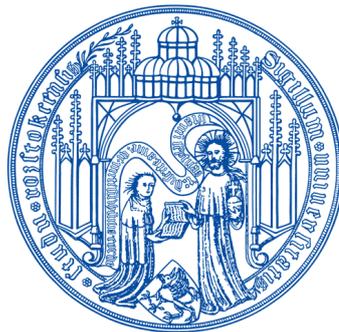


DETEKTION UND KLASSIFIKATION VON
KRAFTEINWIRKUNGEN AUF DIE FAHRZEUGAUSSENHAUT
AUF GRUNDLAGE PIEZOELEKTRISCHER SIGNALE

DISSERTATION ZUR ERLANGUNG DES AKADEMISCHEN GRADES
DOKTOR-INGENIEUR (DR.-ING.)
DER FAKULTÄT FÜR INFORMATIK UND ELEKTROTECHNIK DER UNIVERSITÄT ROSTOCK



vorgelegt von

Maik Müller, geb. am 20.06.1983 in Zwenkau

Rostock, 18. März 2013

Wissenschaftliche Betreuung:

Prof. Dr.-Ing. habil. Helmut Beikirch, Universität Rostock, IEF, IGS

urn:nbn:de:gbv:28-diss2013-0049-7

1. Gutachter: Prof. Dr.-Ing. habil. Helmut Beikirch
Universität Rostock, Fakultät für Informatik und Elektrotechnik

2. Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Matthias Sturm
Hochschule für Technik, Wirtschaft und Kultur Leipzig (FH)
Fachbereich Elektrotechnik und Informationstechnik Institut für Nachrichtentechnik

3. Gutachter: Prof. Dr. sc. nat. Peter Köchel
Technische Universität Chemnitz, Fakultät für Informatik

Datum der Einreichung: 10.09.2012

Datum der Verteidigung: 18.02.2013

Veröffentlichungen über den Inhalt der Arbeit sind nur mit schriftlicher Genehmigung der Volkswagen AG zugelassen. Die Ergebnisse, Meinungen und Schlüsse dieser Dissertation sind nicht notwendigerweise die der Volkswagen AG.

„We are drowning in information, but starving for knowledge“
John Naisbitt

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich bei einer Auswahl von vielen, auf Ihre Art und Weise involvierten, Personen bedanken, die zum Gelingen dieser Arbeit im Besonderen beigetragen haben.

Die vorliegende Arbeit wurde im Rahmen einer Doktorandenstelle in der Konzernforschung der Volkswagen AG erstellt. Das allgemeine Thema der Fahrzeugüberwachung wurde von Frau Dr. Seifert initiiert und von mir in dieser Arbeit wissenschaftlich betrachtet. Ich möchte mich in diesem Zusammenhang bei meinen Kollegen Mario Navarro, Mirko Langnickel, Markus Perner, Karsten Wiedmann, Tobias Kestner, Hannes Haupt, Oliver Muth, Martin Förster und Peter Knapik für die fachliche, organisatorische und oft nötige mentale Unterstützung recht herzlich bedanken.

Für die wissenschaftliche Betreuung dieser Arbeit danke ich vor allem Herr Prof. Dr.-Ing. habil. Helmut Beikirch, der mich trotz der örtlichen Entfernung stets bei offenen Fragen, Problemen und allgemeinem Diskussionsbedarf unterstützt hat. Weiterhin möchte ich mich bei Herr Prof. Dr.-Ing. Matthias Sturm bedanken, der mich auf meinem Werdegang vom Studium in Richtung der Promotion begleitet und unterstützt hat.

Ein besonderer Dank gilt meinen Eltern für die bedingungslose Unterstützung auf meinem Lebensweg, sowie für die konstruktive Kritik und Denkanstöße zur Verwirklichung meiner Ziele.

Kurzfassung

Die Vision dieses Forschungsprojektes ist die Überwachung der Außenhaut eines abgestellten Fahrzeuges. Das Ziel besteht in einer automatischen Detektion und Klassifikation von Krafteinwirkungen, um dem Fahrzeughalter ein Gefühl von Sicherheit zu vermitteln, wenn er nicht in direkter Umgebung seines Fahrzeuges ist. Wird eine Krafteinwirkung detektiert, wird diese einer der vier Gruppen *Parkrempler*, *Glasbruch*, *Sonstige* oder *Irrelevant* zugewiesen. Ferner informiert eine Schadensprognose den Fahrzeugnutzer über den resultierenden Schaden an seinem Fahrzeug. Dabei können auch nicht sichtbare Schäden erkannt werden. Ein Schaden an der Fahrzeugaußenhaut kann dabei einer der Gruppen *elastische Verformung*, *plastische Verformung* oder *Kratzer* angehören.

Die Schwerpunkte dieser Dissertation, die in der Volkswagen Konzernforschung in Zusammenarbeit mit dem Institut für Gerätesysteme und Schaltungstechnik der Universität Rostock erstellt wurde, umfassen die Konzept- und Algorithmenerstellung eines automatisierten Überwachungssystems. Von fundamentaler Bedeutung war die Auswahl eines geeigneten Sensors, dessen Signalkonditionierung und -akquisition. Mit der Fahrzeugaußenhaut verbundene piezoelektrische Foliensensoren aus Polyvinylidenfluorid (PVDF) generieren bei mechanischer Belastung ein elektrisches Signal. Zur Bestimmung eines optimalen Anbringungsortes für den Sensor wurde eine Methode auf Grundlage einer experimentellen Modalanalyse entwickelt. Die Konzeption eines Versuchsaufbaus, die Aufnahme von Signalen realistischer Krafteinwirkungen und deren dokumentierte Ablage als Referenzdaten, bilden die Grundlage für den Entwurf geeigneter Algorithmen. Es wurden verschiedene Verfahren zur Detektion und Klassifikation der Krafteinwirkung und Schadensprognose ausgewählt, optimiert und abschließend für den speziellen Anwendungsfall im automotiven Umfeld bewertet. Die Grundlage dieser Detektions- und Mustererkennungsprozesse bilden charakteristische Kenngrößen (Merkmale) aus den Zeitsignalen.

Für die Evaluation der Sensorik und Algorithmen hinsichtlich automotiven Anforderungen wurde ein prototypisches Steuergerät entwickelt. Die Untersuchungen ermöglichen eine Bewertung der technischen Machbarkeit und identifizieren Optimierungspotentiale für weiterführende Arbeiten.

Abstract

The vision of this research project is to monitor the skin panels of a parked vehicle. The goal is an automatic detection and classification of force inputs to give the vehicle owner a sense of security if he is not in the immediate vicinity of the vehicle. If a force input is detected, it is assigned to one of the categories of *parking bump*, *breakage of glass*, *miscellaneous forces or irrelevant*. Furthermore, as a prediction, damage is classified to one of the categories *elastic or plastic deformation*, *scratches*.

The main focus of this doctoral thesis at the Volkswagen Group Research and the Institute of Electronic Appliances and Circuits of University Rostock is on the development of concepts and algorithms of an automated vehicle monitoring system. Fundamental importance is attached to the selection of a suitable sensor, signal conditioning and acquisition. For this purpose piezoelectric foil sensors made from polyvinylidene fluoride (PVDF) are applied to the inside of the outer skin panels as sensors and convert the mechanical stress to an electric signal. For determining an optimum positioning of PVDF sensors on vehicle skin panels, a method based on an experimental modal analysis has been developed. The basis for the developed algorithms is provided by reference data of relevant and irrelevant force inputs, recorded with an experimental vehicle setup. Various methods for detection and classification of force inputs were selected, optimised, and finally evaluated with respect to specific automotive requirements. The basis of this detection and pattern recognition processes are characteristic features of the time signals.

For the evaluation of sensors and algorithms regarding to automotive requirements a prototypical electronic control unit (ECU) has been developed. The implementation and experimental studies allow the assessment of technical feasibility and identify optimisation potentials for further research work.

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	ix
Abkürzungsverzeichnis	xi
Symbolverzeichnis	xv
1 Einleitung	2
1.1 Einführung und Motivation	2
1.2 Problemstellung	5
1.3 Gliederung der Arbeit	7
2 Stand der Forschung und Technik	9
2.1 Fahrzeugaußenhaut	9
2.2 Schwingungen der Fahrzeugaußenhaut	11
2.3 Statistische Mustererkennung	14
2.3.1 Merkmalsselektion/ -reduktion	15
2.3.2 Klassifikation	19
2.3.2.1 Klassifikatoren	20
2.3.2.2 Unterteilung in Trainings- und Testdaten	22
2.3.2.3 Bewertung im Zweiklassenfall	23
2.3.2.4 Bewertung im Mehrklassenfall	25
2.4 Sensorsysteme zur Krafteinwirkungserkennung	26
2.4.1 Sensoren zur Crashererkennung	26
2.4.1.1 Mikromechanische Beschleunigungsaufnehmer	28
2.4.1.2 PVDF-Sensoren	31
2.4.1.3 Faseroptische Sensoren	33
2.4.2 Structural Health Monitoring	34
2.4.2.1 Dehnungsmessstreifen	35
2.4.2.2 Macro Fiber Composite	36
2.4.2.3 Piezokeramische Sensoren	37
2.4.3 Auswahl eines Sensorsystems	38
2.4.4 Piezoelektrische Foliensensoren	40
2.4.4.1 Herstellung von PVDF Sensoren	40
2.4.4.2 Eigenschaften von PVDF Sensoren	42

3	Signalerzeugung und -detektion von Krafteinwirkungen	48
3.1	Sensorpositionierung	49
3.1.1	Experimentelle Modalanalyse	49
3.1.2	Durchführung der experimentellen Modalanalyse	50
3.1.3	Ergebnisse der experimentellen Modalanalyse	51
3.1.4	Optimale Sensorposition	52
3.1.5	Allgemeingültigkeit des Verfahrens	54
3.2	Versuchsaufbau	55
3.3	Referenzdaten	60
3.3.1	Trainingsdatenmenge	62
3.3.2	Eigenschaften der Referenzdaten und des Sensorsystems	64
3.3.2.1	Anforderung an die Bandbreite	64
3.3.2.2	Sensorredundanz	66
3.4	Detektion der Krafteinwirkung	70
3.4.1	Statischer Schwellwert - Unipolar	71
3.4.2	Statischer Schwellwert - Bipolar	72
3.4.3	Adaptiver Schwellwert - Uni- und Bipolar	75
3.4.4	Evaluation und Bewertung der Detektionsverfahren	79
3.5	Lokalisation des Sensors der Krafteinwirkung	82
3.6	Aufnahme der Sensorsignale	84
4	Klassifikation von Krafteinwirkungen	89
4.1	Merkmalsgenerierung	89
4.2	Klassifikatorauswahl und Merkmalsselektion	94
4.2.1	Klassifikation von Krafteinwirkungen	95
4.2.2	Schadensprognose	99
4.3	Logistische Regression	101
4.4	Klassifikation	105
4.4.1	Identifikation der Krafteinwirkungen	105
4.4.2	Schadensprognose	106
5	Anwendung auf Fahrzeuge im geparkten Zustand	108
5.1	Anforderungsanalyse und Hardwaredefinition	109
5.2	Elektronik- und Softwarekonzept	114
5.2.1	Ausleseroutine	115
5.2.2	Detektionsalgorithmus	117
5.3	Evaluation und Bewertung	119
5.3.1	Detektion (Adaptives Schwellwertverfahren)	119
5.3.2	Klassifikation	120
5.4	Machbarkeitsanalyse und Optimierungsansätze	121
5.4.1	Mechanisches Tiefpassverhalten	122

6 Zusammenfassung und Ausblick	126
Tabellenverzeichnis	130
Abbildungsverzeichnis	134
Literaturverzeichnis	150
A Anhang	151
A.1 Spezifikationen	152
A.2 Sensorpositionen	155
A.2.1 Frontstoßstange	155
A.2.2 Motorhaube	156
A.2.3 Türen Links und Rechts	157
A.2.4 Heckklappe	158
A.2.5 Heckstoßstange	159
A.2.6 Dach	160
A.2.7 C-Säule	161
A.2.8 Kotflügel	162
A.3 Parametrisierungen Schwellwertverfahren	163
A.4 Fehlerratenvergleich Schwellwertverfahren	165
A.5 Merkmale	167
A.6 Hardwareauswahl Embedded System	168
A.7 Schaltplan Embedded System	169
B Selbstständigkeitserklärung	171
C Thesen der Dissertation	172

Abkürzungsverzeichnis

AC	Accuracy (Korrektklassifikationsrate)
AD	Analog-Digital
ADC	Analog Digital Converter
ARM	Advanced RISC Machines
ASCII	American Standard Code for Information Interchange
AUC	Area-Under-Curve (Fläche unter der Kurve)
CART	Classification and Regression Tree Algorithm
CFS	Correlation Based Feature Selection
CHAID	Chi-Square Automatic Interaction Detection
CISS	Crash Impact Sound Sensing
CS	Chip Select
DFT	Diskreten Fourier-Transformation
DMA	Direct Memory Access
DMS	Dehnungsmessstreifen
DSP	Digitaler Signalprozessor
DWT	Diskrete Wavelet-Transformation
EBI	External Bus Interface
ECU	electronic control unit
EEPROM	Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory
EER	Equal Error Rate
EMV	Elektromagnetische Verträglichkeit
FBG	Faser-Bragg-Gitter
FEM	Finite-Elemente-Methode
FFT	Fast Fourier Transformation
FIFO	First In – First Out
FNR	Falschnegativrate
FPGA	Field Programmable Gate Array
FPR	Falschpositivrate
FSR	Full scale range (Aussteuerungsbereich)
HIL	Hardware-in-the-Loop

HTM	Hand and Till M Function
KNN	k-Nearest Neighbour
LDV	Laser-Doppler-Vibrometer
LL	LogLikelihood-Funktion
ln	Logarithmus naturalis
LogReg	Logistische Regression
LSB	Least significant bit
LTI	Linear time-invariant (linear zeitinvariant)
MAD	Median Absolute Deviation
MFC	Macro Fiber Composite
MOV	Mode Overcomplexity Value
MP	Modal Participation Factor
MPC	Modal Phase Collinearity
MPD	Mean Phase Deviation
MSB	Most Significant Bit
NN	Neuronales Netz
NRSE	Non Referenced Single-Ended
OVA	One-versus-all
PVDF	Polyvinylidenfluorid
PZT	Bleizirkoniumtitanat
RAM	Random Access Memory
RMS	Root Mean Square (Effektivwert)
RNR	Richtignegativrate
ROC	Receiver-Operating-Characteristic
RPR	Richtigpositivrate
RSE	Referenced Single-Ended
SAE	Statistische Energieanalyse
SAR	Sukzessive Approximations Register
SBE	Sequential Backward Elimination
SE	Sensitivität
SFS	Sequential Forward Selection
SHM	Structural Health Monitoring

SNR	Signal-to-noise ratio (Signal-Rauschabstand)
SP	Spezifität
SPI	Serial Peripheral Interface
SRAM	Static Random Access Memory
SVM	Support Vector Machine
ZCR	Zero Crossing Rate (Nulldurchgangsrate)

Symbolverzeichnis

AC	Korrektklassifikationsrate
a_s	Schwingbeschleunigung
C_{ADC}	Kapazität ADC
C_F	Crestfaktor (Scheitelfaktor)
C_{PVDF}	Kapazität PVDF
C_{TP}	Kapazität Tiefpass
C_x	Cepstrum
\underline{X}	spektrale Amplitudendichte
δ	mechanische Spannung
D	elektrische Flussdichte
\underline{D}	Dämpfungsmatrix
E	Elastizitätsmodul
ϵ	Dehnung
F	Kraft
\underline{f}	Kraftvektor
\overline{F}^{-1}	inverse Fouriertransformation
f_{-3dB}	-3 dB Grenzfrequenz
f_g	Grenzfrequenz
$f(k)$	Frequenzspektrum
f_m	Mittelfrequenz
FN	falsch negativ
f_o	obere Frequenzgrenze
FP	falsch positiv
f_s	Abtastrate
f_u	untere Frequenzgrenze
h	zulässiger Fehler
K	Bandgrenze
k	Frequenzlinie im Spektrum
\underline{K}	Steifigkeitsmatrix
$Kurt$	Kurtosis (Wölbung)
L	Schalldruckpegel
L_0	Likelihood Nullmodell
L_ν	Likelihood-Funktion
M	Muster
m	Merkmal

\underline{M}	Massenmatrix
N	Auflösung
ω	Kreisfrequenz
p_0	Bezugsschalldruck
Φ_{xx}	Autokorrelation
π	Kreiszahl
p_x	Schalldruck
R^2	Nagelkerke- R^2 -Wert
R_{ADC}	Innenwiderstand ADC
RN	richtig negativ
RP	richtig positiv
R_{PVDF}	Innenwiderstand PVDF
R_{TFP}	Innenwiderstand Tiefpass
R_{xy}	Kreuzkorrelationskoeffizient
SC	Spektraler Zentroid (engl. spectral centroid)
SE	Sensitivität
SF	Spektral Flux
σ	Standardabweichung
SP	Spezifität
SR_α	Spektraler Rolloff
t	Zeit(punkt)
t_{post}	Zeit (Länge) des Posttriggers
t_{pre}	Zeit (Länge) des Pretriggers
t_r	Anstiegszeit
v_s	Körperschallschnelle
w	Fensterlänge Detektionsalgorithmus
\underline{x}	Verschiebungsvektor
x_i	Einflussfaktor
$X(k)$	Amplitude im Spektrum
\bar{x}_n	Arithmetisches Mittel
x_n	zeitdiskretes Signal
\tilde{x}	normierte Merkmale
e	Eulersche Zahl
y_i	Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeit
Z	Z-Wert für ein Konfidenzintervall
Z_m	mechanische Impedanz

1

Einleitung

1.1 Einführung und Motivation

Ein Fahrzeug ist im täglichen Gebrauch stets passiven Einflüssen aus der unmittelbaren Umgebung ausgesetzt. So führen zum Beispiel wechselnde Witterungsbedingungen zu einer Alterung und Ausbreitung von Korrosion an der Karosserie. Dieser Art von Schädigung kann der Fahrzeughalter in Form von Pflege und Wartung aktiv vorbeugen [3].

Worauf der Fahrzeughalter indessen keinen Einfluss nehmen kann, sind dem Fahrzeug fremd zugefügte Beschädigungen. Neben Verkehrsunfällen an sich werden dem Fahrzeug speziell im abgestellten Zustand häufig Beschädigungen zugefügt. Diese können mutwilliger Natur (Vandalismus) oder Nebeneffekte von Einbrüchen sein. Auch nicht beabsichtigte Vorfälle wie Parkrempler oder Türanschläge beim Aussteigen können starke Deformationen am Fahrzeug verursachen. Eine Verteilung über die dabei beschädigten Bauteile sind in Abbildung 1.1 und deren Reparaturkosten in Abbildung 1.2 dargestellt. Es ist zu sehen, dass im Durchschnitt Reparaturkosten von ca. 500 € anfallen. Neben diesen durch Personen hervorgerufenen Beschädigungen kann auch höhere Gewalt in Form von Naturereignissen (z.B. Hagel, herabfallende Gegenstände) Kräfte auf das Fahrzeug ausüben. Auch diese Ereignisse haben das Potential einzelne Bauteile zu beschädigen und damit Reparaturkosten zu verursachen. Die so am Fahrzeug entstandenen Reparaturkosten werden je nach Situation durch die Haftpflichtversicherung des Verursachers oder die Teil- oder Vollkaskoversicherung des Fahrzeughalters reguliert.

Im Gegensatz zu Auffahrunfällen im Straßenverkehr sind im Fall von Beschädigungen beim abgestellten Fahrzeug die Verursacher häufig nicht bekannt (vgl. 1.3). In diesem Fall ist der Fahrzeughalter gezwungen den Schaden an seinem Fahrzeug in Kauf zu nehmen oder selbst zu regulieren. Dies kann einerseits über eine Teil- oder Vollkaskoversicherung erfolgen oder muss bei fehlender Versicherung selbst beglichen werden. Eine Teilkaskoversicherung tritt bei Diebstahl, Brand, Wildschäden, Hagel und Glasbruch in Kraft. Eine Vollkaskoversicherung deckt zusätzlich selbst verursachte sowie mut- oder böswillige Beschädigungen Dritter ab [165, S. 12]. Zur Reduzierung der Beiträge werden diese Versicherungen häufig mit einer Selbstbeteiligung (typisch 150 € - 300 €) abgeschlossen, sodass dem Fahrzeughalter diese Kosten

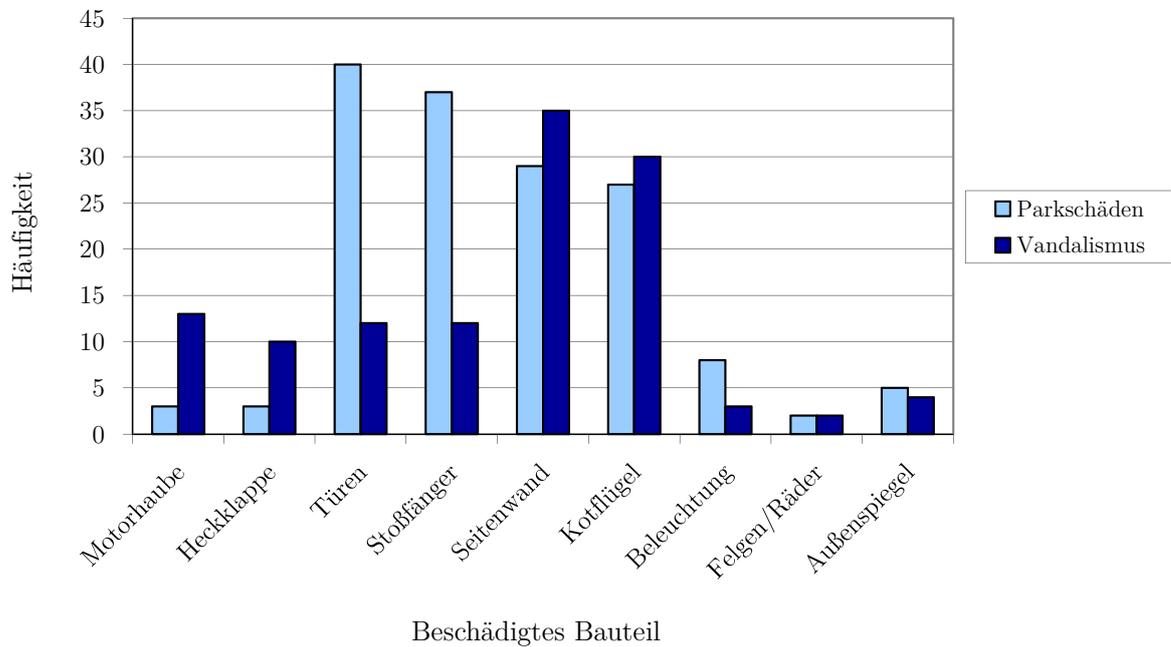


Abbildung 1.1: Verteilung beschädigter Bauteile auf Grundlage von Parkremplern (Stichmenge $N=77$) und Vandalismus (Stichmenge $N=64$) [58]

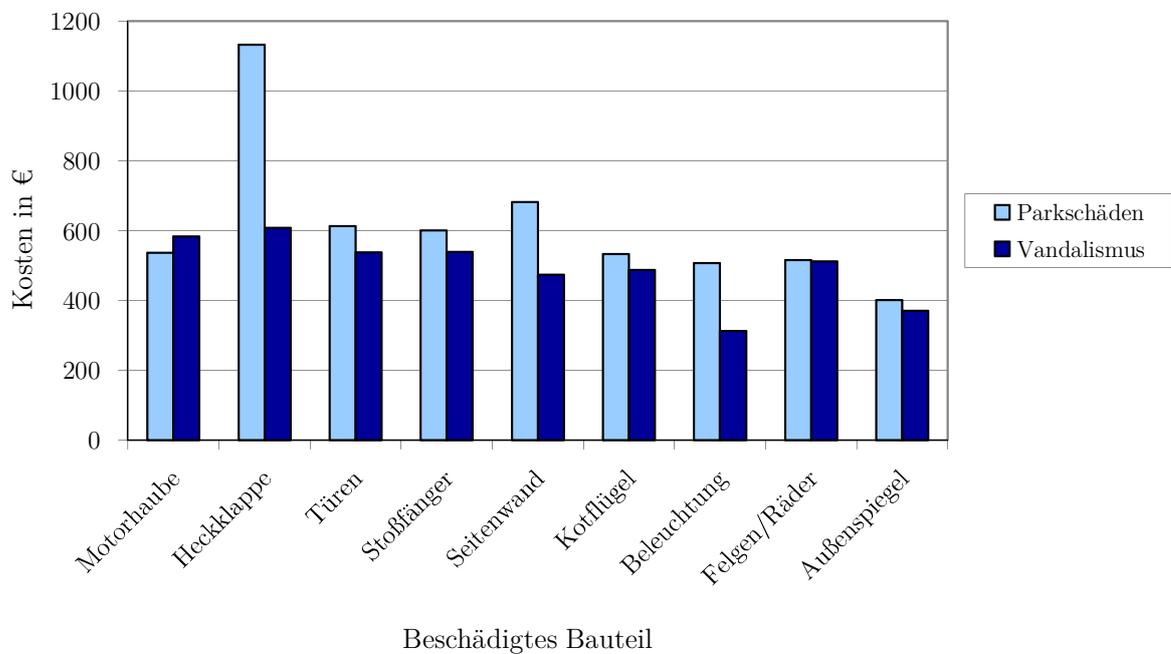


Abbildung 1.2: Statistik über die mittleren Kosten von Bauteilen verursacht durch Parkremplern (Stichmenge $N=77$) und Vandalismus (Stichmenge $N=64$) [58]

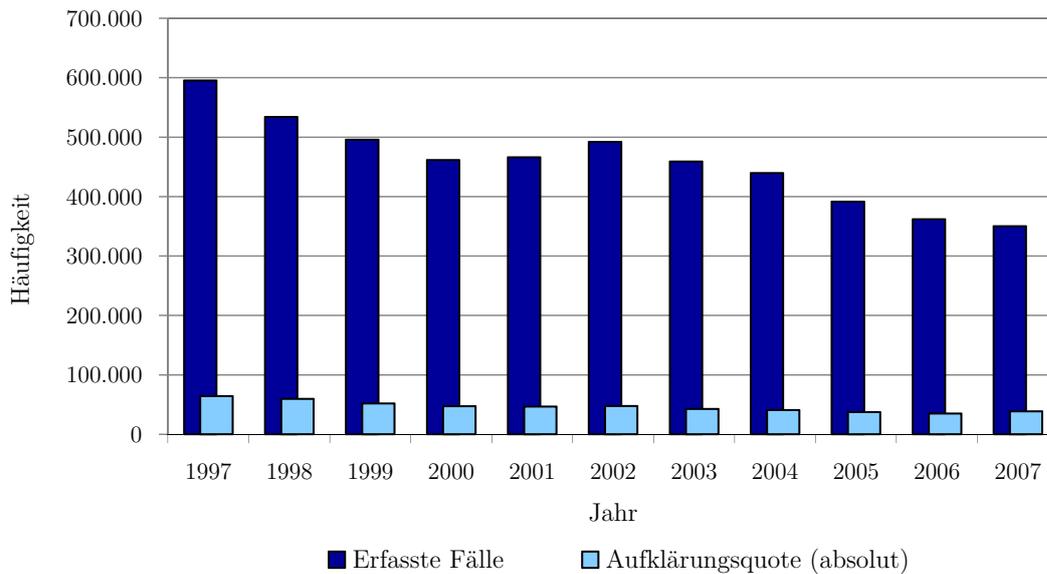


Abbildung 1.3: Aufklärungsquote von Sachbeschädigungen an Fahrzeugen von 1997 bis 2007 [92]

entstehen. Weiterhin kann es laut [165, S. 62] zu einer Rückstufung der Schadenfreiheitsklasse¹ kommen, sodass weitere Kosten durch höhere Beiträge folgen. Aus diesem Grund wird teilweise empfohlen, kleinere Schäden bis ca. 500 € selbst zu begleichen [165, S. 185]. In all diesen Fällen muss der Fahrzeughalter für einen Schaden aufkommen, der seinem Fahrzeug fremd zugefügt wurde und im Durchschnitt bei 500 € liegt (vgl. 1.2).

