU UND STADTENTWICKLUNG BERLIN, DEUTSCHLAND: Bauwerksprüfung nach DIN 1076 Bedeutung, Organisation, Kosten. 2013.

- [36] BUNDESMINISTERIUM FÜR VERKEHR UND DIGITALE INFRASTRUKTUR: Stand der Modernisierung von Straßenbrücken der Bundesfernstraßen. Online: <https://www.bmdv.bund.de/SharedDocs/DE/Anlage/StB/bericht-stand-modernisierung-von-strassenbruecken-2020.html>. Zugegriffen am 14. Juni 2022., 2020.
- [37] BUNGARD, V.: *Condition assessment of concrete structures and bridges using vibration monitoring in comparison to changes in their static properties*. Dissertation, Université du Luxembourg, 2010.
- [38] BUNGARD, V.; MAHOWALD, J.; WALDMANN, D.; MAAS, S.; ZÜRBE, A.: Dynamische Zustandsbewertung einer Verbundbrücke: Beobachtung äußerer und nichtlinearer Einflüsse auf die modalen Eigenschaften. *Beton- und Stahlbetonbau* 105 (2010) 8, S. 509–520.
- [39] BÜTTNER, A.: *Beitrag zur Beschreibung des Dämpfungsverhaltens von Stahlbetonbalken*. HAB Weimar - Universität, dissertation, 1992.
- [40] BZDOK, D.; KRZYWINSKI, M.; ALTMAN, N.: Machine learning: a primer. *Nature Methods* 14 (2017) 12, S. 1119–1120.
- [41] CANTIENI, R.: *Beitrag zur Dynamik von Strassenbrücken unter der Überfahrt schwerer Fahrzeuge*. Dissertation, ETH Zürich, 1991.
- [42] CAO, M. S.; SHA, G. G.; GAO, Y. F.; OSTACHOWICZ, W.: Structural damage identification using damping: a compendium of uses and features. *Smart Materials and Structures* 26 (2017) 4.
- [43] CARDEN, E. P.; BROWNJOHN, J. M. W.: ARMA modelled time-series classification for structural health monitoring of civil infrastructure. *Mechanical Systems and Signal Processing* 22 (2008) 2, S. 295–314.
- [44] CAWLEY, P.: Structural health monitoring: Closing the gap between research and industrial deployment. *Structural Health Monitoring* 17 (2018) 5, S. 1225–1244.
- [45] CAWLEY, P.; ADAMS, R. D.: The location of defects in structures from measurements of natural frequencies. *The Journal of Strain Analysis for Engineering Design* 14 (1979) 2, S. 49–57.
- [46] CHANDOLA, V.; BANERJEE, A.; KUMAR, V.: *Outlier Detection: A Survey*. 2007.
- [47] CHANG, P. C.; FLATAU, A.; LIU, S. C.: Review Paper: Health Monitoring of Civil Infrastructure. *Structural Health Monitoring* 2 (2003) 3, S. 257–267.

- [48] CHEN, S.; WU, G.; WU, B.: Simultaneous identification method of damage and vehicle parameters on bridges utilizing long-gauge strain influence line under moving vehicle loads. In: *Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems 2017* (LYNCH, J. P., Hg.), Bd. 10168, S. 573–582, International Society for Optics and Photonics, SPIE, 2017.
- [49] CHEN, S.-Z.; FENG, D.-C.; HAN, W.-S.: Comparative Study of Damage Detection Methods Based on Long-Gauge FBG for Highway Bridges. *Sensors* 20 (2020) 13.
- [50] CHEN, S.-Z.; WU, G.; FENG, D.-C.: Damage detection of highway bridges based on long-gauge strain response under stochastic traffic flow. *Mechanical Systems and Signal Processing* 127 (2019), S. 551–572.
- [51] CHENG, P.; DAVILA, C.; HOU, G.: Static, Vibration Analysis and Sensitivity Analysis of Stepped Beams Using Singularity Functions. *Journal of Structures* 2014 (2014), S. 1–13, publisher: Hindawi Publishing Corporation.
- [52] COOK, W.; BARR, P. J.; HALLING, M. W.: Bridge Failure Rate. *Journal of Performance of Constructed Facilities* 29 (2015) 3.
- [53] COPPI, F.; GENTILE, C.; PAOLO RICCI, P.: A Software Tool for Processing the Displacement Time Series Extracted from Raw Radar Data. *AIP Conference Proceedings* 1253 (2010) 1, S. 190–201.
- [54] CORTES, C.; VAPNIK, V.: Support-vector networks. *Machine Learning* 20 (1995) 3, S. 273–297.
- [55] COSENZA, E.; MANFREDI, G.: Damage indices and damage measures. *Progress in Structural Engineering and Materials* 2 (2000) 1, S. 50–59.
- [56] CROSS, E. J.; MANSON, G.; WORDEN, K.; PIERCE, S. G.: Features for damage detection with insensitivity to environmental and operational variations. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 468 (2012) 2148, S. 4098–4122.
- [57] CUNHA, B. Z.; DROZ, C.; ZINE, A.-M.; FOULARD, S.; ICHCHOU, M.: A review of machine learning methods applied to structural dynamics and vibroacoustic. *Mechanical Systems and Signal Processing* 200 (2023).
- [58] CURBACH, M.; MEHLHORN, G.: *Berechnung*, S. 687–960. Springer Fachmedien Wiesbaden, dritte Aufl., 2014.
- [59] CURBACH, M.; MEHLHORN, G.: *Entwurf*, S. 285–330. Springer Fachmedien Wiesbaden, dritte Aufl., 2014.