Ein aktuelles System zum Schutz des Fahrzeuges ist die Diebstahlwarnanlage. Sie schützt das Fahrzeug vor Aufbruch, Auto- und Räderdiebstahl auf Basis von Ultraschall- und Neigungssensorik [9]. Über die Auslösung eines akustischen oder optischen Warnsignals kann so die Aufmerksamkeit von Passanten und somit die Wahrscheinlichkeit von Zeugen erhöht werden. Ist das Fahrzeug mit einem solchen System ausgestattet, bieten Versicherungen sogar günstigere Beiträge an [9]. Derzeit existiert allerdings kein Überwachungssystem, das Schäden oder Krafteinwirkungen an der Fahrzeugkarosserie infolge von Parkremplern, Vandalismus oder Unachtsamkeit von Passanten erkennt. Könnte ein System derartige Ereignisse mit hinreichender Genauigkeit feststellen, wäre es mit vorhandenen Aktoren wie den Fahrerassistenzkameras oder einer Mobilfunkvorrichtung möglich, eine Dokumentation des Ereignisses vorzunehmen. Zeitstempel, Fotos, Videosequenzen oder die unmittelbare Alarmierung von Einsatzkräften könnten eine Aufklärung unterstützen und somit den Fahrzeughalter von Kosten für fremd zugefügten Schäden am Fahrzeug entlasten [183]. Weiterhin ist es denkbar, dass ein derartiges System für die Dokumentation eines digitalen Schadenheftes verwendet wird. Jede detektierte und klassifizierte Krafteinwirkung könnte in einem internen oder externen

¹Die Schadenfreiheitsklasse steht in Verbindung mit der Anzahl der unfallfrei gefahrenen Jahre. Diese dient als Grundlage zur Berechnung des Beitragsatzes der Kfz Versicherung.

Speicher abgelegt werden und dann von entsprechend befähigten Institutionen ausgewertet werden.

Die grundlegende Konzeption eines derartigen Systems ist Ansatzpunkt der vorliegenden Arbeit. Sie beschreibt die Vorgehensweise zur Detektion und Klassifikation von äußeren Kräfteinwirkungen auf die Karosserie am abgestellten Fahrzeug. Im Rahmen dieser Arbeit werden die grundlegenden Untersuchungen und die Konzeption eines Embedded Systems zur Detektion und Klassifikation vorgestellt. Die denkbaren aktorischen Mittel inklusive Verwertungsplan auf Grundlage des klassifizierten Ereignisses werden in dieser Arbeit nicht betrachtet.



Abbildung 1.4: Rahmen der Arbeit

1.2 Problemstellung

Abbildung 1.5 zeigt eine Übersicht über mögliche Situationen, in denen eine äußere Kräfteinwirkung auf das Fahrzeug einwirkt. Grundsätzlich lässt sich eine Unterteilung in relevante und irrelevante Kräfteinwirkungen vornehmen. Dabei stellen die irrelevanten Kräfteinwirkungen die bereits erwähnten umweltbedingten Einflüsse dar und sind für den Fahrzeughalter insofern uninteressant, da diese keinen Verursacher haben und in der Regel keinen Schaden hervorrufen.

Ein System, das relevante und irrelevante Kräfteinwirkungen erkennt und unterscheidet, könnte dem Fahrzeughalter lediglich eine Information darüber geben, dass eine Kräfteinwirkung stattgefunden hat. Eine weiterführende Klassifikation der Kräfteinwirkung in eine der Klassen aus Abbildung 1.6 hätte den Vorteil eines Informationsgewinns zur Aufklärung der auslösenden Situation. Zusätzlich ermöglicht die Klassifikation der Einwirkungsart unterschiedliche Handlungsstrategien im Falle einer Kräfteinwirkung. Bei einer eingeschlagenen Scheibe könnte zeitnah die Diebstahlwarnanlage oder das Trackingsystem² aktiviert werden. Bei Parkremplern hingegen hätte der Fahrzeughalter durch eine zeitnahe Information die Möglichkeit den Verursacher anzutreffen oder im Umkreis abgestellte Fahrzeuge zu begutachten. In allen Fällen könnte gleichzeitig die Aktivierung einer Audio- und Videodokumentation einen wichtigen Hinweis zur Aufklärung der Situation liefern. Eine zuverlässige Abgrenzung

²Alarmierung eines Überwachungsservices und Verfolgung des Fahrzeugs auf Basis übermittelter GPS-Daten.

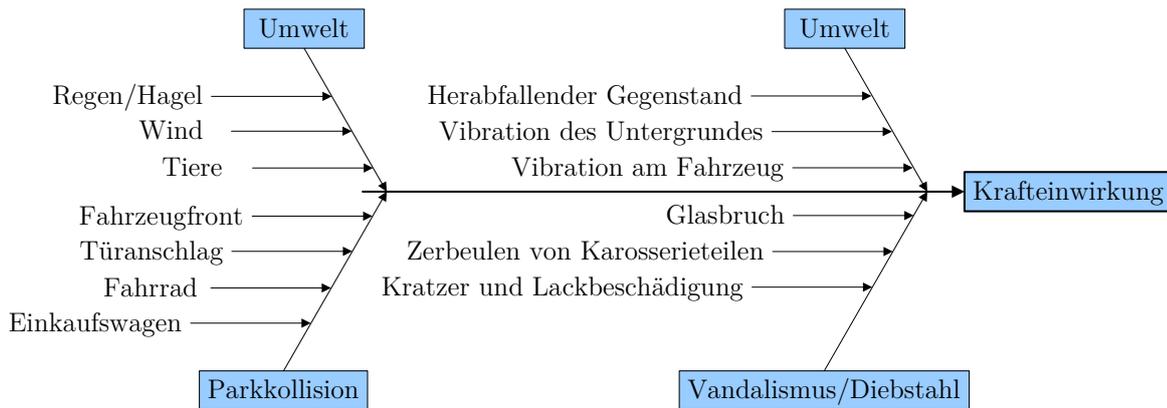


Abbildung 1.5: Ursache-Wirkungs Diagramm für äußere Krafteinwirkungen auf das Fahrzeug

von irrelevanten Ereignissen ist zudem von fundamentaler Bedeutung, da Fehlauflösungen zu Unzufriedenheit und Akzeptanzminderung führen.

All diese Einwirkungsarten haben gemeinsam, dass sie das Fahrzeug bzw. die Fahrzeugkomponente je nach Intensität, Beschaffenheit und Einwirkungsort unterschiedlich stark beschädigen können. In [191] wurde gezeigt, dass je nach Fahrzeugtyp, -bauteil und Intensität verschieden starke Schäden an Fahrzeugkomponenten auftreten können. Dies resultiert u.a. daher, dass die Fahrzeugkarosserie Steifigkeitsunterschiede aufweist [191, S. 129]. So sind Stoßfänger derart spezifiziert, dass sie aufgrund ihrer reversiblen Bauweise Kollisionen bis 4 km/h ohne sichtbare Deformation überstehen [151, S. 9]. Weiterhin kann ein äußerlich am Bauteil nicht sichtbarer Schaden eine Beschädigung in angekoppelten Bauteilen hervorrufen [191, S. 93]. Aus diesen Gründen werden in dieser Arbeit neben der Klassifikation der Krafteinwirkung Untersuchungen zur Schadensprognose vorgestellt. Dabei soll im Fall von Parkremplern und sonstigen Krafteinwirkung aus Abbildung 1.6 eine Aussage über den resultierenden Schaden der Fahrzeugaußenhaut getroffen werden. Werden in der Realität auftretende Krafteinwirkungen betrachtet, so fällt auf, dass drei Arten von Deformationen auftreten können. Einerseits kann eine durch eine Krafteinwirkung hervorgerufene Deformation elastisch sein. Dieser Fall tritt



Abbildung 1.6: Gruppeneinteilung der Klassifikation von Krafteinwirkungen und Schadensprognose

ein, wenn die am Bauteil hervorgerufene Verformung nach Beendigung der Krafteinwirkung vollständig reversibel ist. Bleibt die Verformung hingegen erhalten, so hat die Krafteinwirkung eine plastische Verformung bewirkt [155, S. 261]. Dieser Fall ist umgangssprachlich als „Delle“ bekannt. Die letzte Schadensgruppe stellen Kratzer dar. Obwohl sich diese nicht explizit von elastischen und plastischen Verformungen abgrenzen lassen, verursachen sie bei geringer Krafteinwirkung einen hohen Schaden, weshalb sie in der Klasseneinteilung für die Schadensprognose in Abbildung 1.6 separat aufgeführt sind. Für den Fahrzeughalter ist der Vorteil der Schadensprognose lediglich als Informationsgewinn zu sehen. Im Fall einer elastischen Verformung könnte der Halter darauf hingewiesen werden, dass sich ein nicht sichtbarer Schaden an angekoppelten Bauteilen befindet könnte. Allgemeingültig kann die Schadensprognose in einem digitalen Schadensheft des Fahrzeugs festgehalten werden.

An den Entwurf eines derartigen Systems sind gewisse Anforderungen geknüpft. Durch den Einsatz im abgestellten Fahrzeugzustand gilt es, ein gesondertes Augenmerk auf die Ruhestromaufnahme zu legen. Auf Seiten der Sensorik muss ein Sensor identifiziert werden, der einerseits die Krafteinwirkungen im ausreichenden Maße erfassen kann und andererseits die automotiven Anforderungen hinsichtlich Ruhestromaufnahme, Applizierbarkeit, Temperaturbereich, Lebensdauer, Feuchtigkeit und Robustheit erfüllt. Weiterhin sind die Anzahl und der Anbringungsort der Sensorik zu erforschen. Auf Seiten der Klassifikation gilt es bekannte Verfahren aus der Literatur auf dieses neue Anwendungsgebiet zu übertragen. Dabei müssen relevante Signalmerkmale neu identifiziert werden, da in diesem Bereich noch keine grundlegenden Untersuchungen vorhanden sind. Auch in diesem Teilgebiet muss die Ausrichtung der Konzeption eines Embedded Systems für den abgestellten Fahrzeugzustand berücksichtigt werden.

1.3 Gliederung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit gliedert sich in die Hauptgesichtspunkte Sensorauswahl, Signalerzeugung und -detektion, Klassifikation und der Konzeption eines prototypischen Embedded Systems zur Anwendung im Fahrzeug. Abbildung 1.7 stellt eine Übersicht der Struktur und Vorgehensweise dar.

Das einführende Kapitel 2 stellt Grundlagen über die Vorgänge einer mechanischen Belastung der Fahrzeugaußenhaut dar. Es werden bestehende Konzepte und Sensortechnologien zur Erfassung dieser mechanischen Belastung aufgezeigt und bewertet. Auf Grundlage diverser Anforderungen wird eine Auswahl des Sensorsystems für diese Arbeit vorgestellt und dessen Eigenschaften und Funktionsweisen erläutert. Weiterhin werden bekannte Konzepte rund um das Thema Merkmalsextraktion, -selektion und Klassifikation im Zusammenhang mit der vorliegenden Arbeit vorgestellt. Für die Arbeit wichtige Verfahren werden ebenfalls näher erläutert.

Darstellung relevanter Probleme	Schwingungen im Fahrzeug	Stand der Technik/ Forschung	Auswahl des Sensorsystems	Eigenschaften Piezoelektrischer Foliensensoren	Kapitel 2
Signalerzeugung und -detektion	Positionierung der PVDF Sensorik	Versuchsfahrzeug und Messaufbau	Aufnahme von Referenzdaten	System- und Detektionseigenschaften	Kapitel 3
Klassifikation	Merkmalsextraktion	Merkmalsselektion	Klassifikation	Analyse der Klassifikationseigenschaften	Kapitel 4
Konzeption für Fahrzeuge im geparkten Zustand	Anforderungsanalyse	Konzeption des Embedded Systems	Evaluation und Bewertung	Optimierungsansätze	Kapitel 5

Abbildung 1.7: Aufbau und Gliederung der Arbeit

In Kapitel 3 werden die zwei Themengebiete Signalerzeugung und -detektion vorgestellt. Als Grundlage für eine erfolgreiche Klassifikation von Krafteinwirkungen wurde eine Methodik zur optimalen Positionierung der Sensoren im Fahrzeug entwickelt. Darauf aufbauend wird der Versuchsaufbau sowie die Vorgehensweise zur Aufnahme von reproduzierbaren und in der Realität vorkommenden Referenzdaten aufgezeigt. Diese Sammlung an Versuchsdaten ermöglicht eine Charakterisierung der Signale hinsichtlich der erforderlichen Anzahl an Sensoren und deren Bandbreiteanforderungen. Als Vorstufe der Klassifikation müssen die Krafteinwirkungen in den Signalen auf Basis von Schwellwerten detektiert werden. Hierfür wurden vier verschiedene Algorithmen entworfen, parametrisiert, evaluiert und bewertet. Abschließend werden Untersuchungen zur Lokalisation des Sensors/Bauteils der Krafteinwirkung gezeigt.

In Kapitel 4 werden die aus den Referenzdaten erzeugten Merkmale vorgestellt. Eine Reduzierung auf relevante Merkmale wird durch geeignete Merkmalsreduzierungsverfahren erreicht. Anschließend werden diverse Klassifikatoren in Zusammenhang mit den reduzierten Merkmalen systematisch getestet und bewertet. Auf diese Weise werden die besten Verfahren für unterschiedliche Klassifikationsausprägungen identifiziert.

Aufbauend auf diesen Erkenntnissen wird im Kapitel 5 eine Konzeption für ein prototypisches Steuergerät als Embedded System vorgeschlagen. Im Hinblick auf eine spätere Entwicklung werden automotiv Anforderungen analysiert und dienen als Grundlage für ein Elektronikkonzept zur Detektion und Klassifikation von Krafteinwirkungen am geparkten Fahrzeug. Besonderes Augenmerk wird auf die Thematik Ruhestromaufnahme gelegt. Das Elektronikkonzept umfasst die komplette Signalverarbeitungskette von Signalaufnahme über Vorverarbeitung bis hin zur Klassifikation. Eine abschließende Evaluation zeigt die Güte des Systems.

2

Stand der Forschung und Technik

In diesem Kapitel wird ein Überblick über Verfahren und Techniken zur Krafteinwirkungserkennung gegeben. Dabei wird zunächst auf die Fahrzeugaußenhaut und deren Schwingungsvermögen eingegangen. Nach einem Einblick in die Mustererkennung werden in dieser Arbeit zu untersuchende Klassifikationsverfahren ausgewählt und kurz erläutert. Ein Überblick über vorhandene Verfahren und Techniken zur Krafteinwirkungserkennung werden im Rahmen einer Sensorauswahl vorgestellt. Parallel zur Darstellung der Funktionsweise und Ziele der Verfahren wird ein für die vorliegende Arbeit passender Sensor bestimmt. Abschließend wird detailliert auf die Funktionsweise und die Eigenschaften des sensierenden Elements eingegangen.

2.1 Fahrzeugaußenhaut

Die vorliegende Arbeit untersucht Krafteinwirkungen auf die Fahrzeugaußenhaut. Der Begriff Fahrzeugaußenhaut ist dabei als ein Oberbegriff für die äußeren Bauteile des Fahrzeuges anzusehen. In Abbildung 2.1 ist die Fahrzeugkarosserie und die über Schraubverbindungen angekoppelten Bauteile dargestellt. Die Bauteile sind meistens aus dünnen Stahl- oder Aluminiumblechen geformt. Am Beispiel der Tür in Abbildung 2.2 ist ein detaillierter Aufbau zu sehen.

Das geformte Türblech wird auf einen Grundträger (Rahmen) montiert, der entsprechende Aufprallträger und Verstärkungen enthält. Die auf das Fahrzeug von außen einwirkenden Kräfte werden somit direkt auf die dargestellten Bleche eingeleitet. Nur über die angekoppelten Trägerbauteile erfolgt eine Weiterleitung der Kräfte. Aus diesem Grund muss der zu bestimmende Sensor direkt an den Blechen appliziert werden. Speziell im Hinblick auf Krafteinwirkungen durch Parkrempler zählen in dieser Arbeit der vordere und hintere Stoßfänger ebenfalls zur Fahrzeugaußenhaut. Hierfür zeigt Abbildung 2.3 den Aufbau.

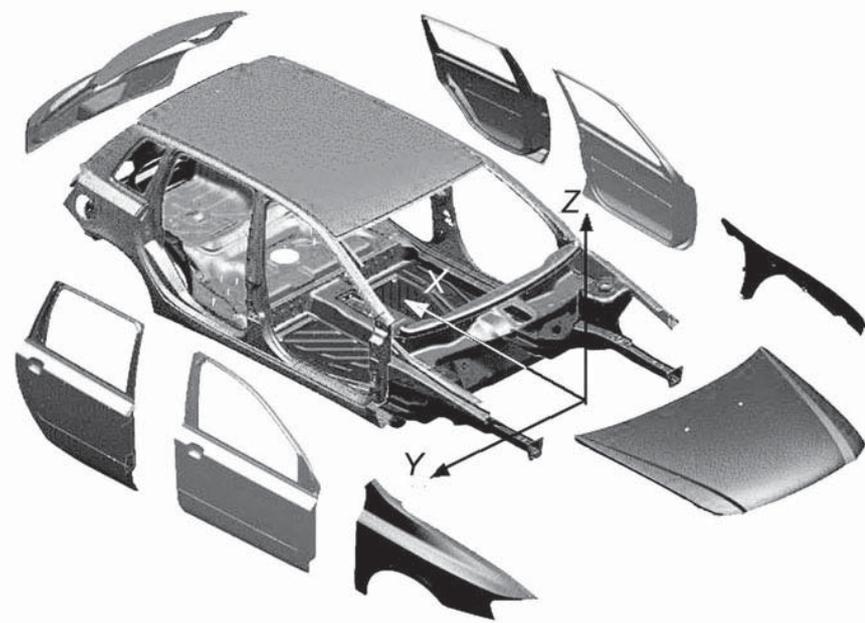


Abbildung 2.1: Schematische Explosionszeichnung der Fahrzeugkarosserie [128, S. 95]

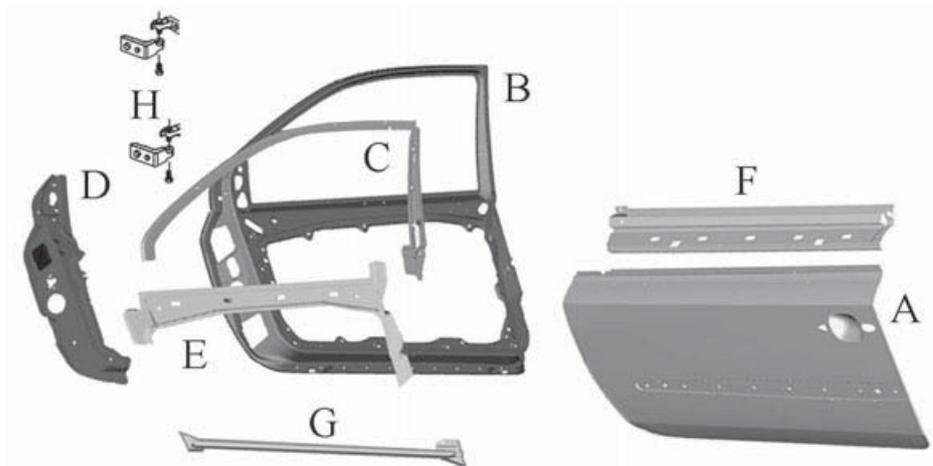


Abbildung 2.2: Typischer Aufbau einer Fahrzeugtür: A) Türaußenblech/-haut, B) Türinnen-
teil, C-F) Verstärkungen, G) Aufprallträger, H) Scharniere [128, S. 330]

Der Frontspoiler ist an der Karosserie verschraubt und stellt somit die Fahrzeugaußenhaut für das Element dar. Dahinter liegend, vor dem Aufprallträger, befindet sich ein Deformations-schaum zur Verringerung der Verletzungsgefahr für Fußgänger[182, S. 10]. Der Frontspoiler an sich besteht aus thermoplastischem Material und weist somit eine andere Beschaffenheit als die Bleche auf. Grund hierfür ist das bereits in der Einleitung erwähnte reversible Verhalten, sodass Kollisionen bis 4 km/h keine sichtbare Deformation hervorrufen [151, S. 9]. Bei starken Deformationen erfolgt eine Kraftweiterleitung an die Aufprallträger.

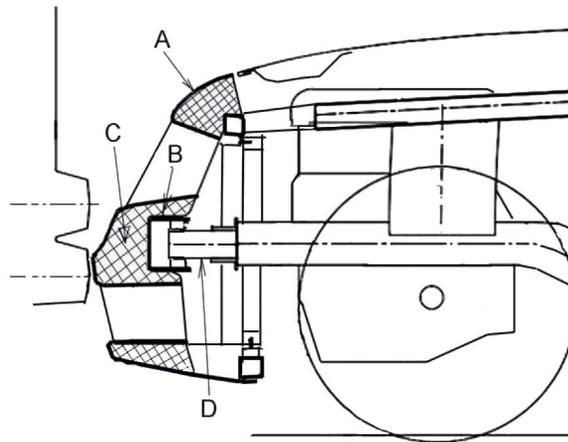


Abbildung 2.3: Schematischer Aufbau des vorderen Stoßfängers: A) Flexible Außenhaut B) Querträger, C) Deformationsschaum, D) Typschadenelement [128, S. 208] [163, S. 67]

2.2 Schwingungen der Fahrzeugaußenhaut

In diesem Abschnitt werden die mechanischen und strukturellen Effekte bei einer Krafteinwirkung auf die Fahrzeugaußenhaut dargestellt. Eine Krafteinwirkung auf ein Bauteil ruft Deformationseffekte hervor, die in drei Bereiche gegliedert werden können. Im elastischen Bereich ist eine Verformung vollständig reversibel. In diesem Bereich gilt für kleine Dehnungen ϵ und Spannungen δ das *Hookesche Gesetz* $\delta = E\epsilon$ mit dem Materialkennwert Elastizitätsmodul E . Ein irreversibler Schaden tritt hingegen bei einer plastischen Verformung auf [155, S. 261]. Im letzten Bereich kann das Bauteil schlagartig versagen und es kommt zu einem Bruch [110, S. 24]. Neben diversen anderen Parametern ist unter anderem der Verformungswiderstand (Strukturwiderstand) für die Art der Beschädigung verantwortlich. Dies ist der Widerstand, den ein Bauteil seiner Verformung entgegensetzt. Bei kleinem Verformungswiderstand („weiche Bauteile“) treten nur geringe Beschleunigungen mit tiefen Eindringungen auf. Dies ist u.a. bei großflächigen Bauteilen wie Türen der Fall. Werden bei einer Krafteinwirkung Bauteile mit großem Verformungswiderstand beschädigt, so kommt es zu größeren Beschleunigungen aber geringeren Eindringtiefen. Der Verformungswiderstand wird durch konstruktive Maßnahmen wie Kanten und Sicken oder größere Materialdicken vergrößert [57, S. 825].

Strukturtechnisch betrachtet ruft jegliche Form von Krafteinwirkung bzw. -schwankung $F(\omega)$ auf Grundlage des Strukturwiderstandes (mechanische Impedanz Z_m) eine Schwingung hervor [110]. Diese Schwingung breitet sich als Welle mit einer dem Material abhängigen Geschwindigkeit durch die angeregte Struktur aus. Diese Ausbreitung einer mechanischen Welle in elastischen Festkörpern wird allgemein als Körperschall bezeichnet [196, S. 132]. *Cremer* [33] definiert hierfür einen Hauptfrequenzbereich zwischen 16 Hz und 16 kHz. Dieser Bereich

ist allerdings nicht als starr anzusehen, denn die Messmethoden können auch auf andere Frequenzbereiche angewendet werden [33]. Über die Körperschallschnelle v_s ¹ und die mechanische Impedanz ist folgender Zusammenhang für den Messort(x,y,z) definiert:

$$F(t) = Z_m v_s(t) = const \quad (2.1)$$

Über die zeitliche Ableitung von Gleichung 2.1 ist der Zusammenhang zwischen der Kraftänderung und der häufig sensorisch erfassten Schwingbeschleunigung a_s eines Strukturpunktes definiert.

$$\dot{F} = Z_m \dot{v}_s = Z_m a_s \quad (2.2)$$

Die Dauer der Krafteinwirkung ist charakteristisch für das Spektrum der Bauteilschwingung. So regen sehr kurze Krafteinwirkungen (Kraftimpulse - idealisierte Diracstöße) alle Körperschallfrequenzen an [163, S. 18]. Die begrenzten Abmessungen der übertragenden Bauteile und Strukturen führen aber dazu, dass sich stehende Wellen mit Resonanz- und Antiresonanzstellen ausbilden [196, S. 132]. Gekennzeichnet werden diese durch die bauteilbedingten natürlichen Eigenfrequenzen. Wird die Struktur in diesen Frequenzen angeregt, so kommt es zu Resonanzerscheinungen und damit erhöhten Amplituden und sprunghaften Phasenverschiebungen in den entsprechenden Frequenzbereichen. Zu jeder dieser Eigenfrequenzen gehört ein bestimmtes Schwingungsmuster - Eigenschwingungsform oder Mode genannt [103, S. 500]. Abbildung 2.4 stellt beispielhaft die Eigenformen der ersten beiden Eigenfrequenzen einer Platte dar. Dieses Strukturverhalten kann mit einer experimentellen Modalanalyse untersucht werden, die die Grundlage der Methodik aus Kapitel 3.1.5 für die Sensorpositionierung darstellt.

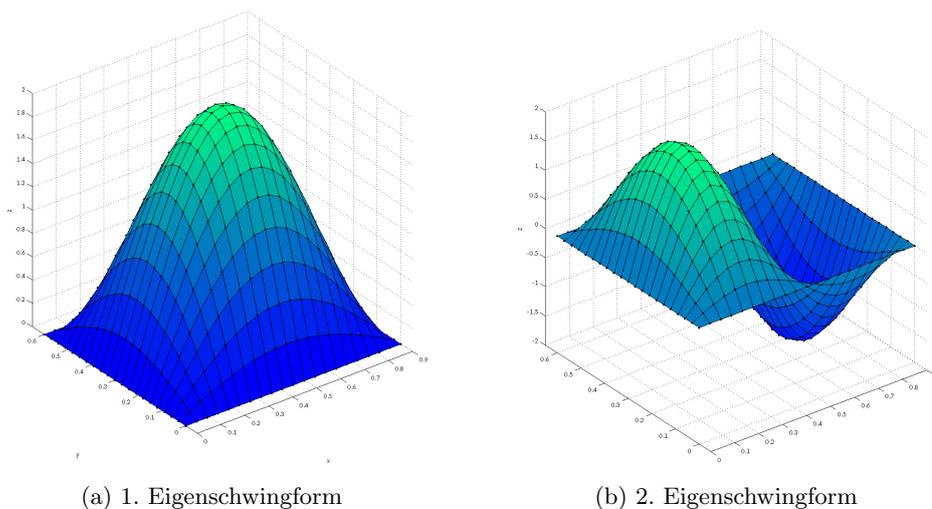


Abbildung 2.4: Berechnete Eigenschwingform einer eckigen Platte nach [196, S. 133]

¹„Die Schallschnelle ist die Schwinggeschwindigkeit im Frequenzbereich, die zunächst an einem beliebigen Ort der Struktur betrachtet wird“ [110, S. 20]

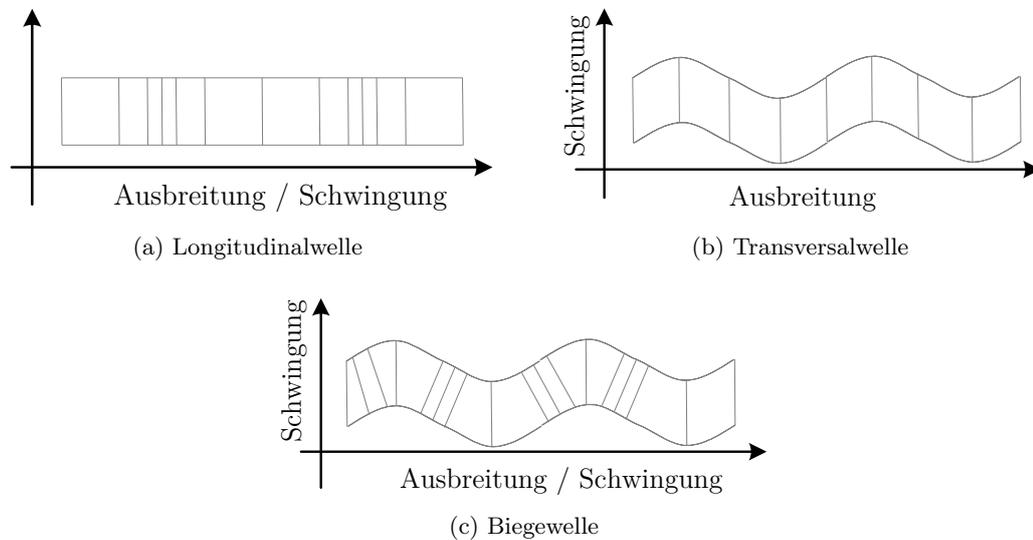


Abbildung 2.5: Wellenarten der Fahrzeugaußenhaut und -struktur in Anlehnung an [110]

Wie bereits erwähnt breiten sich die Schwingungen in Form von Wellen im Inneren und auf der Oberfläche der angeregten und anliegenden Bauteile aus. Die strukturtechnischen Eigenschaften des Bauteils bestimmen maßgeblich die Wellenausbreitung und damit den Energietransport [33, S. 3]. Die Blechfelder der Karosseriestruktur am Fahrzeug stellen als schwingungstechnisches System dünne isotrope Platten dar². In diesem Medium bereiten sich drei verschiedene Wellentypen aus: nicht dispersive³ Longitudinalwellen, Transversalwellen und dispersive Biegewellen [197, S. 132]. Bei Longitudinalwellen (vgl. Abbildung 2.5) ist die Ausbreitungsrichtung identisch mit der Schwingungsrichtung. Dies führt dazu, dass eine Dehnung des Materials in Wellenausbreitungsrichtung erfolgt [33, S. 29]. Transversalwellen, wie in Abbildung 2.5 dargestellt, sind dadurch gekennzeichnet, dass die Schwingungsrichtung und Ausbreitungsrichtung orthogonal zueinander sind [33, S. 39]. Biegewellen können als eine Kombination aus Longitudinal- und Transversalwellen angesehen werden. Die Auslenkung erfolgt senkrecht zur Ausbreitungsrichtung, sodass transversales Verhalten zu beobachten ist [110, S. 64]. Weiterhin werden alle anderen Körperquerschnitte schräg gestellt [99, Seite 383]. Diese Wellenart ist von besonderem Interesse, da sie zu einer signifikanten Schallabstrahlung in das umgebende Medium Luft im hörbaren Frequenzbereich führen kann. Somit ist sie dafür verantwortlich, dass ein Schaden an der Karosserie akustisch wahrgenommen werden kann [196, S. 132]. Für detaillierte physikalische Zusammenhänge beschreibender Größen dieser Wellenarten sei auf [33] verwiesen. Neben der Schallabstrahlung haben die Biegewellen eine weitere wichtige Eigenschaft. So sind sie die dominierende energietragende Wellenart,

²Da eine Dimension des Bleches klein gegenüber der interessierenden Wellenlänge ist, kann ein Blech als zweidimensionale Platte modelliert werden [33, S. 2].

³Frequenzabhängigkeit - höherfrequente Schallanteile breiten sich schneller aus als niederfrequente [196, S. 9]

die Körperschall durch die Fahrzeugstruktur transportiert. Auf den verschiedenen strukturell bestimmten Ausbreitungspfaden durch das Fahrzeug erfahren sie dabei deutliche Veränderungen aufgrund verschiedener Effekte der Wellenausbreitung wie z.B. Dämpfung, Reflexion an Grenzflächen und Dispersion [110, S. 68]. Diese Eigenschaft ermöglicht es, den Körperschall auf Grundlage einer Krafteinwirkung an anderen Positionen im Fahrzeug zu erfassen.

2.3 Statistische Mustererkennung

Gemäß [133, 29] beschäftigt sich die Mustererkennung mit mathematisch-technischen Aspekten der automatischen Verarbeitung und Zuordnung eines unbekanntes Musters oder einer Beobachtung zu einer Bedeutungs- oder Äquivalenzklasse. In [175, S. 1] wird die Mustererkennung mit dem Ziel der Klassifikation eines Objektes in eine Anzahl von Kategorien oder Klassen beschrieben. Muster werden dabei durch Merkmale (z.B. Effektivwert oder Zeitdauer eines Impulses) beschrieben. Verallgemeinert werden l Merkmale verwendet, um aus der Kombination einen Merkmalsvektor $x = (x_1, x_2, \dots, x_l)^T$ zu bilden [175, S. 5]. Jeder Merkmalsvektor bildet dabei ein Muster ab, das als Punkt in einem l -dimensionalen Raum abgebildet ist. Das Ziel der Mustererkennung besteht in der Auswahl der Merkmale, die eine Abgrenzung der Klassen auf Grundlage der Merkmalsvektoren im l -dimensionalen Raum ermöglichen. Auf Grundlage von Trainingsdaten bzw. -merkmalsvektoren besteht das Ziel vieler Verfahren, eine optimale Grenze zur Separierung der Klassen im Merkmalsraum zu finden [89].

Der Klassifikationsprozess lässt sich häufig in die Teilprozesse aus Abbildung 2.6 gliedern. Dabei erfolgt eine Unterteilung in eine Lern- und Klassifikationsphase. In der Lernphase werden auf Grundlage von Trainingsdaten Merkmale für die Darstellung der Muster bestimmt und zum Anlernen des Klassifikators verwendet. Grundsätzlich wird hierbei zwischen einer überwachten und einer unüberwachten Klassifikation unterschieden. Im Fall des überwachten Lernens sind die Klassen zu den Datenreihen bzw. Merkmalsvektoren bekannt. Im Gegensatz dazu ist beim unüberwachten Lernen die Klassenzugehörigkeit im Vorhinein nicht bekannt. In den sogenannten Clusterverfahren wird eine Zuweisung der Daten in unterschiedliche Klassen

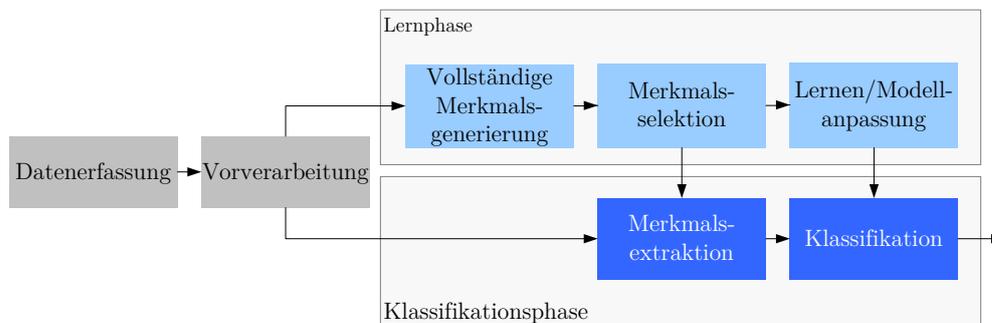


Abbildung 2.6: Schematischer Ablauf der Mustererkennung nach [189, S. 6]

anhand der Ähnlichkeit der Merkmale vorgenommen. In dieser Arbeit wird eine Klassifikation in vorgegebene Klassen vorgenommen, sodass Verfahren aus dem Gebiet der überwachten Lernverfahren verwendet werden. Im Klassifikationspfad weist der angelernte Klassifikator dem Eingangsmuster eine Klasse auf Grundlage der ermittelten Merkmale zu [89].

Im ersten Schritt des Mustererkennungsprozesses werden die relevanten Größen eines Signals messtechnisch erfasst, digitalisiert und gespeichert. Eine Übersicht und die Auswahl einer geeigneten Sensorik zur Sensierung von Krafteinwirkungen auf die Fahrzeugaußenhaut ist in Kapitel 2.4 dargestellt. Um eine Vergleichbarkeit der Daten zu ermöglichen, sollten die aufgenommenen Größen aus dem gleichen Wertebereich stammen. In der anschließenden Vorverarbeitung können eventuelle Störeinflüsse reduziert werden, oder eine Transformation des Musters in eine besser geeignete Form stattfinden. Hierzu zählt u.a. die Signalmittelung, Entfernung von Rauschen durch Filterprozesse oder die Segmentierung relevanter Teile des Musters. Der Teilprozess der Merkmalsextraktion hat die Aufgabe der Berechnung geeigneter und charakteristischer Merkmale der Messdaten. Da für jedes vorliegende Klassifikationsproblem andere Merkmale geeignet sind, gibt es keine allgemeingültige Systematik bei der Auswahl. Aus diesem Grund wird häufig auf empirisches oder Expertenwissen zurückgegriffen. Die sich der Merkmalsextraktion anschließenden Blöcke der Selektion und Klassifikation stellen die wichtigsten Prozesse dar. Aus diesem Grund erfolgt in den folgenden zwei Kapiteln eine detaillierte Betrachtung [89].

2.3.1 Merkmalsselektion/ -reduktion

Das Ziel der Merkmalsselektion ist die Reduktion der Merkmale auf eine Minimalausprägung charakteristischer Merkmale. Diese optimale Untergruppe lässt die bestmögliche Unterscheidung der Krafteinwirkungsklassen zu, verringert den Klassifikationsfehler und die Kosten/Ressourcen der Klassifikation. Mit zunehmender Anzahl an Merkmalen wird die Klassifikationsgüte nach der Überschreitung der optimalen Merkmalanzahl geringer. Aus diesem Grund hat die Merkmalsselektion das Ziel, relevante Merkmale, d.h. nicht redundante und irrelevante Merkmale, zu finden. Irrelevante Merkmale haben laut [91] keinen Einfluss auf die Bestimmung der Zielklasse und tragen somit keinen positiven Beitrag für eine gute Klassifikation bei. In Tabelle 2.1 sind zwei objektive Beispiele für irrelevante Merkmale bei binärer Ausprägung dargestellt. Im linken Beispiel enthält das Merkmal keinerlei Aussagekraft, da es unabhängig der Klasse über alle Instanzen die gleiche Ausprägung annimmt. Im zweiten Beispiel enthält das Merkmal keine Aussagekraft, da in jeder Klasse alle möglichen Ausprägungen zu beobachten sind. Somit ist die Vorhersagewahrscheinlichkeit der Klassen unabhängig von dem betrachteten Merkmal. Einen interessanten Fall der Kombination zweier irrelevanter Merkmale zeigt Tabelle 2.2. Zwei für sich genommene irrelevante Merkmale können in der Kombination ($Merkmals1 \times Merkmals2 = Klasse$) eine Relevanz für die Klassifikation aufweisen. Dieses Beispiel zeigt, dass nicht nur einzelne Merkmale auf ihre Beziehung zur Vorhersage der Klassenzugehörigkeit untersucht werden müssen, sondern auch die Kombination der Merkmale.

Tabelle 2.1: Zwei Beispiele für Irrelevanz

	Merkmal 1	Klasse		Merkmal 1	Klasse
Instanz 1	1	0	Instanz 1	1	1
Instanz 2	1	1	Instanz 2	0	1
Instanz 3	1	1	Instanz 3	1	0
Instanz 4	1	0	Instanz 4	0	0
Instanz 5	1	0	Instanz 5	1	0
Instanz 6	1	0	Instanz 6	0	0

Tabelle 2.2: Auswirkung der Kombination irrelevanter Merkmale

	Merkmal 1	Merkmal 2	Klasse
Instanz 1	1	1	1
Instanz 2	0	0	1
Instanz 3	1	0	0
Instanz 4	0	1	0
Instanz 5	1	0	0
Instanz 6	0	1	0

Redundante Merkmale hingegen weisen eine Korrelation zu einem oder mehreren Merkmalen auf. So können zwei redundante Merkmale identische Werte aufweisen. Allgemein lassen sich relevante Merkmale nach [36] als diejenigen definieren, die weder irrelevant noch redundant sind.

Grundsätzlich lässt sich ein Merkmalsselektionsverfahren in die in Abbildung 2.7 dargestellten vier Hauptschritte untergliedern.

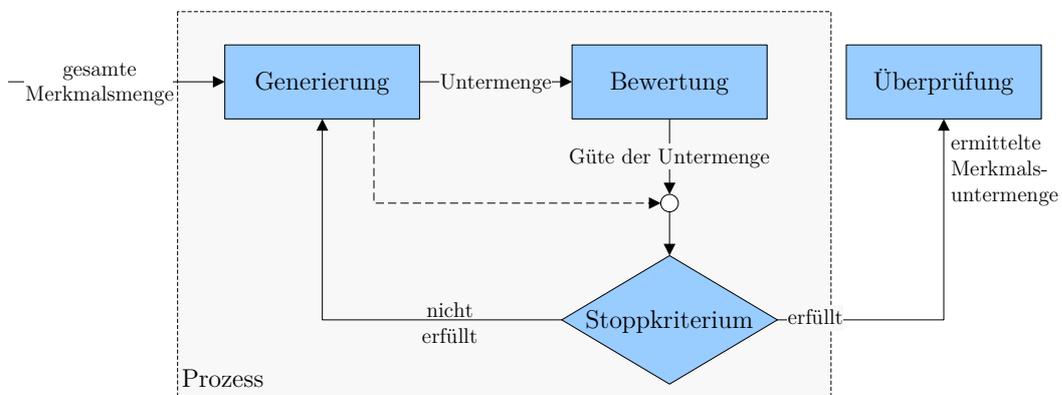


Abbildung 2.7: Allgemeiner Aufbau von Merkmalsauswahlverfahren in Anlehnung an [36]

- **Generierung:** Die Aufgabe dieses Teilprozesses ist die Suche nach einer geeigneten Strategie, den Merkmalsraum nach der besten Untergruppe zu untersuchen. Hierfür wird eine Untergruppe von Merkmalen ausgewählt und deren Güte im nachfolgenden Prozess bewertet. Dabei existieren verschiedene Suchfunktionen zur Auswahl der Untergruppen. Bei der *exponentiellen Suche* werden alle Kombinationen von Merkmalen überprüft. So ergeben sich für N Merkmale 2^N zu untersuchende Untergruppen. Diese komplette Suche ermöglicht die Ermittlung der optimalen Untergruppe, ist jedoch bei einer großen Anzahl von Merkmalen zu aufwändig. Die *heuristische/sequentielle Suche* ist durch einen inkrementellen Vorgang gekennzeichnet. So wird z.B. bei der *Sequential Forward Selection (SFS)* mit dem Merkmal der größten Relevanz (Güte) gestartet und danach das Merkmal hinzugefügt, das die größte Relevanzsteigerung in der Bewertung hervorruft. Analog dazu wird bei der *Sequential Backward Elimination (SBE)* mit allen Merkmalen gestartet und diejenigen entfernt, die in der geringsten Relevanzminderung resultieren. Bei dieser Suchfunktion werden nicht alle Kombinationen getestet. Bei der *zufälligen Suche* werden die Merkmale per Zufall ausgewählt und bewertet. Für eine genauere Beschreibung und Analyse der Suchmethoden sei auf [36, 67] verwiesen.
- **Bewertung:** Die durch die Generierungsfunktion ausgewählten Untergruppen werden in diesem Teilprozess auf Relevanz für die Klassifikation beurteilt. Dabei verwenden die Algorithmen verschiedene mathematische Funktionen. Bei den *Abstandsfunktionen* werden die Merkmale hinsichtlich ihrer Trennbarkeit eines Zweiklassenproblems untersucht. Dabei wird ein Merkmal bevorzugt, falls es eine bessere Trennbarkeit der zwei Klassen als ein anderes Merkmal erlaubt. Ein Beispiel hierfür ist das euklidische Abstandsmaß. *Informationsmaße* untersuchen auf Basis der Entropie oder des Informationsgewinns die Güte eines Merkmals. *Abhängigkeitsfunktionen* untersuchen die Beziehung eines Merkmals zu einem anderen Merkmal oder Klasse (z.B. Korrelationskoeffizient). Abschließend ist es auch möglich, die *Fehlerrate* eines Klassifikators als Bewertungsmaß zu nutzen. Dieses als *Wrapper-Methode* bekannte Verfahren wird wegen seiner Popularität im Anschluss separat dargestellt.
- **Stoppkriterium:** Bei den Abbruchkriterien für den Gesamtprozess werden zwei Verfahren unterschieden. Einerseits kann das Stoppkriterium auf der Generierungsfunktion und andererseits auf der Bewertungsfunktion beruhen. Im ersten Fall kann ein Abbruch bei einer festgelegten Anzahl von ausgewählten Merkmalen erfolgen. Alternativ kann der Vorgang nach einer gegebenen Anzahl von Iterationsschritten abgebrochen werden. Bei Stoppkriterien auf Grundlage der Bewertungsfunktion erfolgt der Abbruch, wenn keine bessere Untergruppe gefunden werden kann, d.h. keine signifikante Relevanzsteigerung zu beobachten ist. Hierfür werden häufig Relevanzgrenzen festgelegt, bei der dieser Fall als erfüllt betrachtet werden kann.

In der Literatur werden die Verfahren zur Merkmalsselektion häufig in drei Kategorien unterteilt: *Filter*, *Wrapper* und *Embedded Methoden* (vgl. [67]).

Filter bewerten die Merkmalrelevanz allein auf der Untersuchung intrinsischer Eigenschaften der Merkmale. Hierbei werden statistische Tests angewandt (z.B. Korrelation, Abstandsfunktionen). Somit wird ein Bewertungsmaß für die Güte eines Merkmals bestimmt, eine Rangfolge aufgestellt und Merkmale mit niedrigen Werten aussortiert. Es existieren sowohl univariate und multivariate Filter. Bei den univariaten wird die Kombination, d.h. die Abhängigkeit zwischen Merkmalen, nicht untersucht. Dies kann nach dem Beispiel aus Tabelle 2.2 zur Aussortierung in Kombination relevanter Merkmale führen. Dieser Nachteil tritt bei den multivariaten Verfahren nicht auf, da die Kombination der Merkmale mit untersucht wird. Erst nach der Merkmalsreduktion erfolgt der Klassifikationsschritt, weshalb die Filterverfahren unabhängig vom ausgewählten Klassifikator sind. Dies macht die Verfahren schnell und einfach zu implementieren, stellt aber auch gleichzeitig den größten Nachteil dar. Es kann nicht sichergestellt werden, dass die durch den Filter, genauer gesagt seiner Bewertungsfunktion, optimale Merkmalsuntermenge auch gleichzeitig optimal für das nachgestellte Klassifikationsverfahren ist.

Während Filter eine Merkmalsuntergruppe unabhängig vom Klassifikationsverfahren bewerten, binden die *Wrappermethoden* diese in den Bewertungsprozess mit ein. Dabei wird eine Merkmalsuntergruppe zum Anlernen eines Klassifikators und die evaluierte Güte des Systems daraufhin als Bewertungsmaß verwendet. Diesen als Blackbox betrachteten Klassifikationsprozess „umhüllt (wrapped)“ eine Generierungsfunktion zur Untersuchung des gesamten Merkmalsraums auf mögliche Untergruppen. Hierfür wird häufig das bereits vorgestellte *SFS* und *SBE* verwendet. Ein gleichzeitiger Vor- und Nachteil stellt die Abhängigkeit der Merkmalsselektion vom Klassifikationsverfahren dar. Die auf diese Weise ermittelten Merkmale sind im Verbund mit dem ausgewählten Klassifikationsverfahren optimal, können aber analog zu den Filterverfahren nicht auf andere Modellierungsverfahren übertragen werden. Nachteilig an diesem Verfahren ist die Anfälligkeit auf Überanpassung und der hohe Rechenaufwand [67].

In der dritten Kategorie der Merkmalsselektionsverfahren ist die Suche nach einer optimalen Merkmalsuntergruppe in das Klassifikationsverfahren integriert. Diese *Embedded-Verfahren* haben strukturell einen analogen Aufbau zu den Wrapperverfahren, allerdings ist das Vorgehen zur Merkmalbewertung und -selektion direkt in den Lernvorgang des Klassifikationsverfahrens integriert [108]. Analog zu den Wrapperverfahren ist dieses Verfahren spezifisch für einen gewählten Klassifikationsalgorithmus. Der Vorteil der Embedded-Verfahren besteht in der Interaktion mit dem Klassifikationsverfahren, aber im Gegensatz zu den Wrappern mit deutlich geringerem Rechenaufwand [147].

Neben den drei vorgestellten Methoden existieren auch sogenannte *hybride* Verfahren. Bei diesem Ansatz wird versucht, die Vorteile der Filter- und Wrapperverfahren zu nutzen. So wird durch ein Filterverfahren eine Vorauswahl zu betrachtender Merkmale getroffen, d.h. es werden schnell eindeutig irrelevante Merkmale aussortiert. Eine genauere Merkmalauswahl in Beziehung mit dem verwendeten Klassifikationsverfahren wird mit den verbleibenden Merkmalen in einem nachgeschalteten Wrapper-Ansatz vorgenommen.

Tabelle 2.3: Beispiele für Filter-, Wrapper- und Embedded- Merkmalsselektionsverfahren. Für die Wrapper sind Generierungsverfahren angegeben, die in Kombination mit einem beliebigen Klassifikator einen Wrapper bilden [147]

Filter	Wrapper	Embedded
CFS	SFS	CART
t-Test	Plus q take-away r	Logistische Regression
Relief-Algorithmus	Genetische Algorithmen	SVM

2.3.2 Klassifikation

Im letzten Schritt der Mustererkennung gilt es, anhand der Merkmale der Trainingsdaten eine Entscheidungsregel zur Klassenzugehörigkeit zu bestimmen. In der Praxis ist die Entscheidung für ein Klassifikationsverfahren oft ein schwieriges Problem und wird oftmals anhand der Verfügbarkeit oder Bekanntheit der Verfahren vom Anwender ausgewählt. Allgemein sind Klassifikationsverfahren nach [89] in drei Gruppen kategorisiert:

- Ähnlichkeitsbasierte Verfahren
- Wahrscheinlichkeitsbasierte Verfahren
- Verfahren nach geometrischen Beziehungen

Die einfachste und intuitivste Klassifikationsart basiert auf Ähnlichkeitsuntersuchungen, d.h. ähnliche Muster sollten der gleichen Klasse angehören. Ist ein geeignetes Ähnlichkeitsmaß gefunden, können die Muster mit Hilfe des sogenannten *template matching* oder *minimum distance* Klassifikationsverfahrens einer Klasse zugeordnet werden. Beim *template matching*-Verfahren wird ein Muster gegen gespeicherte Templatemuster der verschiedenen Klassen auf Ähnlichkeit verglichen. Zur Steigerung der Robustheit kann ein sogenanntes deformierbares Template (z.B. durch Translation, Rotation und Größenanpassung) erstellt werden [89]. Als Ähnlichkeitsmaß wird in diesem Fall häufig der quadratische Abstand oder die Korrelation verwendet. Das Verfahren des *template matching* ist allerdings rechentechnisch sehr aufwändig [89]. Bei *minimum distance*-Verfahren wird ein neues Muster über ein Abstandsmaß zu einem Prototyp einer Klasse verglichen. Ein unbekanntes Muster wird dann der Klasse zugeordnet, zu dessen Prototyp es den geringsten Abstand aufweist [89].