- [60] CURBACH, M.; MEHLHORN, G.: *Überwachung, Prüfung, Bewertung und Beurteilung von Brücken*, S. 1165–1240. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, dritte Aufl., 2014.
- [61] DAS, S.; SAHA, P.; PATRO, S. K.: Vibration-based damage detection techniques used for health monitoring of structures: a review. *Journal of Civil Structural Health Monitoring* 6 (2016) 3, S. 477–507.
- [62] DAUBERSCHMIDT, C.; SODEIKAT, C.; SCHIESSL, P.; GEHLEN, C.: *Monitoring von Verkehrsbauten – kontinuierliche Zustandserfassung zur Sicherstellung der Dauerhaftigkeit*. 2008.
- [63] DEL, D.; MECATTI, D.; PIERACCINI, M.: Static Testing of a Bridge Using an Interferometric Radar: The Case Study of “Ponte degli Alpini,” Belluno, Italy. *The Scientific World Journal* 2013 (2013), S. 1–7.
- [64] DESSI, D.; CAMERLENGO, G.: Damage identification techniques via modal curvature analysis: Overview and comparison. *Mechanical Systems and Signal Processing* 52-53 (2015), S. 181 – 205.
- [65] DEUTSCHER BETON- UND BAUTECHNIK-VEREIN E.V.: *DBV-Merkblatt Brückenmonitoring – Planung, Ausschreibung und Umsetzung*. Beuth-Verlag Berlin, 2018.
- [66] DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E.V.: *DIN 1076:1999-11, Ingenieurbauwerke im Zuge von Straßen und Wegen - Überwachung und Prüfung*.
- [67] DINKLER, D.: *Das Kraftgrößenverfahren*. In: *Grundlagen der Baustatik*, S. 204–229, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022.
- [68] DINKLER, D.: *Einflusslinien für Kraftgrößen*. In: *Grundlagen der Baustatik*, S. 142–161, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022.
- [69] DOEBLING, S.; FARRAR, C.; PRIME, M.: A Summary Review of Vibration-Based Damage Identification Methods. *The Shock and Vibration Digest* 30 (1998), S. 91–105.
- [70] DOEBLING, S. W.; FARRAR, C.; PRIME, M.; SHEVITZ, D. W.: Damage Identification and Health Monitoring of Structural and Mechanical Systems From Changes in their Vibration Characteristics: A Literature Review. *Technical Report No. LA-13070-MS* 30 (1996).
- [71] DOMANESCHI, M.; PELLECCIA, C.; IULIIS, E. D.; CIMELLARO, G. P.; MORGESE, M.; KHALIL, A. A.; ANSARI, F.: Collapse analysis of the Polcevera viaduct by the applied element method. *Engineering Structures* 214 (2020), S. 110659.
- [72] DOMINGOS, P.: A few useful things to know about machine learning. *Communications of the ACM* 55 (2012) 10, S. 78–87.

- [73] DÖRING, A.: Stepped-Euler-Bernoulli-Beam for Matlab. 2022.
- [74] DÖRING, A.; VOGELBACHER, M.; MATTHES, J.: Abschlussbericht: Eventbasierte Zustandserfassung und -bewertung von Brücken basierend auf Radar-Sensorik in Kombination mit intelligenten Algorithmen. resreport, Bundesministerium für Bildung und Forschung - Förderkennzeichen: 13N14709, institut für Automation und angewandte Informatik; Förderkennzeichen 13N14709, 2022.
- [75] DÖRING, A.; VOGELBACHER, M.; SCHNEIDER, O.; MÜLLER, J.; HINZ, S.; MATTHES, J.: Ratio-based features for bridge damage detection based on displacement influence line and curvature influence line. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management (IABMAS 2022), Barcelona, Spain, July 11–15, 2022* (CASAS, J. R.; FRANGOPOL, D. M.; TURMO, J., Hg.), S. 2010–2018, CRC Press, 2022.
- [76] DÖRING, A.; VOGELBACHER, M.; SCHNEIDER, O.; MÜLLER, J.; HINZ, S.; MATTHES, J.: Investigations on ratio-based integral features based on influence lines for bridge damage detection. *Infrastructures* 8 (2023) 12.
- [77] DÖRING, A.; WAIBEL, P.; MATTHES, J.; SCHERER, O.; KELLER, H. B.; KELLER, S.; MÜLLER, J.; SCHNEIDER, O.: Ratio-based features for data-driven bridge monitoring and damage detection. In: *Proceedings of the 10th International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management (IABMAS 2020), Sapporo, Japan, June 28–July 2, 2020*, S. 2532–2541, CRC Press, 37.12.01; LK 01, 2021.
- [78] ELTOUNY, K.; GOMAA, M.; LIANG, X.: Unsupervised Learning Methods for Data-Driven Vibration-Based Structural Health Monitoring: A Review. *Sensors* 23 (2023) 6, S. 3290.
- [79] ENTEZAMI, A.; SHARIATMADAR, H.: An unsupervised learning approach by novel damage indices in structural health monitoring for damage localization and quantification. *Structural Health Monitoring* 17 (2017) 2, S. 325–345.
- [80] ERDENEBAT, D.; WALDMANN, D.; SCHERBAUM, F.; TEFERLE, N.: The Deformation Area Difference (DAD) method for condition assessment of reinforced structures. *Engineering Structures* 155 (2018), S. 315–329.
- [81] ERDÉLYI, J.; KOPÁČIK, A.; KYRINOVÍČ, P.: Spatial Data Analysis for Deformation Monitoring of Bridge Structures. *Applied Sciences* 10 (2020) 23.
- [82] EWINS, D. J.: *Modal testing: theory, practice, and application*. Mechanical engineering research studies: Engineering dynamics series, Research Studies Press, 2000.
- [83] FAN, W.; QIAO, P.: Vibration-based Damage Identification Methods: A Review and Comparative Study. *Structural Health Monitoring* 10 (2011) 1, S. 83–111.

- [84] FARRAR, C.; WORDEN, K.: *Structural Health Monitoring A Machine Learning Perspective*. Wiley, 2013.
- [85] FARRAR, C. R.; DOEBLING, S. W.; NIX, D. A.: Vibration-based structural damage identification. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 359 (2001) 1778, S. 131–149.
- [86] FARRAR, C. R.; DUFFY, T. A.; CORNWELL, P. J.; DOEBLING, S. W.: Excitation Methods for Bridge Structures. In: *Conference: IMAC-XVII, Applied Modal Analysis: Reducing Time to Market, Kissimmee, FL (US), 02/08/1999–02/11/1999; Other Information: PBD: 8 Feb 1999*, 1999.
- [87] FARRAR, C. R.; JAMES III, G. H.: SYSTEM IDENTIFICATION FROM AMBIENT VIBRATION MEASUREMENTS ON A BRIDGE. *Journal of Sound and Vibration* 205 (1997) 1, S. 1–18.
- [88] FARRAR, C. R.; JAUREGUI, D. A.: Comparative study of damage identification algorithms applied to a bridge: I. Experiment. *Smart Materials and Structures* 7 (1998) 5, S. 704–719.
- [89] FARRAR, C. R.; JAUREGUI, D. A.: Comparative study of damage identification algorithms applied to a bridge: II. Numerical study. *Smart Materials and Structures* 7 (1998) 5, S. 720–731.
- [90] FARRAR, C. R.; LIEVEN, N. A. J.: Damage prognosis: the future of structural health monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 365 (2006) 1851, S. 623–632.
- [91] FIGUEIREDO, E.; BROWNJOHN, J.: Three decades of statistical pattern recognition paradigm for SHM of bridges. *Structural Health Monitoring* 21 (2022) 6, S. 3018–3054.
- [92] FIGUEIREDO, E.; CROSS, E.: Linear approaches to modeling nonlinearities in long-term monitoring of bridges. *Journal of Civil Structural Health Monitoring* 3 (2013) 3, S. 187–194.
- [93] FIGUEIREDO, E.; FIGUEIRAS, J.; PARK, G.; FARRAR, C. R.; WORDEN, K.: Influence of the Autoregressive Model Order on Damage Detection. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 26 (2010) 3, S. 225–238.
- [94] FISHER, R. A.: The Correlation between Relatives on the Supposition of Mendelian Inheritance. *Transactions of the Royal Society of Edinburgh* 52 (1919) 2, S. 399–433.
- [95] FLAH, M.; NUNEZ, I.; CHAABENE, W. B.; NEHDI, M. L.: Machine Learning Algorithms in Civil Structural Health Monitoring: A Systematic Review. *Archives of Computational Methods in Engineering* (2020).