Die zweite Gruppe der Klassifikationsverfahren basiert auf geometrischen Beziehungen im Merkmalsraum. Hierbei wird versucht, eine Entscheidungsgrenze in der Merkmalsebene oder -raum so zu bestimmen, dass eine bestmögliche Unterscheidung der Klassen gewährleistet ist. Die Optimierung dieser Trennfunktionen wird häufig anhand der Minimierung des Klassifikationsfehlers bestimmt. Je nach Algorithmus kann die Trennfunktion linear oder nichtlinear sein [89].

Weitere Klassifikationsverfahren basieren auf dem Wahrscheinlichkeitsansatz. Dabei wird ein unbekanntes Muster der Klasse mit der größten Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit zugeordnet. Hier erfolgt eine Unterteilung in parametrische⁴ und nichtparametrische Verfahren. Bei parametrischen Verfahren wird ein bestimmter Parameter der Merkmalsverteilung (z.B. Mittelwert, Varianz) verwendet.

2.3.2.1 Klassifikatoren

Für die vorliegende Problemstellung der Klassifikation von Kräfteinwirkungen und der Schadensprognose gibt es in der Literatur noch keine Untersuchungen zu geeigneten Klassifikationsverfahren. Aus diesem Grund wird im Folgenden zunächst eine Vorauswahl getroffen, auf deren Basis in Kapitel 4.2.2 eine Auswahl des geeignetsten Verfahrens vorgenommen wird.

Für die vorliegende Problemstellung werden Algorithmen benötigt, die mit mehr als einer binären Klassenausprägung umgehen können. In [6] wird eine Übersicht über sogenannte *multiclass* Klassifikationsverfahren gegeben. Zu dieser Kategorie der Klassifikationsverfahren zählt: *Neuronales Netz (NN)*, *Entscheidungsbäume*, *k-Nearest Neighbour (KNN)*, *Naive Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*. Die letzteren vier wurden gleichzeitig auf der *IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)* zu den zehn einflussreichsten Data Mining Algorithmen im Forschungsumfeld gewählt [192]. Weiterhin zeigt sich in [107] die logistische Regression als ein geeignetes Klassifikationsverfahren. Für diese Vorauswahl wird anschließend die grundlegende Funktionsweise kurz erläutert und auf weiterführende Literatur verwiesen. Für das in Kapitel 4.2.2 ausgewählte Klassifikationsverfahren ist an entsprechender Stelle eine detaillierte Beschreibung dargestellt.

- **NN** sind eine Nachbildung der Arbeitsweise des menschlichen Gehirns. Es besteht aus einer Vielzahl an Neuronen, auch Knoten oder Units genannt, die untereinander über gewichtete Verbindungen (Kanten) gekoppelt sind. Die sogenannten *Input-Units* erfassen die Eingangssignale bzw. den Merkmalsvektor eines zu klassifizierenden Objektes. Über eine definierte Anzahl an *Hidden-Units* erfolgt die Ausgabe des Klassifikationsergebnisses an den *Output-Units*. Über die gewichteten Kanten erfolgt eine hemmende oder erregende Signalweiterleitung. Ab einem bestimmten Schwellwert des eingehenden Signals an den Neuronen erfolgt eine Weiterleitung an nachfolgende Neuronen. In einer Lernphase werden die Gewichte auf Grundlage der Trainingsdaten solange adaptiert, bis sich ein gewünschtes Verhalten an den *Output-Units* eingestellt hat [184, 143, S. 168].

⁴Parametrische Verfahren setzen voraus, dass die Daten eine bestimmte Verteilung aufweisen, z.B. Normalverteilung. Es werden die Parameter des Verteilungstyps verwendet [75, S. 106].

- **Entscheidungsbäume** weisen eine hierarchische Struktur auf. Dabei werden die Merkmale in der Reihenfolge ihrer Wichtigkeit untersucht. Ein neues Objekt wird durch die Abfolge eines Pfades von dem Wurzel- über die Blattknoten zu den Blättern des Baumes klassifiziert. An jedem Knoten wird ein definiertes Merkmal auf seine Ausprägung getestet. Die Ausprägung des Merkmals bestimmt den weiteren Pfad. Das Ende des Entscheidungsbaums - das Blatt - definiert die Klasse. Eine Teilung an einem Blattknoten basiert auf dem Merkmal, das den größten Informationsgewinn (Entropie) hervorruft [6]. Die Regel, nach der diese Trenngrenzen berechnet werden, zeichnen die unterschiedlichen Algorithmen aus. Die bekanntesten sind *Classification and Regression Tree Algorithm (CART)* auf Basis der Entropiemaximierung und der *Chi-Square Automatic Interaction Detection (CHAID)* mit dem χ^2 -Test [146, S. 103].
- Das **KNN** ist ein mathematisch sehr einfaches Klassifikationsverfahren. Dabei wird ein neues Objekt mit seinem Merkmalsvektor mit den k-nächsten Referenzmustern aus der Trainingsmenge verglichen. Es wird diejenige Klasse zugewiesen, zu der die meisten dieser Nachbarn gehören. Zur Bestimmung der k-nächsten Nachbarn können diverse Abstandsmaße verwendet werden. Häufig wird der Euklidische- oder der Mahalanobis-Abstand verwendet [146, S. 96].
- Der **Naive Bayes-Klassifikator** ist ein wahrscheinlichkeitsbasiertes Verfahren auf Grundlage des Satzes von Bayes⁵. Über diesen Ansatz lässt sich die Zugehörigkeit eines Musters M mit seinen Merkmalen m zu allen k Klassen Ω_k berechnen. Die größte Wahrscheinlichkeit stellt die zuzuweisende Klasse für das Muster dar.

$$\operatorname{argmax} p(\Omega_k|M) = \operatorname{argmax} p(m_1, m_2, \dots, m_m|\Omega_k) \cdot p(\Omega_k) \quad (2.4)$$

Die für die Berechnung benötigte Wahrscheinlichkeit $p(\Omega_k)$ lässt sich aus der Anzahl der Muster der Klasse k im Verhältnis zu den gesamten Anlerndaten ermitteln. Unter der Annahme unabhängiger Merkmale lässt sich die Wahrscheinlichkeit $p(m_1, m_2, \dots, m_m|\Omega_k)$ aus den jeweiligen Häufigkeitsverteilungen der Merkmale berechnen [146, 145].

- **SVM**: Dieses Verfahren verwendet eine Trennfunktion für die Klasseneinteilung. Anhand der Trainingsdaten wird eine Hyperebene im Merkmalsraum ermittelt, die als Entscheidungsgrenze zwischen den einzelnen Klassen im Merkmalsraum dient. Dabei besteht das Ziel, den Abstand zwischen den Klassen zu maximieren [74, S. 269].

⁵Für zwei Ereignisse A und B ist die Wahrscheinlichkeit, dass Ereignis A unter Bedingung B eintritt, durch den Satz von Bayes definiert [146, S. 89]:

$$p(A|B) = \frac{p(B|A) \cdot p(A)}{p(B)} \quad (2.3)$$

- Die **Logistische Regression (LogReg)** ist ein probabilistisches Modell, das über einen Regressionsansatz die Eintrittswahrscheinlichkeit eines Ereignisses bestimmt. Analog zu einem linearen Regressionsansatz werden Gewichte für alle verwendeten Merkmale bestimmt. Mit der ermittelten Regressionsgleichung lässt sich die Eintrittswahrscheinlichkeit eines unbekanntes Objektes für alle Klassen berechnen. Vorteil der logistischen Regression ist, dass die Merkmale nicht normalverteilt und abhängig sein können [12, S. 426 ff]. Eine detailliertere Beschreibung ist in Kapitel 4.3 und [80, 100] dargestellt.

2.3.2.2 Unterteilung in Trainings- und Testdaten

Um die Güte eines Klassifikators zu bestimmen, dürfen die Referenzdaten nicht gleichzeitig für das Anlernen einer Entscheidungsregel/-modell und das Testen dieser verwendet werden. Dies würde zu einer Überanpassung (engl. *overfitting*) des Klassifikators führen, sodass dieser zwar optimal, aber zu genau an die Referenzdaten angepasst ist. Bei der Anwendung des Klassifikators in der Praxis würde die Erkennungsleistung deutlich geringer sein, da neue nicht in den Trainingsdaten enthaltene Daten auftreten. Aus diesem Grund existieren verschiedene Varianten, die Referenzdaten in Trainings- und Testdaten zu unterteilen. Somit wird eine realistischere Aussage über die Güte des Klassifikationssystems möglich. Dabei werden häufig folgende Verfahren verwendet:

- **Holdout Methode:** Bei dieser Methode wird eine prozentuale Aufteilung der Referenzdaten in einen Trainings- und Testdatensatz vorgenommen, sodass beide Datensätze unabhängig voneinander sind [89]. In [190] wird ein Verteilungsverhältnis in zwei Drittel Trainingsdaten und ein Drittel Testdaten vorgeschlagen. Eine Erweiterung und Verallgemeinerung stellt die *repeated holdout*-Methode dar. Bei ihr wird der holdout-Prozess mehrmals mit unterschiedlichen Aufteilungen wiederholt. Die so ermittelten Ergebnisse werden gemittelt und ergeben so eine robustere Schätzung. Nachteilig an der Holdout Methode ist, dass die Trainings- oder Testdaten nicht repräsentativ sein können. So kann es möglich sein, dass eine Klasse nicht in den Trainingsdaten enthalten ist, sodass der Klassifikator darauf nicht angelernt werden kann. Aus diesem Grund muss manuell sichergestellt werden, dass jede Klasse ausreichend in den Datenmengen enthalten ist [190, S. 150].
- **Kreuzvalidierung:** Diese Methode teilt die Referenzdaten zufällig in eine festgelegte Anzahl von n gleich großen Partitionen. Dabei wird darauf geachtet, dass die Klassen gleich verteilt auftreten. Alle Partitionen bis auf eine werden zum Training verwendet, die übrig gebliebene zur Bestimmung des Klassifikationsfehlers. Im zweiten Schritt wird eine andere Partition zum Testen verwendet. Die restlichen werden wiederum für das Anlernen verwendet. Dieser Vorgang endet, wenn jede Partition einmal zum Testen verwendet wurde. Das Ergebnis aller Durchläufe wird wiederum aggregiert. Um eine

zuverlässige Bestimmung der Klassifikationsgüte zu erreichen, wird in [190, S. 150] eine Kreuzvalidierung mit der Anzahl von $n = 10$ anhand theoretischer Betrachtungen vorgeschlagen. Eine besondere Form stellt die *Leave-one-out Kreuzvalidierung* dar. Bei dieser wird n durch die Anzahl der Referenzdaten bestimmt. Somit wird eine Bewertung jedes einzelnen Datensatzes erreicht, was jedoch gleichzeitig mit einem sehr großen Aufwand verbunden ist.

- **Bootstrapping:** Dieses Verfahren arbeitet zufälligkeitsbasiert. Der Trainingsdatensatz wird aus einer zufälligen Zusammenstellung von n Referenzdaten gebildet. Die verbleibenden Daten bilden das Trainingsdatenset. Wichtig ist hierbei, dass die zufällige Auswahl „mit Zurücklegen“ durchgeführt wird. Erneut wird die mittlere Klassifikationsrate aus der Wiederholung mehrerer zufälliger Generierungen ermittelt. Die zufällige Auswahl „mit Zurücklegen“ eignet sich vor allem bei kleinen Referenzdatengrößen [89].

2.3.2.3 Bewertung im Zweiklassenfall

Zur Bewertung des Klassifikationsmodells anhand der Testdaten existieren verschiedene Kenngrößen, die in [117, S. 854ff] vorgestellt werden. Eine einfache Art der Interpretation der Ergebnisse ist die sogenannte Konfusionsmatrix gemäß Tabelle 2.4. In dieser werden die Anzahl richtig und falsch detektierter Entscheidungen für den Zweiklassenfall dargestellt.

Tabelle 2.4: Konfusionsmatrix, in Anlehnung an [117, S. 855]

	positiv (real)	negativ (real)
positiv (vorhergesagt)	RP	FP
negativ (vorhergesagt)	FN	RN
	$P = RP + FN$	$N = FP + RN$

Das am häufigsten angegebene Bewertungsmaß ist die Korrektklassifikationsrate Accuracy (Korrektklassifikationsrate) (AC). Sie definiert über Gleichung 2.5 das Verhältnis von allen richtig zugewiesenen Objekten zur Gesamtheit der untersuchten Objekte. Allerdings ist dieser Wert nicht immer sehr aussagekräftig. Einerseits erlaubt er keine Rückschlüsse auf die Fehlerart, und er verliert an Aussagekraft, wenn die Anzahl der positiven und negativen Referenzdaten stark voneinander abweichen.

$$AC = \frac{RP + RN}{RP + RN + FP + FN} \quad (2.5)$$

Von diesen Betrachtungen unabhängig sind die Kenngrößen Sensitivität (SE) und Spezifität (SP). Die Erstere beschreibt nach Gleichung 2.6 den Anteil der korrekt positiv klassifizierten Objekte, die Spezifität (Gleichung 2.7) im Gegensatz dazu die korrekt negativ klassifizierten Objekte. Somit besteht das Ziel, ein Klassifikationsmodell mit einer hohen Sensitivität und

Spezifität zu erstellen.

$$SE = \frac{RP}{RP + FN} \quad (2.6)$$

$$SP = \frac{RN}{RN + FP} \quad (2.7)$$

Dieser Zusammenhang wird häufig mit einer *Receiver-Operating-Characteristic (ROC)-Kurve* dargestellt. Bei der in Abbildung 2.8 dargestellten ROC-Kurve ist die Sensitivität gegenüber der Spezifität in Abhängigkeit eines Entscheidungsschwellwertes dargestellt. Dabei wird über die durch die Klassifikation bestimmten Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten für alle Referenzdaten ein Entscheidungsschwellwert von Null bis Eins variiert. Die sich für jeden Schwellwert ergebenden Sensitivitäts- und Spezifitätskombinationen werden grafisch in dem Diagramm abgebildet.

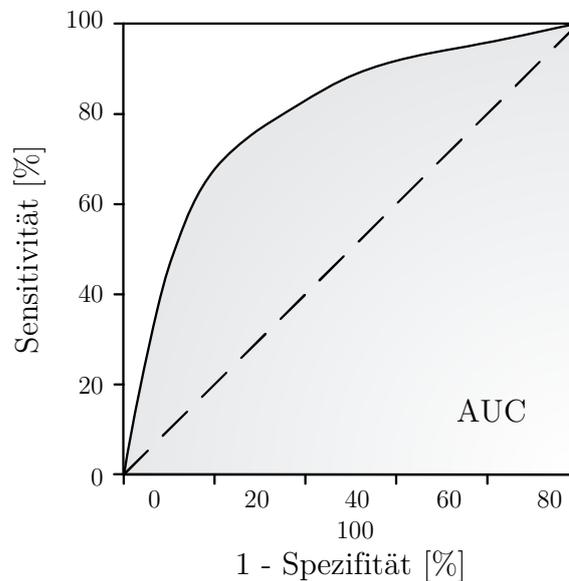


Abbildung 2.8: ROC-Kurve [107]

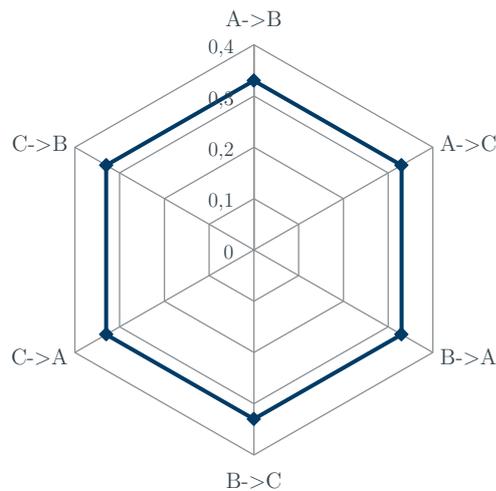
Als ein Maß für die Güte des Klassifikationssystems wird die Area-Under-Curve (Fläche unter der Kurve) (AUC) - der Flächeninhalt unter der Kurve - verwendet. Weist ein Klassifikationssystem eine ROC-Kurve in Form einer geraden Linie mit stets gleicher Sensitivität und Spezifität auf, so weist das Modell Zufallscharakteristik auf. In diesem Fall beträgt die $AUC = 0,5$. Beträgt die $AUC = 1$, so kann der Klassifikator stets korrekt zwischen den binären Klassen unterscheiden. Somit ist ein Modell zu bevorzugen, das eine möglichst große AUC aufweist [136].

Die bisher genannten Bewertungsmöglichkeiten sind nicht ausreichend für diese Arbeit, da sie nur für den binären Klassifikationsfall geeignet sind.

2.3.2.4 Bewertung im Mehrklassenfall

Für die Klassifikatorbewertung des in dieser Arbeit vorliegenden Mehrklassenfalls existiert derzeit kein allgemeingültig akzeptiertes Schema analog der ROC-Analyse im Zweiklassenfall. *Patel* [136] stellt eine Übersicht zu Bewertungsverfahren für Dreiklassen-Entscheidungen dar, die aber problemlos auf eine höhere Klassenanzahl erweitert werden können. Eine Auswahl der in [136] vorgestellten Verfahren ist:

- **Cobweb Repräsentation:** Ein N -Klassen Bewertungsproblem wird bei diesem Verfahren durch $N(N-1)$ Falschklassifikationswerte aus der Konfusionsmatrix bewertet. Dabei wird für ein Dreiklassenproblem (Klasse A,B,C) ein nach Abbildung 2.9 dargestelltes Polygon aufgestellt. Jede Achse repräsentiert die Wahrscheinlichkeit einer falschen Klassifikation einer Klasse durch eine andere (z.B. Klasse A wurde als Klasse B klassifiziert). In Abbildung 2.9 ist ein Zufallsklassifikator dargestellt, der durch die Falschklassifikationswerte von (0,33, 0,33, 0,33, 0,33, 0,33, 0,33) gekennzeichnet ist. Eine Falschklassifikationsrate von 0,33 sagt aus, dass ein Objekt der Klasse A von dem Klassifikator gleiche Wahrscheinlichkeiten für Klasse A,B,C erhalten wird.



◆ Klassifikationswahrscheinlichkeit Cobweb

Abbildung 2.9: Cobweg Repräsentation nach [136]

- **Paarweiser Vergleich:** Dieses Verfahren teilt ein N -Klassen Bewertungsproblem in $N(N-1)$ „eins-gegen-eins“ Vergleiche auf. Für jeden dieser Vergleiche wird die AUC berechnet.
- **Hand and Till M Function (HTM):** Diese vorgeschlagene Bewertungsmethode aggregiert die durch den paarweisen Vergleich erstellten AUC-Werte. Der auf diese Weise ermittelte AUC-Wert kann auf analoge Weise zum binären Fall interpretiert werden.
- **One-versus-all (OVA) Vergleich:** Bei diesem „einer-gegen-alle“ Vergleich wird eine Aufteilung eines N -Klassen Bewertungsproblems in N binäre „einer-gegen-alle“ Vergleiche

überführt. Dabei wird eine Referenzklasse gegen die Zusammenfassung aller übrigen Klassen getestet und bewertet. Für jeden Vergleich kann erneut die AUC berechnet werden.

- **Modifizierte HTM:** Hierbei wird erneut das AUC-Mittel aus allen OVA-Vergleichen berechnet. Allerdings werden inverse ROC-Kurven verwendet, bei der die Falschnegativrate gegenüber der Falschpositivrate aufgetragen ist.

2.4 Sensordsysteme zur Krafteinwirkungserkennung

In Kapitel 2.2 wurde bereits dargestellt, dass eine Krafteinwirkung auf die Fahrzeugaußenhaut diese in Schwingungen versetzt. Hierbei wird die Fahrzeugaußenhaut in die Richtung der einwirkenden Kraft beschleunigt. Des Weiteren besteht ein differentieller Zusammenhang zwischen der Beschleunigung des Körpers, der Geschwindigkeit und dem Weg. Strukturtechnisch betrachtet entstehen auf Grundlage der Krafteinwirkung spezifische Druckverteilungen am Bauteil, die ihrerseits wiederum zu Spannungen und Verformungen im Material in Form von Schwingungen führen. Diese Messgrößen sind wiederum über die Gleichung 2.9 miteinander verknüpft. Daraus ergibt sich, dass diverse Messgrößen Rückschlüsse über die Krafteinwirkung zulassen. Da sich die Messung einzelner Messgrößen als effektiver gegenüber anderen zeigt, wird bei vielen Sensoren eine indirekte Messung über eine proportionale Messgröße durchgeführt. So wandeln Beschleunigungssensoren häufig die Beschleunigung über die Messung von Verformungseffekten in ein elektrisches Signal um. In Anlehnung an [170, 49, 34] stellt Tabelle 2.5 eine Übersicht von möglichen Sensoren zur Krafteinwirkungsbestimmung am Fahrzeug dar. Unter Berücksichtigung des automotiven Einsatzbereiches lassen sich drei Hauptmessprinzipien identifizieren [142]: piezoresistiv, kapazitiv und piezoelektrisch.

$$\vec{F} = m \vec{a} \quad (2.8)$$

$$\sigma = \frac{\vec{F}}{A} = \epsilon \vec{E} \quad (2.9)$$

Die in der Tabelle dargestellten Sensorprinzipien sind sehr vielfältig und eignen sich nicht durchgängig für das vorliegende Problem. Aus diesem Grund werden nachfolgend Sensorkonzepte aus themenverwandten Bereichen vorgestellt und kurz erläutert. Abschließend erfolgt die Auswahl eines Sensorkonzeptes zur Sensierung von Krafteinwirkungen auf die Fahrzeugaußenhaut anhand definierter Anforderungen.

2.4.1 Sensoren zur Crasherkenkung

Grundlage zur Airbagauslösung bei einem Unfall stellen diverse Sensorkonzepte zur Detektion von Krafteinwirkungen auf das Fahrzeug dar. Dabei werden generell Beschleunigungen der Fahrzeugstruktur im Frequenzbereich bis $f_s = 400 \text{ Hz}$ ausgewertet [163]. Die Sensoren hierfür sind meist direkt im zugehörigen Steuergerät integriert. Weiterhin existieren Systeme, bei

Tabelle 2.5: Sensorikcluster mit Eingangs- und Ausgangsgrößen (in Anlehnung an [34, S.61])

	Resistiv R	Induktiv L	Kapazitiv C	Spannung U	Strom I	Ladung Q
Weg s	Magneto-resistiver Sensor	Induktiver Wegsensor	Kapazitiver Wegsensor		Wirbelstromsensor	
Dehnung $\epsilon = \frac{\Delta l}{l_0}$	DMS				Faseroptische Sensoren	Piezoel. Sensor
Geschwindigkeit $v = \frac{ds}{dt}$ Beschleunigung $a = \frac{dv}{dt}$	Rückführung auf Wegmessung: resistiv, induktiv, kapazitiv piezoresistiv; Dehnungsmessung (DMS)					
Kraft F	Piezo-resistiver Sensor	Magneto-elastischer Sensor	DMS, Rückführung auf Weg-, Dehnungsmessung			Piezoel. Sensor

denen zusätzliche Satellitensensoren an der Fahrzeugfront integriert sind. Diese ermöglichen eine frühzeitigere Erkennung eines Crashes [195]. Zusätzlich können die Systeme einen sogenannten Safing-Sensor enthalten, der mit einem Feder-Masse-System als Trägheitsschalter Fehlauslösungen der Elektronik verhindern soll [195]. Neuere Systeme nutzen den im Crash entstehenden Körperschall zur Auswertung. Dabei wird die betrachtete Frequenzbandbreite bis 20 kHz erweitert. Diese Technologie wird Crash Impact Sound Sensing (CISS) genannt [110].

Nach [195] und [110] werden zur Front- und Seitencrasherkenntnis folgende Sensorsysteme verwendet:

- Mikromechanische Beschleunigungsaufnehmer
 - piezoresistiv
 - piezoelektrisch
 - kapazitiv
- PVDF Sensoren⁶
- Faseroptische Sensoren⁷

⁶PVDF-Sensoren werden derzeit nur in Forschungsumfeld von [195, 125] eingesetzt und stellen keinen Serienstand dar.

⁷In [124] wird ein System vorgestellt, das einen Zusammenprall mit einem Menschen erkennt und daraufhin die Motorhaube angehoben wird. Das Ziel besteht in der Reduzierung der Unfallschwere bei einem Zusammenstoß mit Personen

2.4.1.1 Mikromechanische Beschleunigungsaufnehmer

Diese Sensorart vereint das sensierende Element, die Signalaufbereitung und teilweise auch die analog-digital Wandlung mit digitaler Schnittstelle auf einer Struktur. Die Beschleunigungsmessung an sich beruht dabei auf der Verschiebung einer beweglichen seismischen Masse bei auftretenden Beschleunigungen. Hierfür existieren hauptsächlich Biegebalken- und Feder-Masse-Systeme. Über indirekte Messverfahren der Verformungseffekte kann auf die Beschleunigung geschlossen werden [195]. Aus diesem Grund werden die betrachteten Verfahren in piezoresistive, piezoelektrische und kapazitive Aufnehmer unterschieden.

Piezoresistive Beschleunigungsaufnehmer

Der piezoresistive Effekt ist bei bestimmten Halbleitermaterialien zu finden. Unter Einfluss einer mechanischen Spannung wird das Kristallgitter deformiert und so die Beweglichkeit der freien Ladungsträger verändert. Damit ändert sich gleichzeitig der spezifische elektrische Widerstand des Sensorelements [129, S. 440f]. Zur Beschleunigungsmessung wird in der Regel eine Biegebalken-Struktur mit einer seismischen Masse am Ende verwendet (vgl. Abbildung 2.10). Tritt eine Beschleunigung auf, so wirken die der Beschleunigung proportionalen Kräfte der seismischen Masse auf das Halbleiterelement. Durch mehrere Elemente in verschiedenen Richtungen ist der Sensor auf die Messrichtung(en) adaptierbar. Diese Elemente werden in einer wheatstoneschen Widerstandsbrücke verschaltet und ausgewertet [195]. Mit dieser Brückenschaltung (vgl. [135]) kann erreicht werden, dass die Ausgangsspannung proportional zur Widerstandsänderung ist und eine temperaturkompensierte Messung durchgeführt wird. In Tabelle 2.6 ist eine Übersicht über typische Kennwerte, Vor- und Nachteile piezoresistiver Beschleunigungssensoren dargestellt.