- [96] FRANGOPOL, D. M.; CURLEY, J. P.: Effects of Damage and Redundancy on Structural Reliability. *Journal of Structural Engineering* 113 (1987) 7, S. 1533–1549.
- [97] FRANGOPOL, D. M.; MESSERVEY, T. B.: Maintenance Principles for Civil Structures. 2009.
- [98] FUGATE, M. L.; SOHN, H.; FARRAR, C. R.: VIBRATION-BASED DAMAGE DETECTION USING STATISTICAL PROCESS CONTROL. *Mechanical Systems and Signal Processing* 15 (2001) 4, S. 707–721.
- [99] GARCIA, G. V.; OSEGUEDA, R. A.: Damage detection using ARMA model coefficients. In: *SPIE Proceedings* (LIU, S.-C., Hg.), SPIE, 1999.
- [100] GEHLEN, C. (Hg.): *Condition control and assessment of reinforced concrete structures : exposed to corrosive environments (carbonation)*. fib Bulletin No. 59, Lausanne: International Federation for Structural Concrete (fib), literaturverz. S. 61 - 63 IMD-Felder maschinell generiert (GBV), 2011.
- [101] GENTILE, C.; BERNARDINI, G.: Radar-based measurement of deflections on bridges and large structures. *European Journal of Environmental and Civil Engineering* 14 (2010) 4, S. 495–516.
- [102] GIEWALD, J.; HARLOS, L.: A45 bei Lüdenscheid gesperrt: Das ist der aktuelle Stand zu Sperrung und Neubau der Brücke. ADAC website, 2022.
- [103] GIKAS, V.: Ambient vibration monitoring of slender structures by microwave interferometer remote sensing. *Journal of Applied Geodesy* 6 (2012) 3-4, S. 167–176.
- [104] GLAESER, K.-P.; KASCHNER, R.; LERNER, M.; RODER, C. K.; WEBER, R.; WOLF, A.; ZANDER, U.: Auswirkungen von neuen Fahrzeugkonzepten auf die Infrastruktur des Bundesfernstraßennetzes : Schlussbericht. Zugang: 03.05.2023, 2006.
- [105] GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A.: *Deep Learning*. MIT Press, <http://www.deeplearningbook.org>, 2016.
- [106] GRANDIĆ, I. Š.; GRANDIĆ, D.: Estimation of damage severity using sparse static measurement. *JOURNAL OF CIVIL ENGINEERING AND MANAGEMENT* 23 (2015) 2, S. 213–221.
- [107] GRANDIĆ, I. Š.; GRANDIĆ, D.; BJELANOVIĆ, A.: Comparison of techniques for damage identification based on influence line approach. In: *Machines, Technologies, Materials*, Bd. 7, S. 53–57, 2011.
- [108] GROSS, D.; HAUGER, W.; SCHRÖDER, J.; WALL, W. A.: *Technische Mechanik 2: Elastostatik*. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg, 13 Aufl., 2017.

- [109] GROSS, D.; HAUGER, W.; SCHRÖDER, J.; WALL, W. A.: *Technische Mechanik 1: Statik*. Springer Vieweg Berlin, Heidelberg, 14 Aufl., 2019.
- [110] GUL, M.; CATBAS, F. N.: Damage Assessment with Ambient Vibration Data Using a Novel Time Series Analysis Methodology. *Journal of Structural Engineering* 137 (2011) 12, S. 1518–1526.
- [111] GUYON, I.; ELISSEEFF, A.: An Introduction to Variable and Feature Selection. *Journal of Machine Learning Research* 3 (2003), S. 1157–1182.
- [112] HA, T. M.; FUKADA, S.: Nondestructive damage detection in deteriorated girders using changes in nodal displacement. *Journal of Civil Structural Health Monitoring* 7 (2017) 3, S. 385–403.
- [113] HAAG, B.: *Schadensidentifikation mit modalen Parametern: Anwendung auf extern vorgespannte Hohlkastenbrücken*. Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), 2016.
- [114] HADJILEONTIADIS, L. J.; DOUKA, E.: Crack detection in plates using fractal dimension. *Engineering Structures* 29 (2007) 7, S. 1612–1625.
- [115] HADJILEONTIADIS, L. J.; DOUKA, E.; TROCHIDIS, A.: Fractal dimension analysis for crack identification in beam structures. *Mechanical Systems and Signal Processing* 19 (2005) 3, S. 659–674.
- [116] HECHT-NIELSEN, R.: Theory of the Backpropagation Neural Network. In: *Neural Networks for Perception*, S. 65–93, Elsevier, 1992.
- [117] HEILMANN, R.: Elektronische Rauschquellen. In: *Rauschen in der Sensorik*, S. 17–25, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020.
- [118] HEILMANN, R.: Externe Rauschquellen. In: *Rauschen in der Sensorik*, S. 27–31, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020.
- [119] HEILMANN, R.: Kenngrößen des Rauschens. In: *Rauschen in der Sensorik*, S. 1–16, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020.
- [120] HEILMANN, R.: *Rauschen in der Sensorik*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020.
- [121] HEILMANN, R.: Rauschmesstechnik. In: *Rauschen in der Sensorik*, S. 43–49, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020.
- [122] HEPTNER, H.; STROPPE, H.: *Magnetische und magnetinduktive Werkstoffprüfung*. VEB Deutscher Verlag für Grundstoffindustrie, 1972.