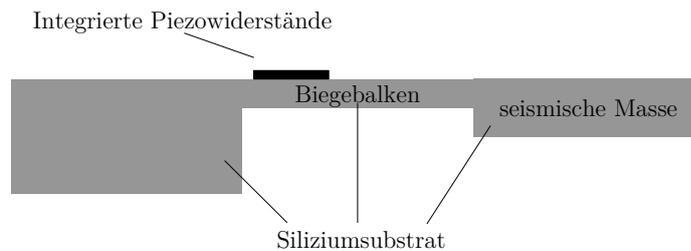


Abbildung 2.10: Prinzip eines piezoresistiven Beschleunigungsaufnehmers nach [129, S. 440]

Piezoelektrische Beschleunigungsaufnehmer

Diese Sensoren nutzen den piezoelektrischen Effekt von bestimmten Materialien (Quarz, diverse Keramiken) aus. Damit ein Material diesen Effekt aufweist, müssen folgende Eigenschaften gegeben sein [176]:

- Das Material ist ein Isolator
- Die Kristallstruktur ist nicht-zentrosymmetrisch⁸

⁸Die Zentren der positiven und negativen Ladungen einer Elementarzelle sind gegeneinander verschoben.

Tabelle 2.6: Eigenschaften und Kennwerte piezoresistiver Beschleunigungssensoren [135, 15, 129, 53, 142, 174]

Kenngröße	piezoresistive Beschleunigungssensoren
Sensitivität	0.0001 - 10 mV/g
Frequenzbereich	0 - 10000 Hz
Arbeitsbereich	0.001 - 100000 g
Temperatureinsatzbereich	statische Messung: -75° bis 175°C dynamische Messungen: -200 bis 250°C
Vorteile	Gute Langzeitstabilität Robustheit Linearität des Ausgangssignals mit Messschaltung Temperatureinsatzbereich
Nachteile	Externe elektrische Versorgungsspannung Empfindlichkeit auf Überbeanspruchung - Robustheit Temperaturabhängigkeit (ΔT von 5°C resultiert in ca. 1% Änderung der Sensitivität)

In der Abbildung 2.11 ist das Prinzip des piezoelektrischen Effektes verdeutlicht. In Abbildung 2.11a ist ein homogener und zentrosymmetrischer Kristall dargestellt. Wirkt auf diesen eine Kraft ein, bleiben die Ladungszentren identisch und verschieben sich nicht gegeneinander. Im Gegensatz dazu zeigt Abbildung 2.11b einen Kristall ohne Symmetriezentrum. Bei einer äußeren Kraft verschieben sich die Ladungszentren gegeneinander und ein elektrisches Feld baut sich auf. An einem zuvor neutralen Bereich an der Oberseite treten nun vermehrt negative Ladungen auf. Gleichzeitig weist die Unterseite einen positiven Ladungsüberschuss auf. Aufgrund der kristallinen Struktur, die eine regelmäßige Wiederholung identischer Struktureinheiten darstellt, addiert sich dieser Effekt [176]. Dieses elektrische Feld kann über aufgebraute Elektroden als elektrische Spannung abgegriffen werden. Bei Kurzschluss der Elektroden gleichen sich die Oberflächenladungen in Form eines Stromes aus [111]. Im Gegensatz zu diesem direkten piezoelektrischen Effekt erfährt das Material bei einer äußeren elektrischen Spannung eine Verformung - der indirekte piezoelektrische Effekt. Somit können piezoelektrische Materialien auch als Aktoren verwendet werden.

Ein Sensor auf Basis eines piezoelektrischen Materials kann in einer Biegebalken- oder Feder-Masse Struktur realisiert sein. Dabei wird eine seismische Masse unter einer äußeren Beschleunigung ausgelenkt und übt eine proportionale Kraft ($F = m \cdot a$) auf das Piezoelement aus. Die Ladungsverschiebungen werden mittels aufgedampften Metallelektroden abgegriffen [129, S. 438f] [195].

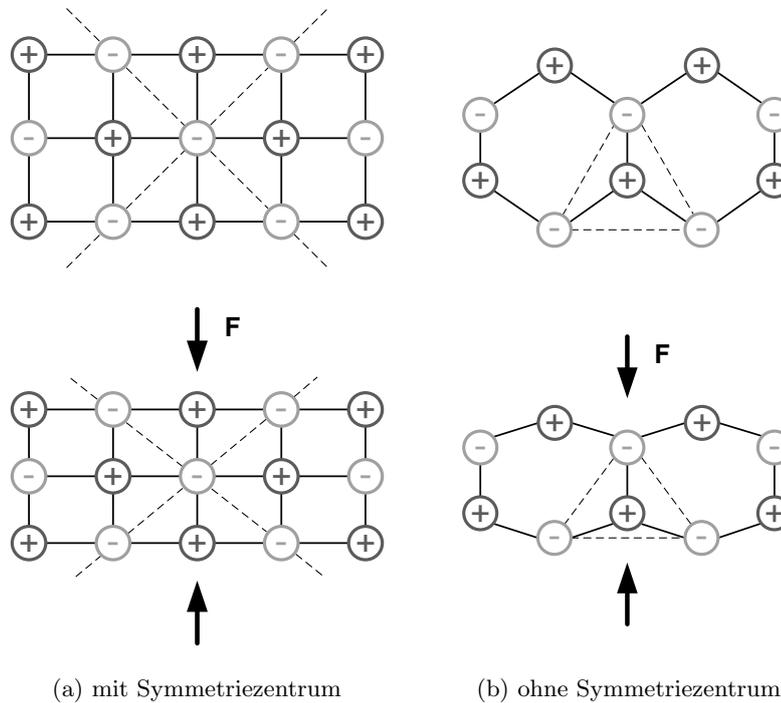


Abbildung 2.11: Modellvorstellung eines Kristalls nach [135]

Tabelle 2.7: Eigenschaften und Kennwerte piezoelektrischer Beschleunigungssensoren [129, 53, 195]

Kenngröße	piezoelektrische Beschleunigungssensoren
Sensitivität	0,1 pC/g - 1000 pC/g
Frequenzbereich	0,5 Hz - 50 kHz
Arbeitsbereich	$10^{-5}g$ - 10^5g
Temperatureinsatzbereich	-55° bis 165°C
Vorteile	Großer Frequenzbereich Hohe Langzeitstabilität Keine Versorgungsspannung nötig
Nachteile	Keine statischen Messungen Temperaturabhängigkeit

Kapazitive Beschleunigungsaufnehmer

Diese Art von Sensoren beruhen meistens auf dem Feder/Masse-System und ermöglichen eine berührungslose und fast rückwirkungsfreie Messung. Benötigt werden mindestens zwei parallele Elektroden in Form von Platten-, Zylinder- oder Stabkondensatoren. Die Informationsträger sind die elektrischen Ladungen auf dem Kondensator. Hierbei wird der Effekt

genutzt, dass die Kapazität des Kondensators nach Gleichung 2.10 (am Beispiel des Plattenkondensators) eine Funktion seiner geometrischen Abmessungen, Fläche A und Abstand l , und der Dielektrizitätskonstante ϵ ist. Somit lässt die Kapazität Rückschlüsse auf die Veränderungen der Geometrie oder des Dielektrikums zu [135, S. 146ff]. Für die Messung von Kraft, Druck und Beschleunigung wird häufig die Änderung des Elektrodenabstands ausgenutzt. Die mechanische Größe wirkt dabei direkt auf eine Elektrode ein und lenkt diese relativ zur anderen Elektrode aus. Nach Gleichung 2.11 wird ersichtlich, dass die Abstandsänderung einen nichtlinearen Zusammenhang zur Kapazität und damit zur einwirkenden mechanischen Größe aufweist.

$$C = \frac{\epsilon_0 \epsilon_r A}{d_0} \quad (2.10)$$

$$\frac{\delta C}{C_0} = \frac{1}{1 \pm \frac{\delta d}{d_0}} \quad (2.11)$$

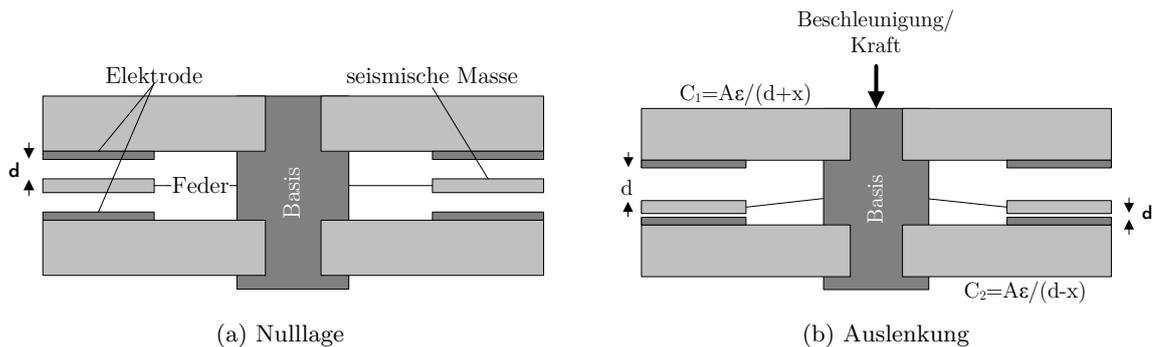


Abbildung 2.12: Aufbau eines kapazitiven Beschleunigungssensors nach [135]

Deshalb können alle kapazitiven Sensoren nur in einem bestimmten Arbeitsbereich betrieben werden, da dort die Übertragungskennlinie als linear angesehen werden kann [96, 349]. In der Praxis werden deshalb häufig Differenzkondensatoren nach Abbildung 2.12 eingesetzt. Bei dem aus zwei Teilkondensatoren bestehenden Sensor ist die mittlere Elektrode elastisch über eine Feder gelagert und hat eine fixe Masse. Wirkt auf diese eine Beschleunigung, so ruft dies eine gegengleiche Veränderung der Kapazitäten der Teilkondensatoren hervor. Das Differenzprinzip führt zu einer Verdopplung der Empfindlichkeit, einer Vergrößerung des linearen Bereichs und der Kompensation von Temperatureinflüssen [137, S. 150]. Die Kapazitätsänderung wird häufig durch eine kapazitive Brückenschaltung in ein Spannungssignal gewandelt.

2.4.1.2 PVDF-Sensoren

Polyvinylidenfluorid (PVDF) ist ein teilkristallines Polymer, welches durch Vorbehandlungsprozesse piezoelektrische Eigenschaften aufweist. Das Verhalten und die Funktionsweise ist analog zu den bei Beschleunigungssensoren verwendeten Piezokeramiken. Der Vorteil dieser

Tabelle 2.8: Eigenschaften und Kennwerte kapazitiver Beschleunigungssensoren [129, 53, 195, 95]

Kenngröße	kapazitive Beschleunigungssensoren
Sensitivität	10mV/g - 1 V/g
Frequenzbereich	0 - 2000 Hz (20 kHz bei CISS)
Arbeitsbereich	$5 \cdot 10^{-5} \text{g}$ - 1000 g
Temperatureinsatzbereich	-40° bis 100°C
Vorteile	Berührungslos und rückwirkungsfrei Hohe Langzeitstabilität Hohe Sensitivität Geringe Kosten Überlastfähigkeit doppelt so groß wie DMS
Nachteile	Externe Versorgungsspannung nötig Frequenzbereich Nichtlinearität

Sensoren ist, dass sie sehr flexibel sind und eine geringe Dicke besitzen. Aus diesem Grund können sie direkt auf eine zu untersuchende Struktur appliziert werden. Weiterhin produzieren PVDF ein größeres Ausgangssignal gegenüber Piezokeramiken [164]. Eine detaillierte Beschreibung dieser Sensoren ist in Kapitel 2.4.4 dargestellt.

Tabelle 2.9: Eigenschaften und Kennwerte von PVDF-Sensoren [164, 195]

Kenngröße	PVDF
Frequenzbereich	0,001 - 10^9 Hz
Temperatureinsatzbereich	-40° bis 105°C
Vorteile	Keine Versorgungsspannung notwendig Großer Frequenzbereich Robustheit Anbringung auf gekrümmten Flächen möglich
Nachteile	Keine statischen Messungen Temperaturbereich Temperaturabhängigkeit Nichtlinearität

2.4.1.3 Faseroptische Sensoren

Als sensierendes Medium wird lichtleitergeführte optische Strahlung verwendet. Bei mechanischer Beanspruchung - Zug, Druck - führt dies zu einer Dehnung des Lichtleiters und verändert dabei die messbaren Eigenschaften Intensität, Phase, Wellenlänge und Flugdauer der optischen Eingangssignale. Auf Grundlage der charakteristischen Änderung dieser Parameter kann im Ausgangssignal auf die mechanische Beanspruchung geschlossen werden. Je nach beeinflusstem Parameter existieren folgende Sensoren [34, S. 78ff]:

- Intensiometrischer Sensor: Intensität der Strahlung
- Interferometrischer Sensor (Fabry-Perot): Phase der Strahlung
- Time domain Sensor (OTDR-Sensor): Flugdauer eines Laser-Pulses
- Spektrometrischer Sensor (Bragg): Wellenlänge

Bei intensiometrischen Sensoren verändern Dehnungen und Biegungen des Lichtwellenleiters die Totalreflexion. Dies führt zu Lichtverlusten und dient als Maß für die einwirkende Dehnung oder Biegung. Beim intensiometrischen Sensor sind zwei Spiegel integriert. Der Laserstrahl wird an beiden Spiegeln partiell reflektiert. Durch Interferenz der beiden Teilstrahlen ergibt sich das Mess-Ausgangssignal. Bei einwirkender Dehnung wird der Abstand der Spiegel verändert und resultiert so in ein dehnungsabhängiges Messsignal. Bei Time-Domain-Sensoren ist die Länge der Hin- und Rücklaufzeit eines Laserimpulses das charakteristische Maß für die Dehnung. Die bekanntesten und am weitesten verbreiteten faseroptischen Sensoren sind die Faser-Bragg-Gitter-Sensoren [34, S. 78ff]. In Abbildung 2.13 sind der Aufbau und die Funktionsweise schematisch dargestellt. In einem Teilbereich des optischen Faserkerns sind periodische Gitter eingebaut. Trifft ein von der Faser geleitetes Licht auf diese Bragg-Gitter, so wird der Anteil der Bragg-Wellenlänge vom Gitter reflektiert und fehlt im Transmissionspektrum. Sowohl das Reflexions- als auch das Transmissionspektrum lassen sich messtechnisch

Tabelle 2.10: Eigenschaften und Kennwerte von Faser-Bragg-Sensoren [77, 44, 114, 23]

Kenngröße	Faser-Bragg-Sensoren
Frequenzbereich	0 - 100 MHz
Temperatureinsatzbereich	-40° bis 300°C
Vorteile	Robuste Messtechnik Lange Lebensdauer 10 ⁶ Belastungszyklen Stabilität (25 Jahre) Temperaturbereich
Nachteile	Kosten Versorgungsspannung

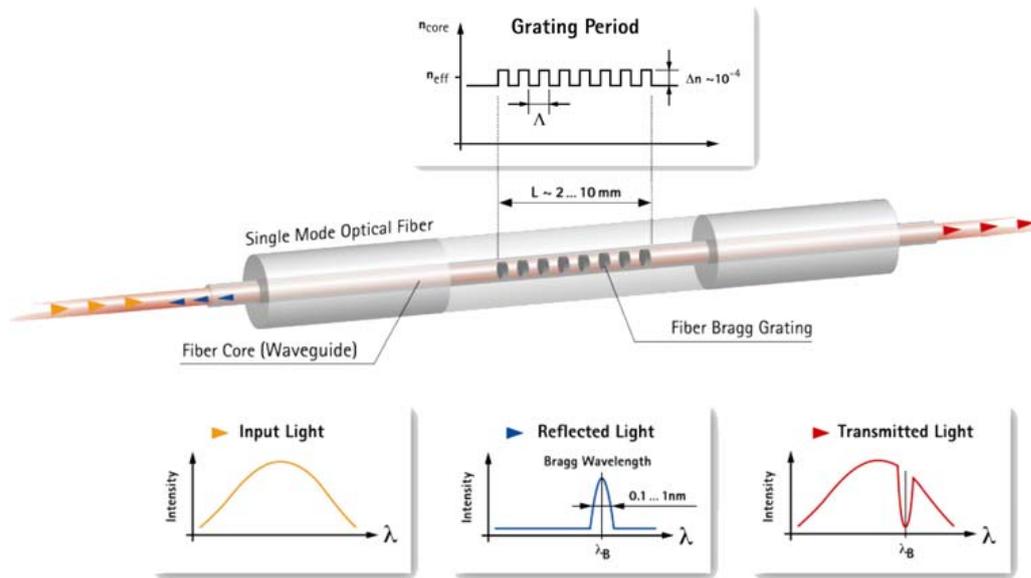


Abbildung 2.13: Prinzipdarstellung eines FBG [121]

ermitteln und auswerten [121]. Bei Verformung des Gitters ändert sich der Abstand der Gitter und somit die Wellenlänge der Reflexion. Für die weiterführende Theorie sei auf [121, 114] verwiesen.

2.4.2 Structural Health Monitoring

Structural Health Monitoring (SHM) umfasst die Entwicklung von autonomen Systemen für die kontinuierliche Überwachung von Strukturen mit integrierten Sensoren. Das vorrangige Ziel besteht in der Verbesserung der Zuverlässigkeit und Sicherheit [17]. Die Aufgaben von Strukturüberwachungssystemen kann dabei in zwei Phasen unterteilt werden, der Diagnose und Prognose. In der Diagnose wird ein Schaden identifiziert, örtlich lokalisiert und das Ausmaß des Schadens bestimmt. In der Prognosephase wird dann eine Abschätzung über die restliche „Lebenszeit“ der Struktur bestimmt. Generell werden aktive und passive Verfahren zur Strukturüberwachung eingesetzt. Ein passives System besteht dabei aus einem oder mehreren verteilten Sensoren und einer anschließenden Signalverarbeitungskette. Im aktiven Fall hingegen wird eine Kombination aus Aktor und Sensor verwendet (vgl. Abbildung 2.14) [62]. Basierend auf gerichteten Ultraschallwellen ist die Lamb-Wellen-Technik die am weitesten verbreitete aktive Technik. Dabei wird über einen Aktor eine Lamb-Welle, mit einer Frequenz bis in den MHz-Bereich in die Struktur eingebracht und über einen entsprechenden Sensor an einer anderen Position gemessen. Als Eingangssignale werden Impuls, Sinus, Burst, Sweep und weißes Rauschen verwendet. Ein Schaden liegt vor, wenn das empfangene Signal im Sensor nicht einem vorher aufgenommenen Referenzsignal entspricht. Ist die Strukturantwort bzw. -charakteristik für diverse Schäden bekannt, so kann auf diese Weise indirekt der Schaden gemessen werden [14, S. 2]. Nachteilig an dieser Art der Strukturüberwachung ist

allerdings der erhöhte Aufwand der Strukturanregung. Durch den gesonderten Aktor wird ein solches System im automotiven Bereich nur schwer zu etablieren sein. Als passive Sensoren werden nach [62, 23] hauptsächlich piezoelektrische Aufnehmer (PVDF, Piezokeramiken, Macro Fiber Composite (MFC)), faseroptische Sensoren und Dehnmessstreifen eingesetzt.

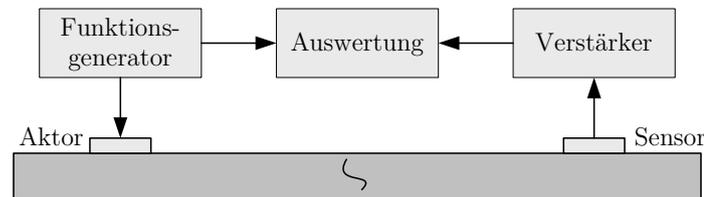


Abbildung 2.14: Schematischer Aufbau der aktiven Lamb-Wellen Strukturüberwachungstechnik

2.4.2.1 Dehnmessstreifen

Dehnmessstreifen (DMS) sind resistive elastische Messwertaufnehmer, deren elektrischer Widerstand eine Funktion der induzierten Dehnung ist. Dehnungen sind kleine Längenänderungen eines Materials, die infolge von Krafteinwirkungen und Temperaturänderungen an festen Körpern auftreten. Dehnmessstreifen bestehen aus einem Widerstandsmaterial (Halbleiter, metallische Folie oder Draht), die auf einen Träger aufgebracht sind. Abbildung 2.15 zeigt den Aufbau eines Dehnmessstreifens, der idealerweise durch eine kraftschlüssige Verklebung mit Epoxidharz an dem Messobjekt befestigt ist [135]. Für einen metallischen Leiter in Drahtform beschreibt Gleichung 2.12 den ohmschen Widerstand. Dieser ergibt sich aus der Materialkonstante spezifischer Widerstand des Drahtes ρ , der Länge des Leiters l und der Querschnittsfläche des Drahtes A . Die elektrische Widerstandsänderung hat zwei Ursachen. Einerseits führt die Dehnung des Drahtes zu einer Abnahme des Querschnitts, andererseits wird durch die Deformation des Kristallgitters die Beweglichkeit der freien Ladungsträger verändert, sodass sich die Leitfähigkeit des Materials ändert. Dies wird auch piezoresistiver Effekt genannt und ist gegenüber der Geometrieänderung vor allem bei Halbleitern sehr

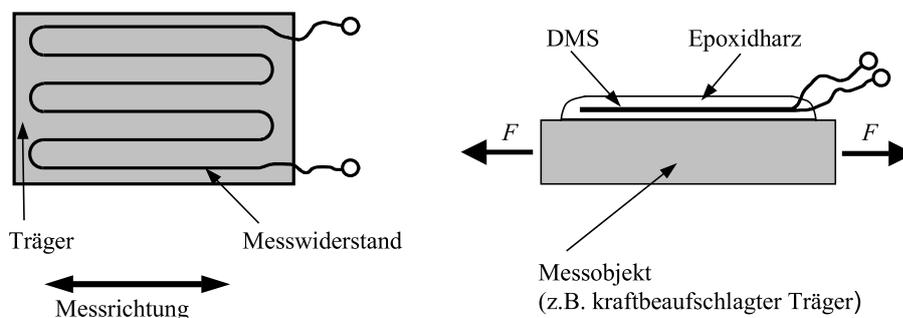


Abbildung 2.15: Dehnmessstreifen und ein Anwendungsbeispiel [135]

ausgeprägt. Für infinitesimal kleine Änderungen kann nach Gleichung 2.13 die resultierende Widerstandsänderung abgeschätzt werden. Nach weiteren Umstellungen und der Einführung des sogenannten k-Faktors stellt Gleichung 2.14 die relative Widerstandsänderung infolge der Dehnung ϵ dar. Der k-Faktor gibt an, um welchen Faktor die relative Widerstandsänderung über der relativen Längenänderung liegt und ist somit ein Maß für die Empfindlichkeit des DMS [198, 135]. Für eine detaillierte Herleitung der Gleichung 2.14 sei auf [198] verwiesen.

$$R = \rho \frac{l}{A} = \rho \frac{4 \cdot l}{\pi d^2} \quad (2.12)$$

$$\Delta R = \frac{\partial R}{\partial \rho} \Delta \rho + \frac{\partial R}{\partial l} \Delta l + \frac{\partial R}{\partial d} \Delta d \quad (2.13)$$

$$\frac{\Delta R}{R} = \epsilon \cdot k \quad (2.14)$$

Tabelle 2.11: Eigenschaften und Kennwerte von Dehnungsmessstreifen [135, 15, 23]

Kenngröße	Dehnungsmessstreifen
Sensitivität	30 V/ ϵ
Frequenzbereich	0 - 10 kHz
Arbeitsbereich	$\epsilon < 10 \mu m/m$
Temperatureinsatzbereich	statische Messung: -75° bis 175°C dynamische Messungen: -200 bis 250°C
Vorteile	Gute Langzeitstabilität Robustheit Linearität des Ausgangssignals mit Messschaltung Temperatureinsatzbereich
Nachteile	Externe elektrische Versorgungsspannung Empfindlichkeit auf Überbeanspruchung Sensitivität

Die relative Widerstandsänderung wird in der Regel durch die Einbringung in einer Brückenschaltung (Wheatstonebrücke) ausgewertet. Mit dieser Brückenschaltung (vgl. [135]) kann erreicht werden, dass die Ausgangsspannung proportional zur Widerstandsänderung ist und eine temperaturkompensierte Messung durchgeführt wird. In Tabelle 2.11 ist eine Übersicht über typische Werte für Metall- und Halbleiter-DMS dargestellt.

2.4.2.2 Macro Fiber Composite

Ein Problem keramischer Piezosensoren ist, dass sie spröde und bruchempfindlich sind. Daher wurden piezoelektrische Materialien in Verbundstoffe integriert, um so die Nachteile zu beseitigen [40]. Hieraus ergaben sich verschiedenste Sensoren, wobei MFC die bekanntesten

darstellen. Für eine Übersicht über weitere verfügbare Verbundsensoriken auf piezoelektrischer Basis sei auf [26] verwiesen.

Abbildung 2.16 zeigt den Aufbau eines MFC-Sensors. Ursprünglich wurde der Sensor 1996 von der NASA entwickelt. Der MFC besteht im Inneren aus rechteckigen piezoelektrischen Keramikfasern als Sensorelement. Diese Fasern werden aus piezokeramischen Folien durch Sägen hergestellt. Beschichtet ist das Material auf beiden Seiten mit einem Polyimidfilm (Kunststoff) und Elektroden. Diese Elektroden (Interdigitalelektroden) bestehen aus zwei axial zu den Fasern angeordneten Sammelelektroden. Zusätzlich verlaufen senkrecht dazu mehrere kleine Elektroden [28]. Im rechten Teil der Abbildung ist ein MFC-Sensor dargestellt, dessen Abmaß je nach Anwendung variiert werden kann.

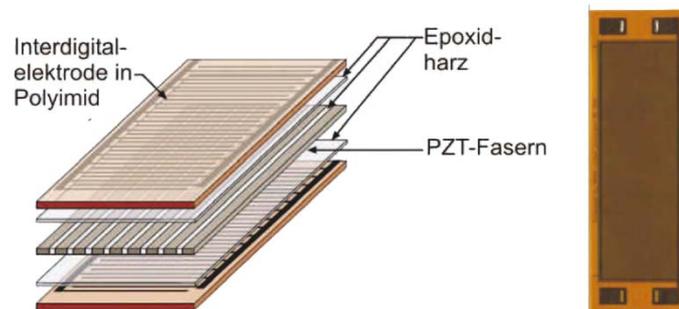


Abbildung 2.16: Aufbau und Abbildung eines MFC-Sensors [28]

Tabelle 2.12: Eigenschaften und Kennwerte von MFC-Sensoren [119, 37]

Kenngröße	MFC
Frequenzbereich	0.001 Hz - 750 kHz
Temperatureinsatzbereich	-40° bis 130°C
Vorteile	Flexibilität Frequenzbereich Keine Versorgungsspannung notwendig
Nachteile	Keine statischen Messungen Temperaturabhängigkeit

2.4.2.3 Piezokeramische Sensoren

Neben der bereits erläuterten Verwendung von piezoelektrischen Keramiken in Beschleunigungssensoren können diese auch direkt zur Messung von Dehnungen an Strukturen eingesetzt werden. Die am häufigsten verwendeten Materialien sind Bariumtitanat und Bleizirkoniumtitanat (PZT). Das Verhalten dieser Materialien entspricht dem bei piezoelektrischen Beschleunigungsaufnehmern.

Tabelle 2.13: Eigenschaften und Kennwerte von piezokeramischen Sensoren [23]

Kenngröße	Piezokeramik
Frequenzbereich	0.001 Hz - 100 MHz
Temperatureinsatzbereich	-40° bis 200°C
Vorteile	Sensitivität Keine Versorgungsspannung notwendig Großer Frequenzbereich
Nachteile	Keine statischen Messungen Keine Applizierung an gekrümmten Flächen Temperaturabhängigkeit

2.4.3 Auswahl eines Sensorsystems

Nachdem in den vorangegangenen Abschnitten diverse Sensorkonzepte vorgestellt wurden, zeigt dieses Kapitel eine Auswahl einer Aufnehmertechnologie anhand definierter Kriterien. Eine Übersicht über die Kriterien samt qualitativer Bewertung der Sensortechnologien ist in Tabelle 2.14 dargestellt. Da es sich bei dieser Arbeit um einen forschungsorientierten Ansatz handelt, wurde der in der Automobilindustrie maßgebende Kostenfaktor bewusst vernachlässigt. Weiterhin sind für die Bewertung die piezoelektrischen-, kapazitiven- und piezoresistiven Beschleunigungssensoren wegen der gemeinsamen Eigenschaften zusammengefasst.

Bis auf die Dehnungsmessstreifen weisen alle Sensortechnologien einen Frequenzbereich des menschlichen Gehörs auf⁹. Die piezoelektrischen Sensoren werden durch ein Hochpassverhalten charakterisiert. Somit können nur dynamische Änderungen ab einer spezifischen unteren Grenzfrequenz zu messbaren Ausgangssignalen führen. In [195] wird dieser Effekt aber als durchaus erwünscht beschrieben, da der Sensor auf diese Weise robust gegenüber Bauteilvorschädigungen ist. Ein weiterer Vorteil der piezoelektrischen Sensoren ist deren Unabhängigkeit von einer dauerhaften Energieversorgung. Diese passive Sensierung stellt einen entscheidenden Punkt für ein System dar, das im abgestellten Fahrzeugzustand seinen Einsatz findet. Nachteilig ist die Temperaturabhängigkeit der piezoelektrischen Sensortechnologie zu nennen, sodass gegebenenfalls eine Kompensationsmethode/-schaltung notwendig ist. Bis auf die FBG ist dieser Effekt, wenn auch nicht so stark, bei allen Aufnehmertechnologien zu beobachten. Im Bereich der faseroptischen Sensorik existieren spezielle FBGs, die eine temperaturunabhängige Messung ermöglichen [193]. Im Automotivbereich existieren zwei Anforderungen für einzuhaltende Temperaturbereiche. Der einfache automotiv Temperaturbereich¹⁰ wird

⁹16 Hz - 20 kHz

¹⁰-40°C - 85°C [166]

Tabelle 2.14: Qualitative Bewertung von Sensortechnologien zur Krafteinwirkungsdetektion
(Bewertung: - schlecht, 0 mittel, + gut)

	Beschleunigungs sensor	Piezokeramik	PVDF	MFC	DMS	Faseroptisch
Frequenzbereich	+	+	+	+	0	+
Energieaufnahme	-	+	+	+	-	-
Temperatureinfluss	0	-	-	-	0	+
Temperaturbereich	+	+	+	+	0	+
Applizierbarkeit	0	0	+	+	0	0
Robustheit	+	-	+	+	0	0

von allen Sensoren erfüllt. Der für diverse Bauräume (z.B. in der Nähe des Motors) vorgeschriebene erweiterte automotiv Temperaturbereich¹¹ wird von PVDF-Sensoren mit einer maximalen Temperatur von ca. 105°C nicht erreicht. Neben dem Temperaturbereich stellt die Applizierbarkeit eine weitere wichtige Anforderung dar. Hier zeigt sich der PVDF-Sensor als sehr gut geeignet, da dieser auf beliebig gekrümmte Flächen angebracht werden kann. Dies wird durch eine geringe Steifigkeit erreicht. Somit ist es möglich, den Sensor direkt an den Ort der Krafteinwirkung - der Fahrzeugaußenhaut - zu applizieren. Dieser Vorteil stellte auch bei [195] einen entscheidenden Punkt für die Auswahl dieser Sensortechnologie für ein Crashererkennungssystem dar. Abschließend ist in der Tabelle 2.14 zu sehen, dass die Beschleunigungs- und PVDF-Sensoren eine hohe Robustheit aufweisen [23]. Somit weisen diese Sensoren eine gute Überlastfähigkeit und gute Lebensdauer auf.

Bis auf den Nachteil der erhöhten Temperaturabhängigkeit zeigt der PVDF- und MFC-Sensor im direkten Vergleich das größte Potential für ein Überwachungssystem der Fahrzeugaußenhaut auf. Die Hauptvorteile dieser Sensortechnologien sind die passive Funktionsweise und die gute Applizierbarkeit für das vorliegende Problem. Da bereits in [195, 125] PVDF-Sensoren zur Detektion von Krafteinwirkungen an Fahrzeugen verwendet wurden, werden die PVDF-Sensoren an dieser Stelle den MFC-Sensoren vorgezogen. Da die Funktionsweise der beiden Aufnehmertechnologien ähnlich ist, sollten die in dieser Arbeit untersuchten Methoden auch auf MFC-Sensoren übertragbar sein. Im folgenden Kapitel wird zunächst eine detailliertere Einführung in den Aufbau und die Eigenschaften für den in dieser Arbeit verwendeten PVDF-Sensor gegeben.

¹¹-40°C - 125°C [5, 166]

2.4.4 Piezoelektrische Foliensensoren

Aus den Betrachtungen des vorangegangenen Kapitels haben sich die piezoelektrischen Foliensensoren PVDF als das am besten geeignete Sensormaterial herausgestellt. In den Voruntersuchungen aus [131, 139] hat sich der Sensor der *DT-Serie* der Firma *Measurement Specialties* (vgl. Datenblatt A.1) bewährt. Dieser Sensor zeichnet sich durch die dünne Bauform von ca. $200\mu\text{m}$ aus und kann daher sehr gut an den gewölbten Flächen der Fahrzeugaußenhaut angebracht werden. Weiterhin wurde in [131] eine sehr hohe Empfindlichkeit und eine sehr gute kraftschlüssige Applizierung mittels integrierter Klebefolie festgestellt. Die Form der Anbringung mit Klebstoff wurde gleichfalls in [71, S. 59] vorgeschlagen, da der Frequenzgang durch die dynamischen Eigenschaften der Befestigung am geringsten beeinflusst wird. Zum Verständnis der PVDF-Sensorik wird im Folgenden eine kurze Einführung in die Herstellung, den Aufbau und die Eigenschaften der Sensortechnologie gegeben.

2.4.4.1 Herstellung von PVDF Sensoren

Im Gegensatz zu piezoelektrischen Stoffen, wie Quarze oder Piezokeramiken, stellt die innere Struktur von PVDF kein reines Kristallgitter dar. PVDF ist ein lineares Fluorkohlenwasserstoff-Polymer¹² und ist in Abbildung 2.17 dargestellt. Um die piezoelektrischen Eigenschaften des PVDF zu erhalten, sind die folgenden prinzipiellen Herstellungsschritte notwendig [48].

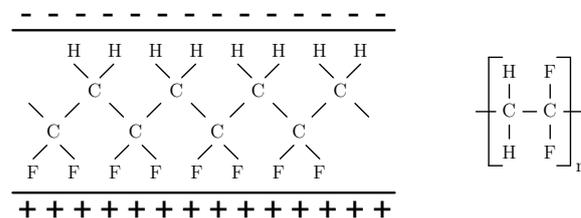


Abbildung 2.17: Chemischer Aufbau von PVDF

Herstellung des Polymers

Als Grundlage für PVDF dient das Monomer Vinylidenfluorid $\text{CH}_2 = \text{CF}_2$. Dessen Moleküle werden beim Polymerisieren¹³ in einer „Kopf-Fuß-Orientierung“ in ein lineares Fluorkohlenwasserstoff-Polymer mit der Wiederholungseinheit $\text{CH}_2 - \text{CF}_2$ angeordnet - das Polyvinylidenfluorid [48]. Das so entstandene partiell-kristalline Material hat einen Kristallinitätsgrad von ca. 50% [35]. Die komplexe Struktur verschiedener Kristallphasen, die in eine amorphe¹⁴ Umgebung eingebettet sind, stellt Abbildung 2.18 schematisch dar. Kristallite in PVDF können sogenannte α , β , γ und α_p Phasen besitzen [48]. Für das Zustandekommen des Piezoeffektes in PVDF ist die Polarisierung der β Phase verantwortlich [93, 20].

¹²Bei der Polymerisation werden einzelne Moleküle zu Makromolekülen (Polymere) verknüpft [123].

¹³Vorgang der Verknüpfung der Monomere [27]

¹⁴Als amorph wird eine Verbindung bezeichnet, wenn ihre Teilchen im festen Zustand ohne erkennbare Regelmäßigkeiten angeordnet sind [24].

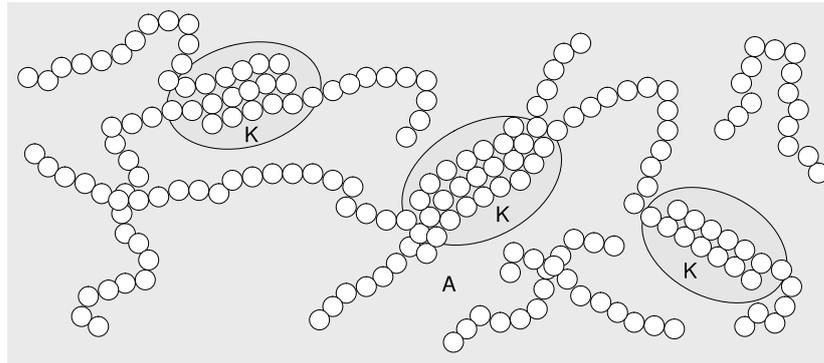


Abbildung 2.18: Schematische Darstellung der Teilkristallinität in PVDF: A - amorpher Bereich, K - kristalliner Bereich [139]

Extrusion und Streckung

Kühlt das kristallisierte PVDF aus der Schmelze ab, so entsteht die α -Modifikation. Die erstrebenswerte hoch polare β -Modifikation bildet sich hingegen aus der Schmelze durch Tempern - langzeitiges Erhitzen - unter hohem Druck. Weiterhin kann eine Umwandlung von einer α - in die β -Modifikation durch die Anwendung mechanischer Deformationsprozesse oder starke elektrische Felder herbeigeführt werden. Die Curie-Temperatur von PVDF, bei der die ursprüngliche Polarisierung des Materials verloren geht, liegt bei ca. 110°C . Durch Strecken unorientierter PVDF-Folien der α -Modifikation um ca. 100°C auf das Vierfache wird eine vollständige Umkristallisation in die β -Modifikation erreicht. Weiterhin richten sich die Kohlenstoff-Achsen in Reckrichtung aus [35]. Jede CF_2 Gruppe zeigt ein Dipolmoment auf, die in den amorphen Bereichen in alle Richtungen weisen. In der β -Modifikation hingegen sind die Dipole innerhalb eines Kristalliten in einer Kristallachse (β -Achse) angeordnet. Somit kompensieren sich die Dipolmomente in der α -Modifikation, während sie sich in der β -Modifikation konstruktiv addieren [173].

An dieser Stelle weisen die verstreckten β -Filme jedoch noch nicht vollständig ein piezoelektrisches Verhalten auf. Gemittelt über ein größeres Volumen sind die polaren Achsen der Mikrokristalle noch statistisch verteilt.

Elektrische Polarisierung

Eine abschließende globale und remanente Ausrichtung der Dipole wird durch eine Polarisierung mit einem starken elektrischen Feld (MV/m) erreicht. Hierbei werden die Dipole gedreht und an den PVDF-Folien bevorzugt in Richtung der Foliennormalen orientiert. Nach Abschalten des Feldes bleibt die Vorzugsrichtung der Dipole erhalten, sodass eine makroskopisch remanente Polarisierung zu sehen ist [35].

Metallische Beschichtung der Oberfläche

Während des Herstellungsprozesses werden die Oberflächen des PVDF-Films mit einer metallischen Beschichtung versehen, im Allgemeinen aufgedampft. Über diese Elektroden können

die vom Material generierten Ladungen abgenommen oder Ladungen aufgebracht werden [48]. Der Aufbau des so entstandenen Sensors ist in Abbildung 2.19 dargestellt.

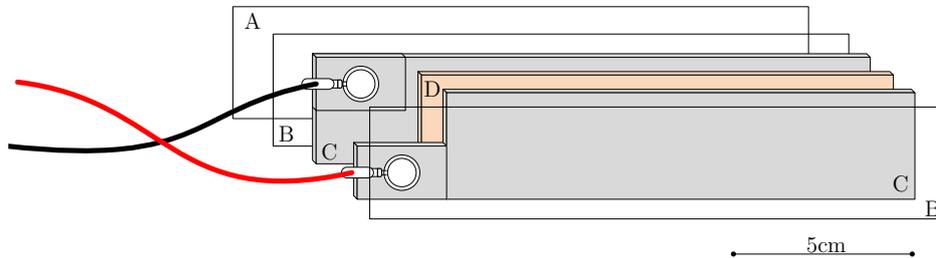


Abbildung 2.19: Aufbau PVDF - Sensor nach [122]: A-Kleber, B-Schutzbeschichtung, C-Metallisierung (Elektrode), D-Piezo-Film

2.4.4.2 Eigenschaften von PVDF Sensoren

Ein Modell zur Beschreibung der Piezo- und Pyroelektrizität¹⁵ wird in [35] nach *Broadhurst* vorgeschlagen und ist in Abbildung 2.20 dargestellt. Bei Kräfteinwirkungen sowie sinkender

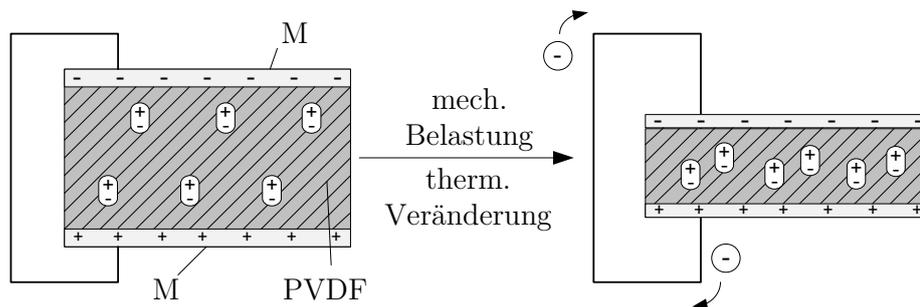


Abbildung 2.20: Erklärungsmodell des piezo- und pyroelektrischen Effektes von polarisierten PVDF-Folien nach *Broadhurst*- in Anlehnung an [35]: M - Metallisierung, PVDF - Polymer (Polyvinylidenfluorid) mit eingebetteten Dipolen

Temperatur verringert sich die Dicke der Folie, sodass die Metallelektroden näher an die Dipolladungen heranrücken. Dabei entsteht an den Elektroden ein Potentialunterschied, der sich im kurzgeschlossenen Zustand in einem Ladungsfluss ausgleicht [35].

Das elektromechanische Verhalten von PVDF ist vergleichbar mit dem von Piezokeramiken. Gleichung 2.15 beschreibt den Zusammenhang zwischen mechanischer Spannungsbeanspruchung und erzeugter elektrischer Ladung im isothermen¹⁶ Zustand. Gleichung 2.16 beschreibt den konträren Fall der Ausnutzung des Aktoreffekts. Weiterhin sind diese Gleichungen nur bei Kleinsignalverhalten zulässig, d.h. bei geringer mechanischer Belastung oder elektrischem Feld. Abweichend davon treten Nichtlinearitäten im Materialverhalten auf, die

¹⁵Effekte aufgrund von Temperaturveränderungen

¹⁶Bei konstanter Temperatur

durch die Gleichungen nicht in genügendem Maße approximiert werden [127].

$$D_m = d_{mi}\sigma_i + \epsilon_{ik}^{\sigma} E_k \quad (2.15)$$

$$\epsilon_i = s_{ij}^E \sigma_j + d_{mi} E_m \quad (2.16)$$

Wirkt eine Kraft auf den PVDF-Sensor, generiert ein mechanisches Spannungsfeld $\{\sigma\}$ aufgrund der Piezoelektrizität des Materials (piezoelektrische Ladungskonstante $\{d\}$) eine elektrische Flussdichte D . Da sich der Sensor elektrisch wie ein Kondensator verhält, kommt in Gleichung 2.15 der Einfluss eines elektrischen Feldes $\{E\}$ mit der Dielektrizitätszahl $\{\epsilon\}$ hinzu. Durch die stark anisotropen Eigenschaften der PVDF-Folien müssen die elektrischen und mechanischen Eigenschaften richtungsabhängig betrachtet werden. Daher erhalten die physikalischen Größen einen Index gemäß ihrer Wirkungsrichtung (Abbildung 2.21). Der erste Index benennt die Richtung, in der die Elektroden angebracht sind, und die Polarisationsrichtung die während der Herstellung festgelegte wurde. Bei den in dieser Arbeit verwendeten Folien ist der erste Index 3, da die Polarisation in Richtung der positiven Z-Richtung (Dicke) durchgeführt wurde. Der zweite Index stellt die betrachtete Koordinatenrichtung dar, in der eine mechanische Spannung oder Dehnung entsteht [157].

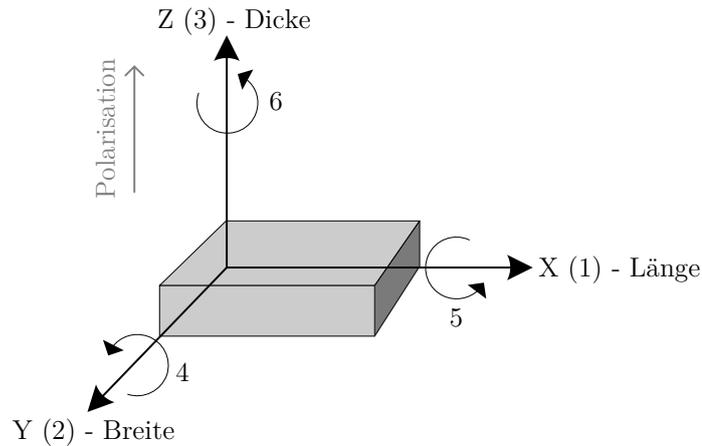


Abbildung 2.21: Richtungskonventionen: 1..3 - Richtung, 4..6 - Scherung

Wirkt kein elektrisch angelegtes Feld, ergibt sich die generierte Ladung auf der Oberfläche der PVDF-Folie nach Gleichung 2.17 [158].

$$q = \int \int [D_1 D_2 D_3] \begin{bmatrix} dA_1 \\ dA_2 \\ dA_3 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

Die Komponenten von $\{A\}$ stellen die Flächen der Elektroden in allen drei Raumrichtungen dar (yz -, xz - und xy -Ebene). Anhand Gleichung 2.17 ist zu sehen, dass die erzeugte Ladung

integrale Größen sind und von der Elektroden- bzw. Sensorfläche abhängen. Hieraus wird auch folgender in Abbildung 2.22 aufgezeigter Effekt deutlich. Werden in der Fahrzeugaußenhaut durch Kräfteinwirkungen Schwingungen erzwungen, wird der Foliensensor gedehnt bzw. gestaucht. Durch die elektromechanischen Wandlereigenschaften wird diese Dehnung in eine proportionale Ladungsverschiebung im Sensor umgeformt. Verformt eine äußere Kräfteinwirkung den Sensor mit dem Dehnungsverlauf in Abbildung 2.22, so kompensieren sich die generierten Ladungen über die Fläche der Elektroden. In diesem Fall ist die resultierende messbare Ladungsverschiebung *Null*. Dieser Effekt tritt immer dann auf, wenn die Länge des Sensors mit der Wellenlänge der Schwingung oder der Mittelpunkt der Sensorlänge mit einem Knotenpunkt der Schwingform übereinstimmt.

Mit der Folienkapazität C_{PVDF} des Sensors (Gleichung 2.18) kann die elektrische Spannung auf der Folienoberfläche nach Gleichung 2.19 mit der Spannungskonstante g_{3n} vereinfacht berechnet werden [157]. Dieses Ausgangssignal ist mit der im Material auftretenden mechanischen Spannung und über $\sigma = \frac{\vec{F}}{A} = \epsilon \vec{E}$ mit der einwirkenden Kraft auf eine Sensorfläche verknüpft.

$$C_{PVDF} = \epsilon_0 \epsilon_r \frac{A}{t} \quad (2.18)$$

$$U_0 = \frac{q}{C_{PVDF}} = \frac{A \sum_{n=1}^3 d_{3n} \sigma_n}{\epsilon_0 \epsilon_r \frac{A}{t}} = t \sum_{n=1}^3 \frac{d_{3n}}{\epsilon_0 \epsilon_r} \sigma_n = t \sum_{n=1}^3 g_{3n} \sigma_n \quad (2.19)$$

$$g_{3n} = \frac{d_{3n}}{\epsilon_0 \epsilon_r} \quad (2.20)$$

$$(2.21)$$

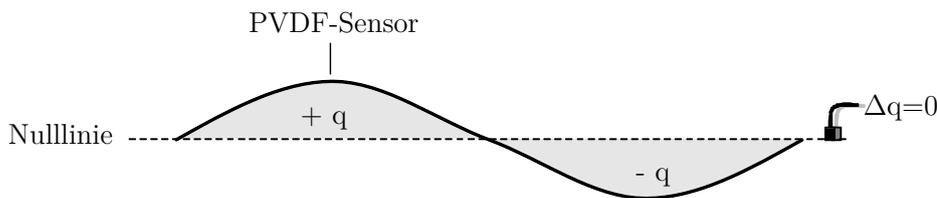


Abbildung 2.22: Prinzipdarstellung der generierten Ladung bei harmonischer Dehnungsverlauf mit Knotenpunkt im Sensormittelpunkt

Die Eigenschaften des piezoelektrischen Sensors sind von den mechanischen Umgebungsbedingungen und der nachgeschalteten Auswerteelektronik abhängig. Allgemeingültig zeigt der Sensor das Verhalten aus Abbildung 2.23. Die Übertragungsfunktion weist ein Hochpassverhalten bei niedrigen Frequenzen, ein quasistatisches Verhalten und Resonanzüberhöhungen in einem höheren Frequenzband auf. An dieser Übertragungsfunktion ist auch ersichtlich, weshalb eine statische Messung mit diesem Aufnehmer nicht möglich ist. Im quasistatischen

Bereich kann der Sensor nach Abbildung 2.24a oder 2.24b modelliert werden [90]

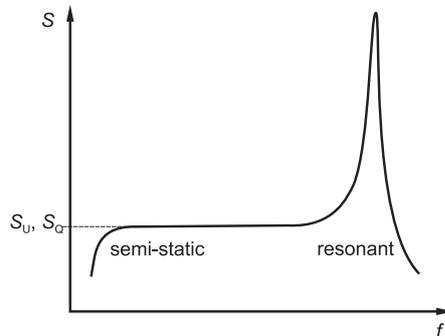


Abbildung 2.23: Übertragungskennlinie piezoelektrischer Sensor [90]

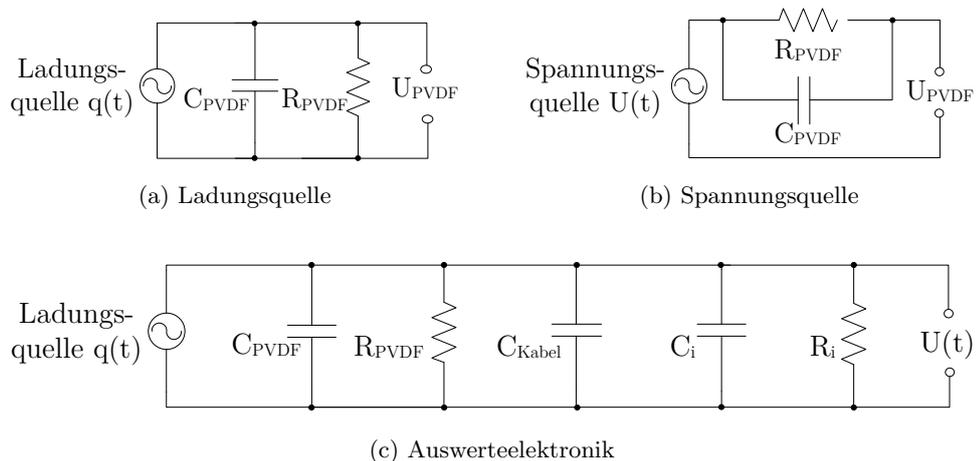


Abbildung 2.24: Ersatzschaltbilder Piezofoliensensor nach [164, 85, 112]

Dabei werden die genierten Ladungen infolge einer Krafteinwirkung über den Innenwiderstand mit der Zeitkonstante τ ausgeglichen. Da dieser im Bereich von $10^{12} \Omega$ liegt, wird er häufig vernachlässigt [31]. Die Kapazität ist nach Gleichung 2.18 über die Fläche, Dicke und der dielektrischen Konstanten des Sensors bestimmt. Mit dem Innenwiderstand und der Eingangskapazität der Auswerteelektronik (z.B. Oszilloskop) und den Kabelkapazitäten wird das Ersatzschaltbild vervollständigt (vgl. Abbildung 2.24). Die den Verlauf kennzeichnende untere Grenzfrequenz kann mit Hilfe der Zeitkonstante nach Gleichung 2.22 berechnet werden [164, 85, 112].

$$f_c = \frac{1}{2\pi \tau} \quad (2.22)$$

$$\tau = R \cdot C = (R_{PVDF} \parallel R_i) (C_{PVDF} \parallel C_{Kabel} \parallel C_i) \quad (2.23)$$

Zur Bestimmung der Resonanzfrequenz bzw. des Übertragungsverhaltens des PVDF-Sensors wurde in Kooperation mit der Firma *Smart Material GmbH* eine so genannte Impedanzspektroskopie durchgeführt. Dies ist eine zerstörungsfreie Methode zur Untersuchung der elektrischen Eigenschaften von Materialien. Grundsätzlich wird zwischen der potentiostatischen und galvanostatischen Methode unterschieden. Im ersten Fall wird ein Spannungssignal definierter Frequenz und Amplitude eingepreßt und die Stromantwort in Betrag und Phase gemessen. Bei der zweiten Methode wird das Stromsignal eingepreßt und die entsprechende Spannungsantwort gemessen. Die Darstellung der auf diese Weise berechneten Impedanz erfolgt im Nyquist- oder Bode-Diagramm. Dabei wird häufig das Ziel der Parameterbestimmung für ein Modell verfolgt [16, 149]. In dieser Arbeit wird dieses Verfahren zur Ermittlung von Resonanzstellen des Sensors verwendet. In Abbildung 2.25 ist Bode-Diagramm des verwendeten PVDF-Sensors sowie eines MFC-Sensors zum Vergleich dargestellt.