- [123] HESTER, D.; BROWNJOHN, J.; HUSEYNOV, F.; OBRIEN, E.; GONZALEZ, A.; CASERO, M.: Identifying damage in a bridge by analysing rotation response to a moving load. *Structure and Infrastructure Engineering* 16 (2019) 7, S. 1050–1065.
- [124] HOLZINGER, A.: Explainable AI (ex-AI). *Informatik-Spektrum* 41 (2018) 2, S. 138–143.
- [125] HONG, W.; CAO, Y.; WU, Z.: Strain-Based Damage-Assessment Method for Bridges under Moving Vehicular Loads Using Long-Gauge Strain Sensing. *Journal of Bridge Engineering* 21 (2016) 10.
- [126] HOU, R.; XIA, Y.: Review on the new development of vibration-based damage identification for civil engineering structures: 2010–2019. *Journal of Sound and Vibration* 491 (2021), S. 115741.
- [127] HU, J.; GUO, J.; XU, Y.; ZHOU, L.; ZHANG, S.; FAN, K.: Differential Ground-Based Radar Interferometry for Slope and Civil Structures Monitoring: Two Case Studies of Landslide and Bridge. *Remote Sensing* 11 (2019) 24.
- [128] HUANG, N. E.; SHEN, S. S. P.: *Hilbert-Huang Transform and Its Applications*. WORLD SCIENTIFIC, 2014.
- [129] HUGHES, G.: On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. *IEEE Transactions on Information Theory* 14 (1968) 1, S. 55–63.
- [130] HUSEYNOV, F.; KIM, C.; OBRIEN, E. J.; BROWNJOHN, J. M. W.; HESTER, D.; CHANG, K. C.: Bridge damage detection using rotation measurements – Experimental validation. *Mechanical Systems and Signal Processing* 135 (2020).
- [131] HUTHWOHL, P.; LU, R.; BRILAKIS, I.: Multi-classifier for reinforced concrete bridge defects. 2019.
- [132] IDS INGEGNERIA DEI SISTEMI S.P.A.: Static and Dynamic testing of bridges: use of IBIS-FS for measuring deformation and identifying modal analysis parameters. 2016.
- [133] JANSEN, A.: *Zur Anomalieerkennung für die Strukturüberwachung von Straßenbrücken mit Signalmerkmalen für Dehnungsmessungen*. Dissertation, Technische Universität Berlin, 2023.
- [134] JANSEN, A.; GEISLER, K.: Strukturüberwachung von Straßenbrücken durch Bauwerksmonitoring – Teil 2: Anomalieerkennung mittels Hauptkomponentenanalyse/Structural health monitoring of road bridges – Part 2: Anomaly detection with principal component analysis. *Bauingenieur* 96 (2021) 10, S. 349–357.

- [135] JANSEN, A.; GEISLER, K.: Strukturüberwachung von Straßenbrücken durch Bauwerksmonitoring – Teil 1: Rechnerische Simulation mit einem auf Einflusslinien basierenden Merkmal/Structural health monitoring of road bridges – Part 1: Simulations with an influence line-based feature. *Bauingenieur* 96 (2021) 07-08, S. 275–283.
- [136] JANSEN, A.; GEISLER, K.: Ausreißererkenung zur Strukturüberwachung von Bestandsbrücken durch Bauwerksmonitoring mit vier Signalmerkmalen. *Brückenkolloquium* 4 (2020) 1, S. 313–322.
- [137] JANSEN, A.; GEISLER, K.: Anomalieerkennung in Zeitreihen für die Strukturüberwachung von Brücken durch Bauwerksmonitoring. *Brückenkolloquium* 5 (2022) 1, S. 125–135.
- [138] KARAASLAN, E.; CATBAS, N.: Artificial Intelligence Assisted Infrastructure Assessment using Mixed Reality Systems. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2673 (2019).
- [139] KASCHNER, R.; BUSCHMEYER, W.; SCHNELLENBACH-HELD, M.; LUBASCH, P.; GRÜNBERG, J.; HANSEN, M.; LIEBIG, J. P.; GEISLER, K.: *Auswirkungen des Schwerlastverkehrs auf die Brücken der Bundesfernstraßen*. Nr. 68 in Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, Reihe B: Brücken- und Ingenieurbau (68), Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen, 2011.
- [140] KATZ, M. J.: Fractals and the analysis of waveforms. *Computers in Biology and Medicine* 18 (1988) 3, S. 145 – 156.
- [141] KEIL, S.: Historische Rückschau. In: *Dehnungsmessstreifen*, S. 1–12, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2017.
- [142] KELLER, S.; MICHEL, C.; SCHNEIDER, O.; MÜLLER, J.; ARNOLD, M.; DÖRING, A.; HOYER, M.; HINZ, S.; KELLER, H. B.: Überwachung von Brückeninfrastrukturen : Neuer Ansatz von konventionellen und berührungslosen Sensoren. *Brückenbau* 3 (2020), S. 22–29.
- [143] KIM, B. H.; PARK, T.; VOYIADJIS, G. Z.: Damage estimation on beam-like structures using the multi-resolution analysis. *International Journal of Solids and Structures* 43 (2006) 14-15, S. 4238–4257.
- [144] KIM, J.-T.; STUBBS, N.: IMPROVED DAMAGE IDENTIFICATION METHOD BASED ON MODAL INFORMATION. *Journal of Sound and Vibration* 252 (2002) 2, S. 223–238.
- [145] KIM, J.-T.; STUBBS, N.: CRACK DETECTION IN BEAM-TYPE STRUCTURES USING FREQUENCY DATA. *Journal of Sound and Vibration* 259 (2003) 1, S. 145–160.

- [146] KOCH, G.; BRONGERS, M.; THOMPSON, N.; VIRMANI, Y.; PAYER, J.: Corrosion Cost and Preventive Strategies in the United States. 2001.
- [147] KOHM, M.: *Entwicklung eines Messsystems zur modalbasierten Schädigungsanalyse von Brückenüberbauten*. phdthesis, Karlsruher Instituts für Technologie (KIT), 2021.
- [148] KONDOLF, G. M.; SMELTZER, M.; KIMBALL, L.: White paper: freshwater gravel mining and dredging issues. 2002.
- [149] KRAMER, M. A.: Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks. *AIChE Journal* 37 (1991) 2, S. 233–243.
- [150] KROMANIS, R.; KRIPAKARAN, P.: A multiple camera position approach for accurate displacement measurement using computer vision. *Journal of Civil Structural Health Monitoring* 11 (2021) 3, S. 661–678.
- [151] LAKSHMI, K.; RAO, A. R. M.; GOPALAKRISHNAN, N.: Singular spectrum analysis combined with ARMAX model for structural damage detection. *Structural Control and Health Monitoring* 24 (2016) 9.
- [152] LARNER, A. J.: *The 2x2 Matrix*. Springer International Publishing, 2021.
- [153] LAUER, F.: Hohe Kosten durch Ausfall der Salzachtalbrücke. Nr. 5359948; IHK Wiesbaden, 2021.
- [154] LEE, J. J.; LEE, J. W.; YI, J. H.; YUN, C. B.; JUNG, H. Y.: Neural networks-based damage detection for bridges considering errors in baseline finite element models. *Journal of Sound and Vibration* 280 (2005) 3, S. 555–578.
- [155] LEÓN, F. P.: Stochastische Signale. In: *Messtechnik*, S. 237–311, Springer Berlin Heidelberg, 2019.
- [156] LI, H.; HE, C.; JI, J.; WANG, H.; HAO, C.: Crack damage detection in beam-like structures using RBF neural networks with experimental validation. *International Journal of Innovative Computing Information and Control* 1 (2005), S. 625–634.
- [157] LI, H.; HUANG, Y.; OU, J.; BAO, Y.: Fractal Dimension-Based Damage Detection Method for Beams with a Uniform Cross-Section. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 26 (2011) 3, S. 190–206.
- [158] LICHTER, U.: *Klimatische Temperatureinwirkungen und Kombinationsregeln bei Brückenbauwerken*. Dissertation, Universität der Bundeswehr München, Neubiberg, 2004.

- [159] LIEVEN, N. A. J.; EWINS, D. J.: Spatial correlation of mode shapes, the coordinate modal assurance criterion (COMAC). In: *Proceedings of the 6th international modal analysis conference*, Bd. 1, S. 690–695, Kissimmee Florida, USA, 1988.
- [160] LILLY, J. M.; OLHEDE, S. C.: Generalized Morse Wavelets as a Superfamily of Analytic Wavelets. *IEEE Transactions on Signal Processing* 60 (2012) 11, S. 6036–6041.
- [161] LIU, H.; WANG, X.; JIAO, Y.: Effect of Temperature Variation on Modal Frequency of Reinforced Concrete Slab and Beam in Cold Regions. *Shock and Vibration* 2016 (2016), S. 1–17.
- [162] LUCKEY, D.; FRITZ, H.; LEGATIUK, D.; ABADÍA, J. J. P.; WALTHER, C.; SMARSLY, K.: Explainable Artificial Intelligence to Advance Structural Health Monitoring. In: *Structural Integrity*, S. 331–346, Springer International Publishing, 2021.
- [163] MAAS, S.; ZÜRBES, A.; WALDMANN, D.; WALTERING, M.; BUNGARD, V.; ROECK, G. D.: Damage assessment of concrete structures through dynamic testing methods. Part 1 – Laboratory tests. *Engineering Structures* 34 (2012), S. 351–362.
- [164] MAAS, S.; ZÜRBES, A.; WALDMANN, D.; WALTERING, M.; BUNGARD, V.; ROECK, G. D.: Damage assessment of concrete structures through dynamic testing methods. Part 2: Bridge tests. *Engineering Structures* 34 (2012), S. 483–494.
- [165] MACKH, H.: Elektromagnetische Prüfung. *teme - Technisches Messen* 49-60 (1935) JG, S. 459–462.
- [166] MAECK, J.: *Damage assessment of civil engineering structures by vibration monitoring*. Dissertation, Katholieke Universiteit Leuven, 2003.
- [167] MAEDA, H.; SEKIMOTO, Y.; SETO, T.; KASHIYAMA, T.; OMATA, H.: Road Damage Detection and Classification Using Deep Neural Networks with Smartphone Images. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 33 (2018) 12, S. 1127–1141.
- [168] MAHALANOBIS, P. C.: ON THE GENERALIZED DISTANCE IN STATISTICS. *Proceedings of the National Institute of Science of India* 2 (1936) 1, S. S1–S7.
- [169] MARPLE, S. LAWRENCE, J.; CAREY, W. M.: Digital Spectral Analysis with Applications. *The Journal of the Acoustical Society of America* 86 (1989) 5, S. 2043–2043.
- [170] MCLACHLAN, G.; PEEL, D.: *Finite Mixture Models*. Wiley, 2000.
- [171] MEHLHORN, G.; CURBACH, M.: *Brückenbau auf dem Weg vom Altertum zum modernen Brückenbau. Aktuelle Entwicklungen*, S. 1–165. Springer Fachmedien Wiesbaden, dritte Aufl., 2014.

- [172] MEHRJOO, M.; KHAJI, N.; MOHARRAMI, H.; BAHREININEJAD, A.: Damage detection of truss bridge joints using Artificial Neural Networks. *Expert Systems with Applications* 35 (2008) 3, S. 1122–1131.
- [173] MERTINS, A.: Charakterisierung und Transformation von Zufallsprozessen. In: *Signaltheorie*, S. 191–226, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020.
- [174] MESSINA, A.; WILLIAMS, E. J.; CONTURSI, T.: STRUCTURAL DAMAGE DETECTION BY A SENSITIVITY AND STATISTICAL-BASED METHOD. *Journal of Sound and Vibration* 216 (1998) 5, S. 791–808.
- [175] MILJKOVIĆ, D.: Review of novelty detection methods. In: *The 33rd International Convention MIPRO*, S. 593–598, 2010.
- [176] MOLD, L.; AUER, M.; STRAUSS, A.; HOFFMANN, M.; TÄUBLING, B.: Thermografie zur Erfassung von Schäden an Brückenbauwerken. *Bautechnik* 97 (2020) 11, S. 789–801.
- [177] MOSES, F.: Weigh-in-motion system using instrumented bridges. *Transportation Engineering Journal of ASCE* 105 (1979) 3, S. 233–249.
- [178] MÜLLER, J.; SCHNEIDER, O.: Abschlussbericht: Eventbasierte Zustandserfassung und -bewertung von Brücken basierend auf Radar-Sensorik in Kombination mit intelligenten Algorithmen. resreport, Bundesministerium für Bildung und Forschung - Förderkennzeichen: 13N14711, büro für Strukturmechanik, 2022.
- [179] NAIR, K. K.; KIREMIDJIAN, A. S.: Time Series Based Structural Damage Detection Algorithm Using Gaussian Mixtures Modeling *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control* 129 (2006) 3, S. 285–293.
- [180] NASSIF, H. H.; GINDY, M.; DAVIS, J.: Comparison of laser Doppler vibrometer with contact sensors for monitoring bridge deflection and vibration. *NDT & E International* 38 (2005) 3, S. 213–218.
- [181] NATIONAL ASSOCIATION OF CORROSION ENGINEERS: Corrosion Control Plan for Bridges. techreport, NACE International; A NACE International White Paper, Houston, 2012.
- [182] NDAMBI, J.-M.; VANTOMME, J.; HARRI, K.: Damage assessment in reinforced concrete beams using eigenfrequencies and mode shape derivatives. *Engineering Structures* 24 (2002) 4, S. 501–515.
- [183] NI, Y. Q.; YE, X. W.; KO, J. M.: Monitoring-Based Fatigue Reliability Assessment of Steel Bridges: Analytical Model and Application. *Journal of Structural Engineering* 136 (2010) 12, S. 1563–1573.