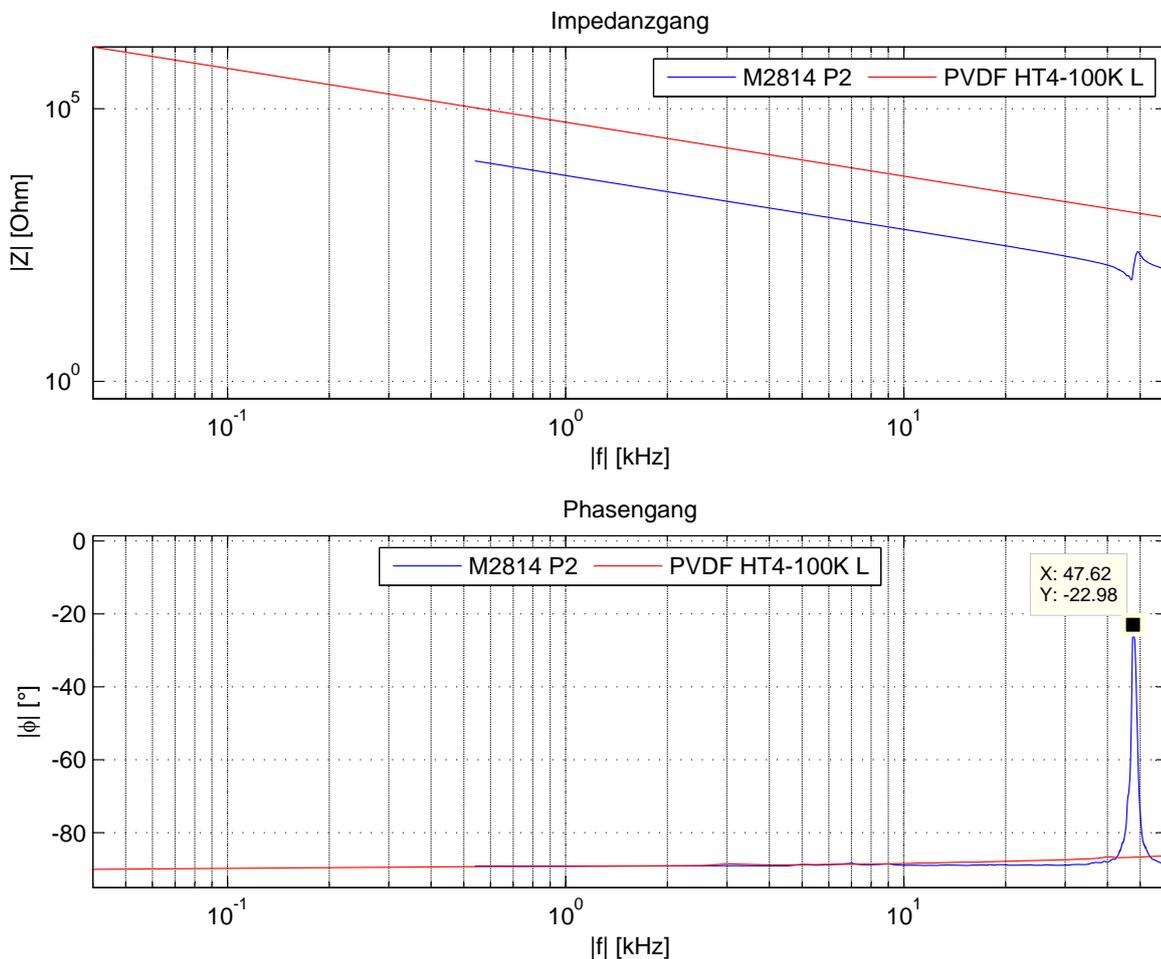


Abbildung 2.25: $\log(Z)$ und $\log(f)$: Bode-Diagramm des PVDF- und MFC-Sensors

Grundsätzlich ist die Kondensatorcharakteristik der beiden Sensoren zu erkennen, da einerseits eine durchgängige Phasenverschiebung von $\theta = -90^\circ (-\frac{\pi}{2})$ vorliegt, andererseits die Impedanz bei abnehmender Frequenz steigt. Weiterhin ist zu sehen, dass der untersuchte

PVDF-Sensor in dem untersuchten Frequenzbereich bis $f = 60 \text{ kHz}$ keine Resonanzstellen aufzeigt. Der Phasenverlauf beim MFC-Sensor weist hingegen bei $f = 47 \text{ kHz}$ einen Sprung auf, der auf eine Resonanzfrequenz schließen lässt. Schlussfolgernd daraus können beide Sensoren für die nachfolgenden Untersuchungen verwendet werden, da die Resonanzfrequenz über den betrachteten akustisch hörbaren Frequenzbereich liegt.

Neben der Erzeugung eines Ausgangssignals auf Grundlage von Krafterwirkungen sind PVDF-Sensoren sensitiv gegenüber Temperaturänderungen und infraroter Strahlung. Das pyroelektrische Verhalten von PVDF-Folien kann durch folgende Gleichung mit der pyroelektrischen Konstante p , der Temperaturänderung ΔT und der Fläche A charakterisiert werden:

$$Q = p_3 \Delta T A \quad (2.24)$$

$$U_{0T} = \frac{Q}{C_{\text{PVDF}}} = \frac{p_3 t \Delta T}{\epsilon_0 \epsilon_r} \quad (2.25)$$

Die von der PVDF-Folie auf Grundlage der Temperaturänderung erzeugte Ladung fließt über den Innenwiderstand sowie dem Widerstand der Messelektronik ab. Dies hat zur Folge, dass nach einer schnellen Temperaturänderung am Ausgang der Folie nur für sehr kurze Zeit eine elektrische Spannung generiert wird. Verändert sich die Temperatur an der PVDF-Folie langsam, wird keine oder eine nur sehr kleine Ausgangsspannung erzeugt [157]. Für ein System zur Überwachung von Krafterwirkungen auf ein Fahrzeug im abgestellten Zustand ist von einer ausreichend langsamen Temperaturveränderung auszugehen. Es wird an dieser Stelle davon ausgegangen, dass diese niederfrequente Änderung unterhalb der Grenzfrequenz liegt und somit zu keiner signifikanten Verfälschung des Ausgangssignals führt. Aus diesen Gründen werden in dieser Arbeit keine Untersuchungen zur Temperaturabhängigkeit durchgeführt.

3

Signalerzeugung und -detektion von Krafteinwirkungen

Die Abbildung 3.1 zeigt eine Übersicht zur weiteren Vorgehensweise. Nach der im vorangegangenen Kapitel dargestellten Auswahl der PVDF-Sensorik, gilt es zunächst die Frage nach dem genauen Anbringungsort zu klären. Auf Grundlage einer Modalanalyse wird im Folgenden eine Vorgehensweise zur Bestimmung der optimalen Sensorpositionen vorgeschlagen. Darauf aufbauend wird der komplette Versuchsaufbau von der Signalerzeugung bis hin

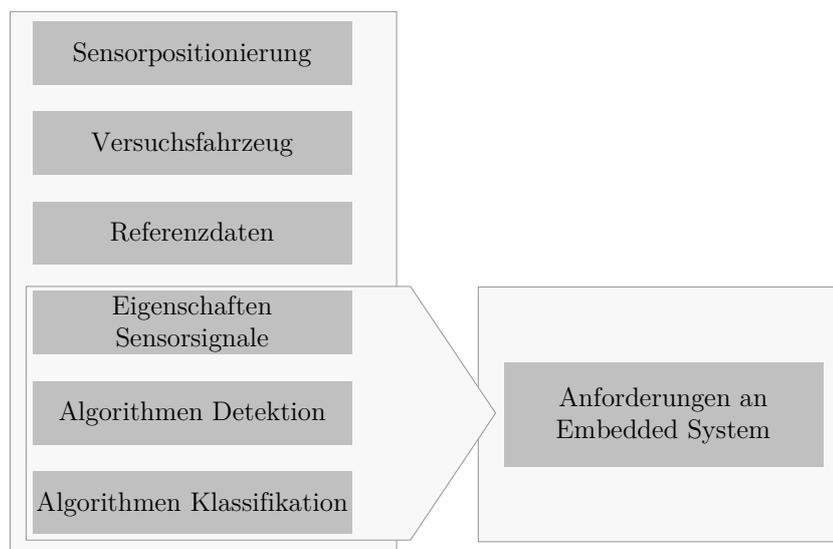


Abbildung 3.1: Übersicht der Vorgehensweise von der Signalerzeugung bis -verarbeitung

zur Signalverarbeitung vorgestellt. Mit diesem ist es möglich, reproduzierbare Referenzdaten dokumentiert aufzunehmen. Diese Datenbasis dient als Grundlage für alle weiteren theoretischen Untersuchungen. So wird eine Aussage über die effektive Bandbreite der Sensorsignale getroffen und es werden Untersuchungen und Ergebnisse zur Minimierung der Sensoranzahl vorgestellt. Als Vorstufe der Klassifikation werden vier verschiedene Detektionsalgorithmen konzipiert, evaluiert und abschließend bewertet. Dabei wird das Ziel verfolgt, eine Krafteinwirkung in den Sensorsignalen mittels signalverarbeitungstechnisch einfachen Berechnungen zur erkennen.

Im darauf folgenden Kapitel werden aus den Referenzdaten Merkmale extrahiert und auf relevante Merkmale reduziert. Mit diesen charakteristischen Merkmalen werden die aus Kapitel 2.3.2.1 vorgestellten Klassifikatoren angelern und deren Ergebnisse verglichen. Diese Ergebnisse resultieren direkt in den Anforderungen an ein prototypisches Embedded System zur Testung im Fahrzeugumfeld. So bestimmt die benötigte Sensoranzahl und die Bandbreite der Signale direkt die Auswahl eines geeigneten Tiefpassfilters und Analog Digital Converter (ADC). Die Detektions- und Klassifikationsverfahren hingegen bestimmen die Leistungsfähigkeit der Signalverarbeitungseinheit des Embedded Systems

3.1 Sensorpositionierung

Je nach Frequenz der durch die Krafteinwirkung angeregten Eigenschwingung eines Bauteils verschieben sich auch die Knotenpunkte, Wellenberge und -täler. Bereits in Kapitel 2.4.4.2 wurde erläutert, dass ein im Knotenpunkt mittig angebrachter PVDF-Sensor eine resultierende Ladungsverschiebung von Null aufweist. Somit ist diese Sensorposition als ungeeignet anzusehen. Im folgenden Kapitel wird deshalb das Vorgehen zur Ermittlung der optimalen Sensorpositionen dargestellt. Auf diese Weise kann sichergestellt werden, dass im betrachteten Schwingungsspektrum alle Eigenfrequenzen sensorisch detektiert werden können. Bei dem Vorgehen zur Sensorpositionierung identifiziert eine experimentelle Modalanalyse aus dem Signal der Kraftanregung und der Schwingungsantwort der Karosseriekomponenten das Strukturverhalten aller betrachteten Bauteile. Die betrachteten Bauteile sind: Türen, Kotflügel, Front- und Heckstoßstange, Dach, Motorhaube und Heckklappe.

3.1.1 Experimentelle Modalanalyse

Das allgemeine Ziel der in dieser Arbeit durchgeführten experimentellen Modalanalyse ist die Bestimmung der modalen strukturdynamischen Eigenschaften, Eigenfrequenzen, Dämpfungen und Eigenschwingformen, um das dynamische Verhalten einer Struktur zu beschreiben [129, S. 500]. Diese Parameter werden in der Praxis häufig genutzt um die reale Struktur auf ein idealisiertes mathematisches Modell für Simulationen zurückzuführen. In dieser Arbeit steht die Untersuchung des schwingungstechnischen Verhaltens für die Sensorpositionierung im Vordergrund. Voraussetzung für die Durchführung einer Modalanalyse ist, dass die Struktur ausreichend genau durch ein Linear time-invariant (linear zeitinvariant) (LTI)-System dargestellt werden kann. Bei einem linearen System führt eine Summe von beliebig vielen Eingangssignalen zu einer dazu proportionalen Summe von Ausgangssignalen. Folglich muss das Superpositionsprinzip gelten¹. Weiterhin muss die Struktur zeitlich invariantes Verhalten

¹Ein System reagiert auf die Anregung mit mehreren Eingangssignalen mit der Summe der Antworten, die jedes einzelne Eingangssignal hervorrufen würde [129, S.501]

aufweisen² und muss kausal³ und stabil⁴ sein [129, S.499ff]. Ein vollständiges Fahrzeug kann durch große Auslenkungen, zeitabhängige Dämpfungs- und Reibungseffekte und Hystereseeigenschaften des Materials ein nichtlineares Verhalten aufweisen, das den Voraussetzungen der Modalanalyse widerspricht [65, S. 23] [105, S. 236]. Allerdings kann die Modalanalyse bei Annahme eines linearen Strukturverhaltens näherungsweise auch für nichtlineare Strukturen durchgeführt werden [104, S. 349] [86]. Weiterhin wurde in vielfältiger Weise in der Literatur die Durchführung von Modalanalysen am Fahrzeug dargestellt [120].

Unter den genannten Voraussetzungen lässt sich das dynamische Verhalten einer zu untersuchenden Struktur durch folgende Bewegungsgleichung charakterisieren.

$$\underline{M} \ddot{\underline{x}} + \underline{D} \dot{\underline{x}} + \underline{K} \underline{x} = \underline{f} \quad (3.1)$$

Die reellen und zeitabhängigen Verschiebungen $x_k = x_k(t)$; $k = 1 \dots N$ von N verschiedenen Punkten auf der Struktur werden durch den Verschiebungsvektor \underline{x} repräsentiert. Die Vektoren $\dot{\underline{x}}$ und $\ddot{\underline{x}}$ enthalten die Geschwindigkeits- bzw. Beschleunigungsgrößen der Verschiebung. Der Kraftvektor \underline{f} charakterisiert die Kräfte, die an den N verschiedenen untersuchten Punkten der Struktur angreifen. Insbesondere stellt bei dem durchzuführenden Schwingungsversuch der Kraftvektor \underline{f} die Erregung und der Verschiebungsvektor \underline{x} die Schwingungsantwort der Struktur dar, sodass diese als Erregungs- bzw. Antwortvektor bezeichnet werden. Weiterhin enthält die Bewegungsgleichung die modalen Parameter $N \times N$ Massenmatrix \underline{M} , $N \times N$ Dämpfungsmatrix \underline{D} und $N \times N$ Steifigkeitsmatrix \underline{K} [102, 86]. Das Ziel der Modalanalyse ist es, diese Parameter zu bestimmen. Für weitere theoretische Grundlagen sei auf [86] verwiesen.

Für die Positionierung der Sensoren ist es nicht nötig, ein mathematisches Modell der zu untersuchenden Struktur zu erstellen. Hingegen sollen aus den Messergebnissen der Modalanalyse die Eigenfrequenzen und deren Eigenformen ermittelt werden. Hierfür ist die Messung des Erregungssignals und des Antwortsignals notwendig, um die Frequenzgänge zu berechnen.

3.1.2 Durchführung der experimentellen Modalanalyse

In Abbildung 3.2 ist dieser Messaufbau mit den einzelnen Elementen zur Krafteinleitung, Antwortmessung und Signalverarbeitung schematisch dargestellt. Das zu untersuchende Bauteil wird über einen Impulshammer mit einer Aluminiumspitze mit integriertem Beschleunigungsaufnehmer angeregt. Laut Datenblatt (vgl. [25]) kann damit ein Eingangsspektrum mit konstanter Amplitude bei der Bandbreite 10 Hz bis 10 kHz (f_{-3dB}) auf die Struktur aufgebracht werden. Neben dem Impulshammer existieren weitere Anregungsarten einer Struktur:

²Die dynamischen Eigenschaften sind über die Messung konstant [129, S. 502]

³Das Antwortsignal wird nur durch das Erregersignal hervorgerufen [129, S. 502]

⁴Das System ist stabil, sodass es nach der Erregung mit seiner Dämpfung abklingt [129, S.502]

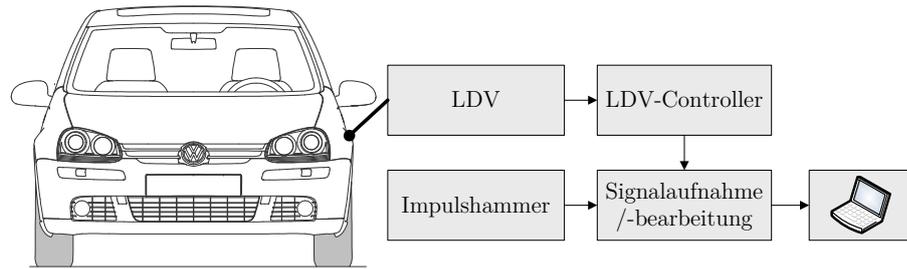


Abbildung 3.2: Schematische Darstellung der Messanordnung zur Aufnahme der Frequenzgänge der Fahrzeugkomponenten

elektrodynamisch, elektromagnetisch, elektrohydraulisch und akustisch [86]. Da der Impulshammer schnell und örtlich flexibel eingesetzt werden kann, ein breites Eingangsspektrum aufweist und die Struktur nach erfolgter Anregung frei ausschlagen kann, wurde diese Art der Strukturanregung gewählt. Das Antwortsignal des schwingenden Bauteils wird durch ein Laser-Doppler-Vibrometer (LDV) erfasst. Dieses berührungslose optische Messverfahren zeichnet sich durch eine hohe Empfindlichkeit und große Bandbreite aus [78]. Weiterhin beeinflusst das auf den Dopplereffekt beruhende Messsystem das Strukturverhalten nicht. Die Spezifikationen der verwendeten Geräte sind im Anhang A.1 dargestellt. Mit einer speziellen Folie werden Messpunkte auf die zu untersuchenden Strukturen aufgebracht, sodass der monochrome Laserstrahl des LDV an dieser Oberfläche ideal reflektiert. Das so entstandene und ausgemessene Messgitter stellt ein geometrisches Modell der Karosseriekomponenten dar. Aus den Erregungs- und Antwortsignalen kann theoretisch zwischen jedem der N Messpunkte ein Frequenzgang gebildet werden, sodass sich eine quadratische Matrix aus $N \times N$ Frequenzgängen bildet. Da diese Matrix symmetrisch ist, liefert die Erregung eines Punktes i und Messung der Antworten aller Messpunkte einschließlich Punkt i , die gleichen Ergebnisse wie die Erregung aller Punkte und die Messung der Schwingungsantwort am Punkt i [11]. Wird jedoch stets am gleichen Messpunkt angeregt, werden unter Umständen bestimmte Eigenfrequenzen nicht angeregt, da dieser Punkt an einem Knoten der Eigenform liegen kann. Aus diesem Grund werden zwei verschiedene Messpunkte gewählt, über drei Schläge angeregt und die Ergebnisse arithmetisch gemittelt. Die empirische Varianz⁵ enthält den Term $\frac{1}{n-1}$ [18, S. 184]. Folglich ist eine viel höhere Anzahl von Anregungen empfehlenswert, aber zeitlich nicht praktikabel [139].

3.1.3 Ergebnisse der experimentellen Modalanalyse

Entsprechend vorstehender Beschreibungen wurden die Experimente zur Modalanalyse durchgeführt. Aus den ermittelten Frequenzgängen werden die modalen Parameter Eigenfrequenz, modale Dämpfung und modale Masse ermittelt. Weiterhin werden folgende Parameter zur Überprüfung der ermittelten Eigenfrequenzen berechnet: Modal Participation Factor (MP),

⁵Ist ein Maß für die Streuung von Daten.

Modal Phase Collinearity (MPC), Mean Phase Deviation (MPD) und Mode Overcomplexity Value (MOV). Für eine detaillierte Beschreibung der Parameter sei auf [79, 139] verwiesen. Die Ausprägung und die Kombination der Parameter lässt einen Rückschluss darauf ziehen, welche von der Software *LMS Test.Lab* ermittelten Eigenfrequenzen gültige Eigenfrequenzen für das untersuchte Bauteil sind. Ein Auszug der in [139] ermittelten Eigenfrequenzen und der Frequenzgang ist in Abbildung 3.3 am Beispiel der Motorhaube dargestellt.

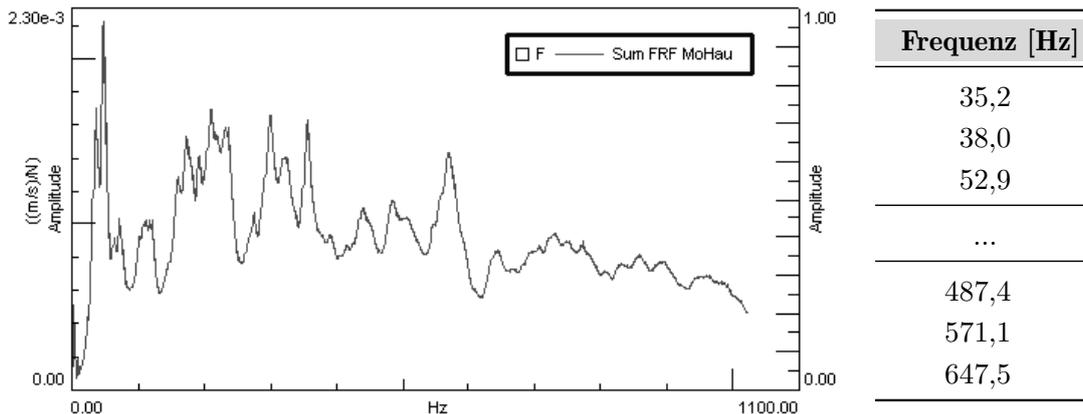


Abbildung 3.3: Frequenzgang und Eigenfrequenzen der Motorhaube

3.1.4 Optimale Sensorposition

Auf Grundlage der ermittelten Eigenfrequenzen und Eigenformen aus der experimentellen Modalanalyse ist es möglich, eine optimale Sensorpositionierung zu berechnen. Hierfür wird zunächst pro Bauteil ein Sensor vorgesehen, da eine größere Anzahl hinsichtlich des Einsatzes im automotiven Kontext nicht realistisch ist.

In Kapitel 2.4.4.2 Seite 44 wurde erläutert, dass ein ungünstig platzierter Sensor in einem Dehnungsknotenpunkt einer Eigenform ein Ausgangssignal von Null generiert. Da die Dehnung des Sensors durch die Krümmung der Struktur bedingt wird [48], ist eine optimale Sensorposition durch folgende Aspekte definiert:

1. Die zur Eigenfrequenz gehörende Eigenform weist eine hohe Krümmung in diesem Punkt auf.
2. Der Knotenpunkt des Krümmungsverlaufes einer Eigenform darf nicht im Sensormittelpunkt liegen.

In Abbildung 3.4a ist die zur Eigenfrequenz $35,2 \text{ Hz}$ zugehörige Eigenform am Beispiel der Motorhaube dargestellt. Die Amplituden der einzelnen Eigenformen für jeden einzelnen Messpunkt liegen als Vektoren innerhalb einer Matrix vor. Mittels der Formeln für die mittlere Krümmung nach [63, S. 379f], die in [94] verwendet werden, kann eine Berechnung des Krümmungswertes für jeden Messpunkt jeder Eigenform durchgeführt werden und ergibt

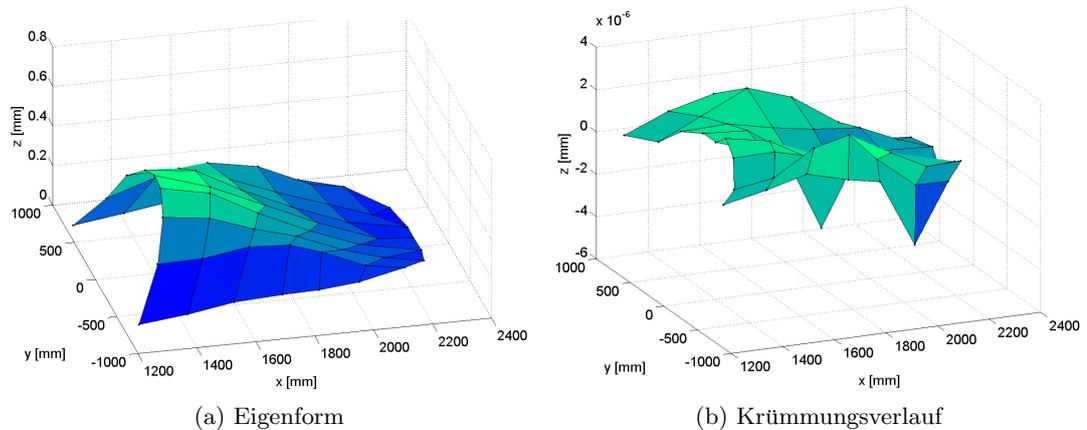


Abbildung 3.4: Eigenform und Krümmungsverlauf der Motorhaube bei der Eigenfrequenz 35,2 Hz

einen Krümmungsvektor für jede Eigenform, bestehend aus einem Krümmungswert für jeden Messpunkt. Der für Abbildung 3.4a resultierende Krümmungsverlauf für die Eigenform bei 35,2 Hz ist in Abbildung 3.4b dargestellt. Die Krümmungsvektoren aller identifizierten Eigenformen werden elementweise miteinander summiert. Der resultierende Spaltenvektor repräsentiert einen über alle Eigenformen globalen Krümmungswert für alle Messpunkte. Dieser Krümmungswert stellt gleichzeitig die Beobachtbarkeit des einzelnen Punktes für die Eigenfrequenzen dar. Nach anschließender Skalierung auf den Maximalwert des Vektors besitzt der optimale Messpunkt für die Applizierung eines Sensors den Beobachtungswert 1. Nachteilig an dieser Art der Berechnung ist der Fall, dass ein Punkt den höchsten Faktor erhalten kann, auch wenn ein Messpunkt den Krümmungswert Null aufweist. Wird der Sensor auf diesen Messpunkt appliziert, wird die Eigenfrequenz, die einen zugehörigen Krümmungswert von Null hat, durch den Sensor nicht detektiert. Im Hinblick auf die Auswertung von Krafteinwirkungen im Frequenzbereich kann aber genau diese Frequenz ein relevantes Merkmal für die Klassifizierung darstellen. Aus diesem Grund werden die Krümmungswerte nicht summiert, sondern elementweise multipliziert. Ein Krümmungswert von Null würde in diesem Fall zu einem Beobachtungswert von Null für den betrachteten Messpunkt führen. Der resultierende skalierte und sortierte Vektor stellt eine Rangfolge der Güte verschiedener Sensorposition dar. In Abbildung 3.6 sind exemplarisch die Ergebnisse der Sensorpositionsbewertung am Beispiel der Motorhaube vorgestellt.