- [184] NICK, W.; SHELTON, J.; ASAMENE, K.; ESTERLINE, A.: A study of supervised machine learning techniques for structural health monitoring. *CEUR Workshop Proceedings* 1353 (2015), S. 133–138.
- [185] NUTI, C.; BRISEGHIELLA, B.; CHEN, A.; LAVORATO, D.; IORI, T.; VANZI, I.: Relevant outcomes from the history of Polcevera Viaduct in Genova, from design to nowadays failure. *Journal of Civil Structural Health Monitoring* 10 (2020) 1, S. 87–107.
- [186] O'BRIEN, E.; ŽNIDARIČ, A.; OJIO, T.: Bridge weigh-in-motion – latest developments and applications world wide. 2009.
- [187] PAASS, G.; HECKER, D.: Was ist intelligent an Künstlicher Intelligenz? In: *Künstliche Intelligenz*, S. 1–14, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020.
- [188] PANDEY, A. K.; BISWAS, M.: Damage Detection in Structures Using Changes in Flexibility. *Journal of Sound and Vibration* 169 (1994) 1, S. 3 – 17.
- [189] PANDEY, A. K.; BISWAS, M.; SAMMAN, M. M.: Damage detection from changes in curvature mode shapes. *Journal of Sound and Vibration* 145 (1991) 2, S. 321 – 332.
- [190] PARTHIER, R.: *Messung nichtelektrischer physikalischer Größen*, S. 161–241. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022.
- [191] PAUL, H.; BINDER, J.; BÄUMEL, H.; KLECKERS, T.; HORN, M.; HÖFLINGER, F.: *Druck-, Kraft-, Drehmoment- und Inertialsensoren*, S. 433–571. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014.
- [192] PEARSON, K.: Note on Regression and Inheritance in the Case of Two Parents. *Proceedings of the Royal Society of London* 58 (1895), S. 240–242.
- [193] PEARSON, K.: On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science* 2 (1901) 11, S. 559–572.
- [194] PEETERS, B.; DE ROECK, G.: One-year monitoring of the Z24-Bridge: environmental effects versus damage events. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics* 30 (2001) 2, S. 149–171.
- [195] PEETERS, B.; MAECK, J.; ROECK, G. D.: Vibration-based damage detection in civil engineering: excitation sources and temperature effects. *Smart Materials and Structures* 10 (2001) 3, S. 518–527.
- [196] PIERACCINI, M.; MICCINESI, L.: Ground-Based Radar Interferometry: A Bibliographic Review. *Remote Sensing* 11 (2019) 9.



- [197] PIERACCINI, M.; PARRINI, F.; FRATINI, M.; ATZENI, C.; SPINELLI, P.; MICHELONI, M.: Static and dynamic testing of bridges through microwave interferometry. *NDT & E International* 40 (2007) 3, S. 208–214.
- [198] POMERLEAU, D. A.: Reliability estimation for neural network based autonomous driving. *Robotics and Autonomous Systems* 12 (1994) 3, S. 113–119.
- [199] RAINIERI, C.: Operational Modal Analysis of Civil Engineering Structures : An Introduction and Guide for Applications. 2014.
- [200] RASMUSSEN, C. E.; WILLIAMS, C. K. I.: *Gaussian Processes for Machine Learning*. The MIT Press, 2005.
- [201] RATCLIFFE, C. P.: DAMAGE DETECTION USING A MODIFIED LAPLACIAN OPERATOR ON MODE SHAPE DATA. *Journal of Sound and Vibration* 204 (1997) 3, S. 505 – 517.
- [202] RATCLIFFE, C. P.; BAGARIA, W. J.: Vibration Technique for Locating Delamination in a Composite Beam. *AIAA Journal* 36 (1998) 6, S. 1074–1077.
- [203] RETZE, U.: *Beispielhafte Untersuchung zum Einsatz von Monitoringmethoden an einer Brücke*. Berichte aus dem konstruktiven Ingenieurbau, Univ. der Bundeswehr München, 2011.
- [204] ROARK, R.: *Roark's formulas for stress and strain*. New York: McGraw-Hill, siebte Aufl., 2002.
- [205] RÖDELSPERGER, S.; META, A.: MetaSensing's FastGBSAR: ground based radar for deformation monitoring. In: *SAR Image Analysis, Modeling, and Techniques XIV* (NOTARNICOLA, C.; PALOSCIA, S.; PIERDICCA, N., Hg.), Bd. 9243, S. 924318, International Society for Optics and Photonics, SPIE, 2014.
- [206] RYTTER, A.: *Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures*. Dissertation, Aalborg Universitet, 1993.
- [207] RÖDELSPERGER, S.; LÄUFER, G.; GERSTENECKER, C.; BECKER, M.: Monitoring of displacements with ground-based microwave interferometry: IBIS-S and IBIS-L. *Journal of Applied Geodesy* 4 (2010) 1, S. 41–54.
- [208] SALEHI, H.; BURGUEÑO, R.: Emerging artificial intelligence methods in structural engineering. *Engineering Structures* 171 (2018), S. 170–189.
- [209] SALVADOR, S.; CHAN, P.: Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. *Intelligent Data Analysis* 11 (2007) 5, S. 561–580.

- [210] SAMMUT, C.; WEBB, G. I. (Hg.): *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*. Springer US, 2017.
- [211] SANIO, D.; MARK, P.; AHRENS, M. A.: Temperaturfeldberechnung für Brücken. *Beton- und Stahlbetonbau* 112 (2017) 2, S. 85–95.
- [212] SAWADE, G.; KRAUSE, H.-J.: Prüfung von Spannbetonbauteilen mit magnetischen Methoden. *Beton- und Stahlbetonbau* 105 (2010) 3, S. 154–164.
- [213] SCHEERER, S.; PROSKE, D.: Gebrauchstauglichkeit. In: *Springer-Lehrbuch*, S. 167–190, Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [214] SCHEUERMANN, J.: *Zum Einfluß tiefer Temperaturen auf Verbund und Rißbildung von Stahlbetonbauteilen*. Dissertation, Technische Universität Braunschweig, 1987.
- [215] SCHIEBOLD, K.: *Zerstörungsfreie Werkstoffprüfung - Durchstrahlungsprüfung*. Springer Berlin Heidelberg, 2015.
- [216] SCHIEBOLD, K.: *Zerstörungsfreie Werkstoffprüfung - Ultraschallprüfung*. Springer Berlin Heidelberg, 2015.
- [217] SCHILL, F.; MICHEL, C.; FIRUS, A.: Contactless Deformation Monitoring of Bridges with Spatio-Temporal Resolution: Profile Scanning and Microwave Interferometry. *Sensors* 22 (2022) 23.
- [218] SCHLENGA, S.: Bericht der Autobahn GmbH, 2021.
- [219] SCHLENGA, S.: Autobahn Westfalen: Brückenneubau an der A45 läuft seit Jahren mit Hochdruck. Autobahn GmbH, 2022.
- [220] SCHNELLENBACH-HELD, M.; PEETERS, M.; MIEDZINSKI, G.: Intelligente Brücke - Schädigungsrelevante Einwirkungen und Schädigungspotenziale von Brückenbauwerken aus Beton. Techn. Ber., Bundesanstalt für Straßenwesen, 2015.
- [221] SCHRÖDER, D.; BUSS, M.: Identifikation linearer dynamischer Systeme. In: *Intelligente Verfahren*, S. 213–240, Springer Berlin Heidelberg, 2017.
- [222] SCHRÖDER, D.; BUSS, M.: Identifikation nichtlinearer dynamischer Systeme. In: *Intelligente Verfahren*, S. 241–274, Springer Berlin Heidelberg, 2017.
- [223] SCHWAB, K.: The global competitiveness report 2018. In: *World Economic Forum*, Bd. 671, 2018.
- [224] SCHWARZ, H. R.; KÖCKLER, N.: *Numerische Mathematik*. Vieweg Teubner Verlag, 2011.

- [225] SHI, Z. Y.; LAW, S. S.; ZHANG, L. M.: Damage Localization by Directly Using Incomplete Mode Shapes. *Journal of Engineering Mechanics* 126 (2000) 6, S. 656–660.
- [226] SMARSLY, K.; DRAGOS, K.; WIGGENBROCK, J.: Machine learning techniques for structural health monitoring. In: *8th European Workshop on Structural Health Monitoring (EWSHM)*, 2016.
- [227] SODEIKAT, C.; DAUBERSCHMIDT, C.; SCHOSSMANN, A.: Ultraschall-Echo-Verfahren und Impulsradar in der Praxisanwendung eines Ingenieurbüros. *Beton- und Stahlbetonbau* 103 (2008) 12, S. 819–827.
- [228] SODEIKAT, C.; GEHLEN, C.; SCHIESSL, P.: Auffinden von Bewehrungskorrosion mit Hilfe der Potentialfeldmessung - Ein ungewöhnlicher Praxisfall. *Beton- und Stahlbetonbau* 97 (2002) 9, S. 437–444.
- [229] SOHN, H.; DZWONCZYK, M.; STRASER, E. G.; KIREMIDJIAN, A. S.; LAW, K. H.; MENG, T.: An experimental study of temperature effect on modal parameters of the Alamosa Canyon Bridge. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics* 28 (1999) 8, S. 879–897.
- [230] SOHN, H.; FARRAR, C. R.; HEMEZ, F. M.; SHUNK, D. D.; STINEMATES, D. W.; NADLER, B. R.; CZARNECKI, J. J.: A review of structural health monitoring literature: 1996–2001. *Los Alamos National Laboratory, USA*, 1 (2003).
- [231] SOYOZ, S.; FENG, M. Q.: Long-Term Monitoring and Identification of Bridge Structural Parameters. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 24 (2009) 2, S. 82–92.
- [232] SPURA, C.: *Technische Mechanik 2. Elastostatik : Nach fest kommt ab*. SpringerLink, Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2019.
- [233] STEFFENS, N.; GEISSLER, K.; STEIN, R.: Bewertung bestehender Bücken unter besonderer Berücksichtigung der Verkehrsbeanspruchung durch Bauwerksmonitoring. *8. Symposium Experimentelle Untersuchungen von Baukonstruktionen* (2013).
- [234] STORM, R.; HANSELKA, H.: *Kompodium Maschinenakustik: Band 1: Einführung in die technische Akustik*. 2007.
- [235] STUBBS, N.; KIM, J.-T.: Damage localization in structures without baseline modal parameters. *AIAA Journal* 34 (1996) 8, S. 1644–1649.
- [236] STUBBS, N.; KIM, J.-T.; FARRAR, C. R.: Field verification of a nondestructive damage localization and severity estimation algorithm. In: *Proceedings-SPIE the international society for optical engineering*, S. 210–210, SPIE International Society for Optical, 1995.
- [237] SURACE, C.; WORDEN, K.: Some aspects of novelty detection methods. *Modern Practices in Stress and Vibration Analysis* (1997), S. 89–94.

- [238] TAYLOR, J. D. (Hg.): *Ultra-wideband radar technology*. CRC press, 2000.
- [239] THAI, H.-T.: Machine learning for structural engineering: A state-of-the-art review. *Structures* 38 (2022), S. 448–491.
- [240] THE MATHWORKS, INC.: eigs. Zugegriffen am: 19.10.23.
- [241] THE MATHWORKS, INC.: fitcensemble. Zugegriffen am: 20.09.23.
- [242] TIMOŠENKO, S. P.: *History of strength of materials : with a brief account of the history of theory of elasticity and theory of structures*. New York [u.a.]: McGraw-Hill, 1953.
- [243] UNGER, J. F.; TEUGHELS, A.; ROECK, G. D.: System Identification and Damage Detection of a Prestressed Concrete Beam. *Journal of Structural Engineering* 132 (2006) 11, S. 1691–1698.
- [244] VETTER, P.: 3000 Autobahnbrücken in Deutschland teilweise in ungenügendem Zustand. Welt, 2021.
- [245] WAGNER, M.: Lineare zeitabhängige FEM. In: *Lineare und nichtlineare FEM*, S. 149–168, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022.
- [246] WAGNER, M.: Zeitintegration von nichtlinearen dynamischen Problemen. In: *Lineare und nichtlineare FEM*, S. 257–282, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022.
- [247] WAHAB, M. M. A.; ROECK, G. D.: DAMAGE DETECTION IN BRIDGES USING MODAL CURVATURES: APPLICATION TO A REAL DAMAGE SCENARIO. *Journal of Sound and Vibration* 226 (1999) 2, S. 217–235.
- [248] WAIBEL, P.; SCHNEIDER, O.; KELLER, H. B.; MÜLLER, J.; SCHNEIDER, O.; KELLER, S.: A strain sensor based monitoring and damage detection system for a two-span beam bridge. In: *Proceedings of the 9th International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management (IABMAS 2018), Melbourne, Australia, July 9–13, 2018*, S. 1627–1634, CRC Press, Boca Raton, FL, 2018.
- [249] WALTERING, M.; WALDMANN, D.; MAAS, S.; ZÜRBE, A.: Untersuchung nichtlinearer Schwingungseigenschaften zur zerstörungsfreien Zustandsprüfung am Beispiel von Stahlbetonbalken. *Beton- und Stahlbetonbau* 102 (2007) 9, S. 615–621.
- [250] WANG, B.; SHI, W.; MIAO, Z.: Confidence Analysis of Standard Deviation Ellipse and Its Extension into Higher Dimensional Euclidean Space. *PLOS ONE* 10 (2015) 3.
- [251] WANG, G.; GU, C.; INOUE, T.; LI, C.: A Hybrid FMCW-Interferometry Radar for Indoor Precise Positioning and Versatile Life Activity Monitoring. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques* 62 (2014) 11, S. 2812–2822.

- [252] WANG, J.; QIAO, P.: Improved Damage Detection for Beam-type Structures using a Uniform Load Surface. *Structural Health Monitoring* 6 (2007) 2, S. 99–110.
- [253] WANG, Q.; DENG, X.: Damage detection with spatial wavelets. *International Journal of Solids and Structures* 36 (1999) 23, S. 3443–3468.
- [254] WATTS, J.: Concrete: the most destructive material on Earth. Section: US news, 2019.
- [255] WENZEL, H.; VEIT-EGERER, R.; WIDMANN, M.; JAORNIK, P.: INTEGRATED EUROPEAN INDUSTRIAL RISK REDUCTION SYSTEM. techreport, VCE Holding GmbH, 2009.
- [256] WERBOS, P. J.: Applications of advances in nonlinear sensitivity analysis. In: *System Modeling and Optimization*, S. 762–770, Springer-Verlag, 1982.
- [257] WERKLE, H.: Dynamic Analysis of Structures. In: *Finite Elements in Structural Analysis*, S. 539–700, Springer International Publishing, 2021.
- [258] WINKLER, H.: Über mechanische Eigenschaften von normalfestem und hochfestem Beton unter besonderer Berücksichtigung des Elastizitätsmoduls. Techn. Ber., Bundesanstalt für Materialforschung und -prüfung (BAM), Berlin, bAM Forschungsberichtreihe - 288, 2010.
- [259] WITTEN, I. H.; FRANK, E.; HALL, M. A.: *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Elsevier, dritte Aufl., 2011.
- [260] WORDEN, K.; CROSS, E. J.: On switching response surface models, with applications to the structural health monitoring of bridges. *Mechanical Systems and Signal Processing* 98 (2018), S. 139–156.
- [261] WORDEN, K.; FARRAR, C. R.; MANSON, G.; PARK, G.: The fundamental axioms of structural health monitoring. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 463 (2007) 2082, S. 1639–1664.
- [262] WORDEN, K.; MANSON, G.; SURACE, C.: Aspects of Novelty Detection. In: *Damage Assessment of Structures VII*, Bd. 347 von *Key Engineering Materials*, S. 3–16, Trans Tech Publications Ltd, 2007.
- [263] WU, B.; WU, G.; LU, H.; FENG, D.-C.: Stiffness monitoring and damage assessment of bridges under moving vehicular loads using spatially-distributed optical fiber sensors. *Smart Materials and Structures* 26 (2017) 3.
- [264] WU, B.; WU, G.; YANG, C.; HE, Y.: Damage identification and bearing capacity evaluation of bridges based on distributed long-gauge strain envelope line under moving vehicle loads. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures* 27 (2016) 17, S. 2344–2358.

- [265] WU, B.; WU, G.; YANG, C.; HE, Y.: Damage identification method for continuous girder bridges based on spatially-distributed long-gauge strain sensing under moving loads. *Mechanical Systems and Signal Processing* 104 (2018), S. 415–435.
- [266] WU, D.; LAW, S. S.: Damage localization in plate structures from uniform load surface curvature. *Journal of Sound and Vibration* 276 (2004) 1, S. 227–244.
- [267] WU, D.; LAW, S. S.: Sensitivity of Uniform Load Surface Curvature for Damage Identification in Plate Structures. *Journal of Vibration and Acoustics* 127 (2005) 1, S. 84–92.
- [268] XIA, Y.; CHEN, B.; WENG, S.; NI, Y.-Q.; XU, Y.-L.: Temperature effect on vibration properties of civil structures: a literature review and case studies. *Journal of Civil Structural Health Monitoring* 2 (2012) 1, S. 29–46.
- [269] YAJIMA, Y.; PETLADWALA, M.; KUMURA, T.; KIM, C.-W.: DISPLACEMENT-RATIO-BASED PROBABILISTIC DAMAGE DETECTION OF BRIDGES USING FE MODEL UPDATE. In: *10th ECCOMAS Thematic Conference on Smart Structures and Materials, SMART 2023*, Dept. of Mechanical Engineering & Aeronautics University of Patras, 2023.
- [270] YAJIMA, Y.; PETLADWALA, M.; KUMURA, T.; KIM, C.-W.: Natural Frequency and Displacement Ratio based Probabilistic Damage Identification for Bridges using FE Model Update. Preprint, 2023.
- [271] YANG, L.; LI, B.; LI, W.; LIU, Z.; YANG, G.; XIAO, J.: A robotic system towards concrete structure spalling and crack database. In: *2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, S. 1276–1281, 2017.
- [272] YANG, X.; LI, H.; YU, Y.; LUO, X.; HUANG, T.; YANG, X.: Automatic Pixel-Level Crack Detection and Measurement Using Fully Convolutional Network. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 33 (2018) 12, S. 1090–1109.
- [273] YE, X. W.; TAO, J.; YUN, C. B.: A review on deep learning-based structural health monitoring of civil infrastructures. *Smart Structures and Systems* 24 (2019), S. 567–585.
- [274] ZARATE GARNICA, G. I.; ZHANG, F.; YANG, Y.; VAN DER VEEN, C.; LANTSOGHT, E. O. L.; NAAKTGEBOREN, M.; FENNIS, S. A. A. M.: Monitoring structural responses during proof load testing of reinforced concrete bridges: A review. *Proceedings of the 10th International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management (IABMAS 2020)*, Sapporo, Japan, June 28–July 2, 2020 (2021).
- [275] ZHANG, A.; WANG, K. C. P.; LI, B.; YANG, E.; DAI, X.; PENG, Y.; FEI, Y.; LIU, Y.; LI, J. Q.; CHEN, C.: Automated Pixel-Level Pavement Crack Detection on 3D Asphalt Surfaces

- Using a Deep-Learning Network. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 32 (2017) 10, S. 805–819.
- [276] ZHANG, Z.; AKTAN, A. E.: Application of Modal Flexibility and Its Derivatives in Structural Identification. *Research in Nondestructive Evaluation* 10 (1998) 1, S. 43–61.
- [277] ZHOU, H. F.; NI, Y. Q.; KO, J. M.: Structural damage alarming using auto-associative neural network technique: Exploration of environment-tolerant capacity and setup of alarming threshold. *Mechanical Systems and Signal Processing* 25 (2011) 5, S. 1508–1526.
- [278] ŽNIDARIČ, A.; KALIN, J.: Using bridge weigh-in-motion systems to monitor single-span bridge influence lines. *Journal of Civil Structural Health Monitoring* 10 (2020) 5, S. 743–756.