Die auf die oben beschriebene Weise ermittelten Sensorpositionen für alle betrachteten Bauteile sind im Anhang A.2 dargestellt. Bei den Sensorpositionsergebnissen der Türen (vgl. A.2.3) fällt auf, dass grundsätzlich zwei Ausrichtungen des Foliensensors denkbar sind. Einmal könnte der Sensor analog Abbildung 3.7 horizontal (*Sensor H1*) oder vertikal (*Sensor V1*) angebracht werden. Verlaufen die Eigenformen nach der im linken Teil der Abbildung 3.7 dargestellten Weise, so ist der Sensor *V1* aufgrund seiner Streckungsrichtung bei der

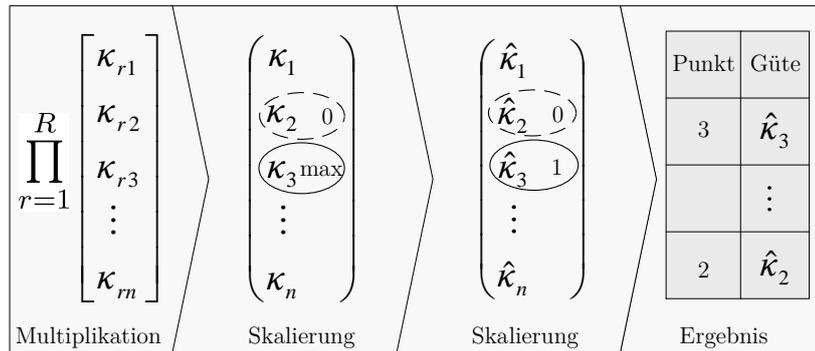


Abbildung 3.5: Schematische Darstellung des Algorithmus zur Bestimmung der Beobachtungswerte (Güte) anhand des Krümmungsverlaufes nach [139]

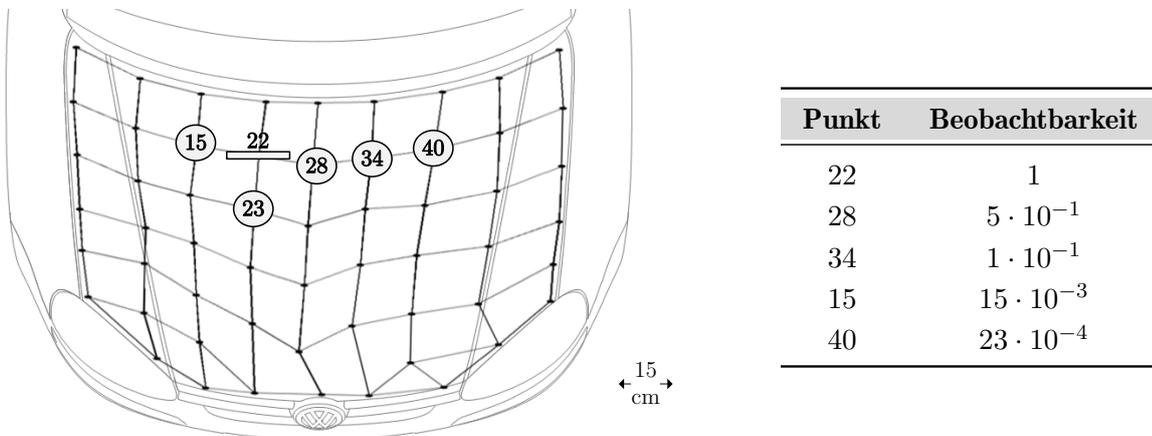


Abbildung 3.6: Sensorposition und Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Motorhaube

Herstellung (vgl. Datenblatt A.1) sensitiver als Sensor *H1*. Analog ist Sensor *H2* sensitiver für Eigenformen gemäß der rechten Abbildung. Untersuchungen haben ergeben, dass sich die Schwingungsrichtung bei höheren Eigenfrequenzen überlagert. Außerdem waren keine sichtbaren Unterschiede in den experimentell ermittelten Sensorsignalen von *H1* und *V1* zu beobachten.

3.1.5 Allgemeingültigkeit des Verfahrens

Um die Sensorpositionierung nach der beschriebenen Methode vornehmen zu können, muss eine aufwendige Modalanalyse durchgeführt werden. Dies setzt voraus, dass in der Systementwicklung für ein Fahrzeug erst ein Prototyp für Messungen zur Verfügung stehen muss. Eine rechnergestützte Auslegung in einer frühen Entwicklungsphase ließe sich mit der Finite-Elemente-Methode (FEM) durchführen. Bei dieser Methode wird der zu simulierende Körper in viele kleine geometrisch unterschiedliche Elemente unterteilt. Die Stetigkeitsbedingungen an den Begrenzungsflächen der Teilelemente führen auf ein lineares Gleichungssystem, dessen Lösung die Eigenschwingformen und Eigenfrequenzen der Struktur sind [196, S. 280]. Mit

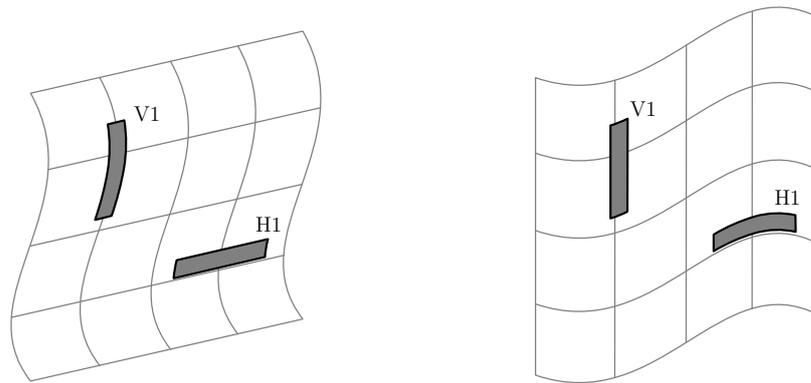


Abbildung 3.7: Prinzipielle Beanspruchung der PVDF-Foliensensoren bei unterschiedlicher Schwingungsrichtung

Hilfe der FEM ist es möglich, das Übertragungsverhalten zu modellieren und modal zu analysieren [132, S. 247ff]. Die in der Sensorpositionierung durchgeführte Krümmungsberechnung kann auf den so ermittelten Eigenfrequenzen und -formen durchgeführt werden. Nachteilig an dieser Methode ist, dass die Finite-Elemente-Methode nur einen Frequenzbereich bis ca. 200 Hz abdeckt. Bei Frequenzen oberhalb scheitert die Modellierung infolge der hohen modalen Dichte eines komplett ausgestatteten Fahrzeugs⁶. Eine Abhilfe könnte die sogenannte Statistische Energieanalyse (SAE) schaffen. Allerdings ist die Anwendung der SAE im Körperschallbereich noch Gegenstand von methodischen Untersuchungen und kann somit nicht als Standardmethode angesehen werden [196, S. 290].

Zusammenfassend bleibt festzuhalten, dass derzeit keine allgemeingültige rechnergestützte Berechnung der Eigenfrequenzen und -formen und damit der Sensorpositionen möglich ist. In weiterführenden Untersuchungen könnte allerdings die Eignung der FEM mit Eigenfrequenzen bis 200 Hz zur Positionierung untersucht werden. Diese Untersuchungen sind allerdings nicht Bestandteil dieser Arbeit und werden nur zur Vollständigkeit genannt.

3.2 Versuchsaufbau

In diesem Abschnitt wird der Versuchsaufbau vorgestellt. Dieser dient zur Aufnahme der Referenzdaten, anhand derer die nachfolgenden Untersuchungen durchgeführt werden. So wird das Ziel verfolgt, entsprechende Algorithmen zu entwickeln und daraus Anforderungen an ein Embedded System abzuleiten. Daher wird kein Augenmerk auf die Einhaltung automotiver Anforderungen gelegt. Vielmehr gilt es durch die Spezifikationen der einzelnen Komponenten sehr detaillierte Referenzdaten aufzuzeichnen, um eine fundierte Datenbasis für weiterführende Aussagen zu erstellen.

⁶Die modale Dichte repräsentiert die durchschnittliche Anzahl an Resonanzfrequenzen je Frequenzeinheit [70, S. 890]

Sensorapplizierung

Nach der im Kapitel 3.1.5 beschriebenen Vorgehensweise zur Ermittlung einer optimalen Sensorposition wurde für jedes der Fahrzeugteile Front- und Heckstoßstange, Kotflügel, Motorhaube, Dach, Heckklappe und Türen ein Foliensensor appliziert. Abbildung 3.8 zeigt exemplarisch für das Bauteil Motorhaube den an der Innenseite der Motorhaube applizierten Foliensensor. Zur Befestigung dient der an der Rückseite des Sensor integrierte automotivtaugliche Hochleistungs-Klebstoff-Film *VHBTM* der Firma *3M GmbH*. Das Lösen des ohne Lufteinschlüsse applizierten Sensors ist nur durch mechanische Zerstörung möglich.

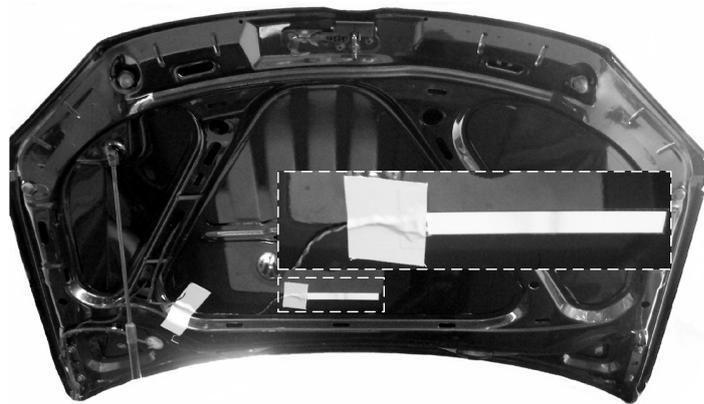


Abbildung 3.8: Applizierter Sensor an der Motorhaube

Verkabelung

Analog zur Abbildung 3.8 sind alle am Fahrzeug angebrachten Sensoren über ein ungeschirmtes verdrehtes Twisted-Pair-Kabel (vgl. [60, S. 39]) angeschlossen. In der Literatur hingegen wird häufig die Benutzung eines geschirmten koaxialen Kabels vorgeschlagen [164]. Die koaxiale Verkabelungstechnik hat vor allem bei Verwendung im Automobilbereich mehrere Nachteile. Neben den hohen Kosten sind das Gewicht, die Verwendung spezieller Befestigungsmaterialien, der Platzbedarf sowie die damit verbundene Einhaltung von Biegeradien ausschlaggebend [167]. Aus diesen Gründen ist diese Kabelart für den Anschluss der Sensoren im Fahrzeug nicht geeignet. Im Folgenden wird ein alternativer Messaufbau mit einer ungeschirmten Twisted-Pair-Verkabelung vorgestellt.

Messmethode

Neben der Verwendung von koaxialen Kabeln wird in der Literatur häufig die Benutzung von Ladungsverstärkern zur Signalaufbereitung angegeben [181, 158, 85, 195, 176]. Diese weisen folgende Vorteile auf [195, 176]:

- Verstärkung der piezoelektrischen Signale
- Parallelkapazitäten von Sensor und Verkabelung haben keinen Einfluss

- Anpassung der Schaltung an den Ausgangswiderstand des Sensors und Eingangswiderstand des AD-Wandlers
- Anpassung der Zeitkonstante τ möglich

Aus Gründen der notwendigen Stromversorgung ($\approx 100\text{ mW}$ [66]) und dem zusätzlichen Bauteil in der Messkette ist der Ladungsverstärker für die vorliegende Arbeit ungeeignet. Daher wird ein alternativer Ansatz ohne Ladungsverstärker vorgestellt, indem die piezoelektrischen Sensoren direkt mit der Auswerteeinheit ADC verbunden werden. Mit dieser Verschaltung gleicht sich der Ladungsunterschied an Elektroden des Sensors über den Innenwiderstand der Auswerteeinheit aus. Die resultierende Spannung bzw. der Stromfluss repräsentiert das zu digitalisierende Signal. Die direkte Messung eines PVDF-Signals ohne Ladungsverstärker wurde bereits in [181, 116] untersucht und angewendet. Eine besondere Betrachtung ist durch den hohen Ausgangswiderstand des PVDF-Sensors ($> 10^{12}\Omega$) nötig. Besitzt die Auswerteeinheit einen kleinen Eingangswiderstand im Gegensatz zum PVDF-Sensor, so würde der Sensor neben der einwirkenden Kraft maßgeblich durch die Auswerteeinheit belastet werden. Dieses Verhalten zeigt Abbildung 3.9, in dem sich der Ladungsunterschied bei konstanter Krafteinwirkung ausgleicht. Dies resultiert in einem sichtbaren Messfehler. Maßgeblich hierfür ist die Zeitkonstante τ , die nach Gleichung 3.2 berechnet werden kann.

$$\tau = R \cdot C = (R_{PVDF} \parallel R_i) (C_{PVDF} \parallel C_{Kabel} \parallel C_i) \quad (3.2)$$

Die Zeitkonstante beschreibt dabei die Zeit, bei der das Signal auf $1/e \approx 37\%$ exponentiell abgesunken ist. Je kleiner τ ist, umso schneller gleicht sich der Ladungsunterschied im PVDF-Sensor aus. Um keine signifikanten Messfehler zu erhalten, muss bei der Auswerteeinheit die Kombination aus Innenwiderstand und Auslesedauer berücksichtigt werden. Die Kapazität des verdrillten Kabels ist mit $C = 39\text{ pF/m}$ [60] im Vergleich zur Sensorkapazität von $C = 2,4\text{ nF}$ sehr klein. Weiterhin ist bei gleicher Kabelart und -länge von einem zeitinvarianten Verhalten auszugehen, sodass das zu messende Signal charakteristisch auf die einwirkende Kraft schließen lässt. Sind diese Anforderungen an das Auswertesystem gegeben, kann mit der nachfolgend dargestellten Messmethode des AD-Wandlers ein PVDF-Sensor auch ohne Ladungsverstärker für die Messung von Krafteinwirkungen verwendet werden.

Der applizierte Sensor generiert auf Grundlage einer Krafteinwirkung ein bipolares Signal, das über einen Widerstand in Form einer Spannung gemessen werden kann. Grundsätzlich existieren zwei verschiedene Möglichkeiten dieser Spannungsmessung, die massebezogene und die differentielle Messung [83]. Bei der massebezogenen Messmethode ist der PVDF-Sensor so zu beschalten, dass die dem Untergrund abgewandte Elektrode die Masseleitung darstellt. Somit ergibt sich folgende Komponentenreihenfolge: Metallische Karosserie - Klebeschicht - Schutzbeschichtung - Elektrode (Signalleitung) - Piezo-Film - Elektrode (Masse) - Schutzbeschichtung. Der Vertausch der Signal- und masseführenden Leitung würde dazu führen, dass die Kombination metallische Karosserie und dielektrischer Sensor mit Elektroden eine

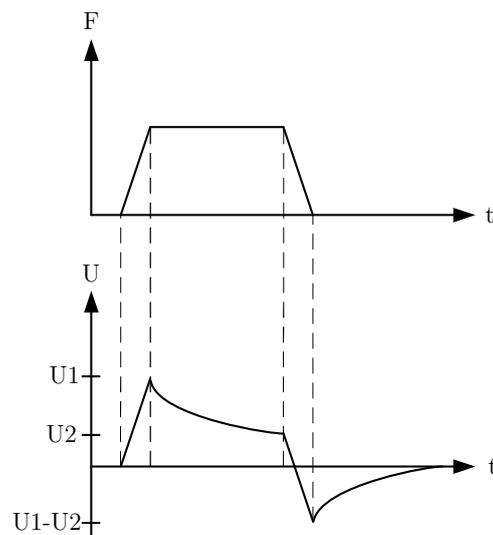


Abbildung 3.9: Zeitverlauf des PVDF-Signals bei Krafteinwirkung nach [164]

Antenne darstellen würde. Auf diese Weise ist mit elektromagnetischen Einkopplungen auf den Sensor über die Karosserie zu rechnen. Bei der differentiellen Messmethode hingegen wird auf beiden Adern der Twisted-Pair-Leitung das komplementäre Signal geführt. Über einen Komparator wird lediglich die Differenzspannung beider Signalleitungen und nicht der absolute Wert des Pegels ausgewertet. Da ein Störimpuls auf beide Signalleitungen gleichermaßen induziert wird, führt dies zu einer gleichsinnigen Änderung beider Signale (Gleichtakt). Im idealen Fall führt diese Gleichtaktaussteuerung zu keinem Nutzsignal. In der Realität auftretende Abweichungen werden durch die Gleichtaktunterdrückung⁷ beschrieben und stellen gleichzeitig den Vorteil der differentiellen Messmethode dar [177, S. 647]. In Abbildung 3.10 ist der Vergleich der in [131] durchgeführten massebezogenen und differentiellen Messmethode am Beispiel zweier Signale ohne einwirkende Kräfte dargestellt. Dabei ist zu sehen, dass die Rauschamplitude bei der differentiellen Messmethode deutlich geringer ist. Anhand der Abbildung ist die bessere Störresistenz der differentiellen Messmethode gegenüber der massebezogenen Methode ersichtlich. Aus diesen Gründen wurde in dieser Arbeit die differentielle Messmethode mit verdrehter Verkabelung verwendet. Diese Kombination wurde bereits in [181, 131, 139] als positiv bewertet.

Messkette

In Abbildung 3.11 ist der Versuchsaufbau schematisch dargestellt. Zur Vermeidung von Aliasing werden die analogen Sensorsignale zunächst von einem 8. Ordnung Bessel-Filter (vgl. Spezifikationen A.5) auf eine obere Grenzfrequenz von $f_{-3dB} = 4\text{kHz}$ bandbegrenzt. Der Frequenzgang des Filters ist in 3.12 abgebildet. Die bipolaren Signale werden nach differentieller

⁷Gibt das Verhältnis zwischen Differenz- und Gleichtaktverstärkung an [76, S. 178]

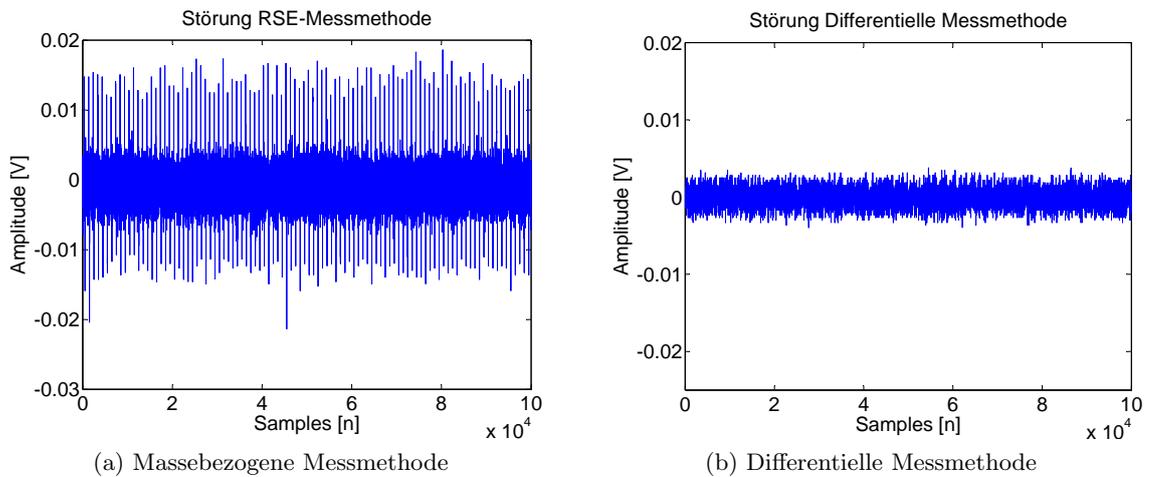


Abbildung 3.10: Vergleich der Messmethoden nach [131]

Messmethode mit einer Abtastrate von $f_s = 30 \text{ kHz}$ von einer Messkarte (vgl. Spezifikationen A.6) in 12 Bit quantisierte Daten digitalisiert. Die Parametrierung der Messkarte sowie die Speicherung und Dokumentation der Referenzdaten erfolgt in Matlab[®]. Da die Bauteile Front- und Heckstoßstange ein erhöhtes sensibles Verhalten aufweisen, wurde ein vierfacher Spannungsteiler vor der Tiefpassfilterung integriert. Somit wird sichergestellt, dass der Spannungsbereich von $\pm 10 \text{ V}$ der nachfolgenden Hardware eingehalten wird.

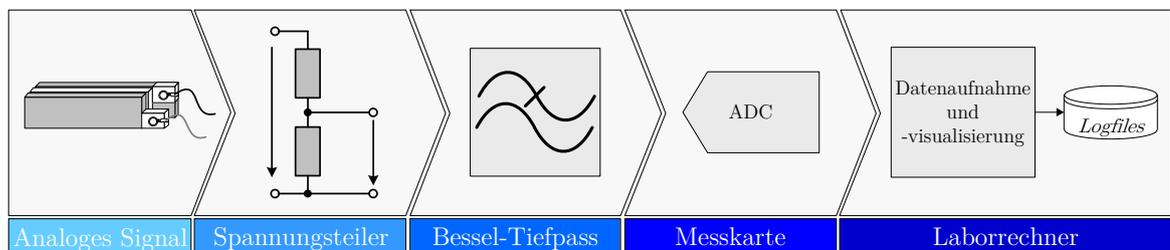


Abbildung 3.11: Schematischer Aufbau der Messkette

Mit Hilfe des Ersatzschaltbildes aus Abbildung 2.24, den Spezifikationen des Sensors, des Tiefpassfilters und der Messkarte aus Anhang A.1 lässt sich die Zeitkonstante nach Gleichung 3.3 berechnen. Entscheidend für die Entladung des piezoelektrischen Sensors durch die Auswerteeinheit ist die Zeitdauer der Abtastung. Im Datenblatt der Messkarte sind hierfür keine Werte angegeben. Bei der gewählten Abtastrate der über einen Multiplexer vom AD-Wandler digitalisierten dreizehn Kanäle ist jedoch von einer maximalen Zeit $t = 2,5 \mu\text{s}$ auszugehen. Somit wird der Sensor bei einer Zeitkonstante von $\tau = 24,9 \text{ ms}$ infolge der Abtastung um maximal 0,01% entladen. Dieser Messfehler ist als vernachlässigbar klein anzusehen. Weiterhin lässt sich aus der Zeitkonstante gleichzeitig die untere Grenzfrequenz des Sensorsystems ermitteln (vgl. Gleichung 3.4).

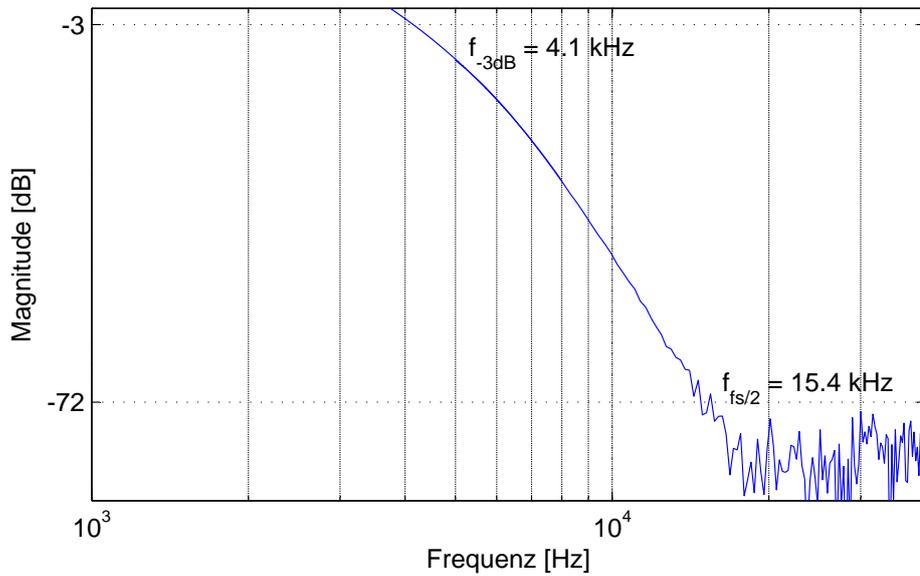


Abbildung 3.12: Frequenzgang des 8. Ordnung Bessel-Filters

$$\tau = R \cdot C = (R_{PVDF} \parallel R_{TP} \parallel R_{ADC}) (C_{PVDF} \parallel C_{Kabel} \parallel C_{TP} \parallel C_{ADC}) = 24,9 \text{ ms} \quad (3.3)$$

$$f_u = \frac{1}{2\pi \tau} = 6,37 \text{ Hz} \quad (3.4)$$

3.3 Referenzdaten



Abbildung 3.13: Teilschritt der Mustererkennung - Datenerfassung

Die Grundlage einer überwachten Klassifikation stellen die Trainings- und Testdaten dar. Hierbei ist darauf zu achten, dass die Daten im hinreichenden Maß die zu untersuchenden Phänomene abbilden. Dies bedeutet, dass eine hohe Variabilität bei gleichzeitiger Generalisierbarkeit gewährleistet sein muss. In Abbildung 3.14 ist eine Auswahl möglicher Einflussgrößen für Kräfteinwirkungen auf die Fahrzeugaußenhaut dargestellt. Dabei kann eine Unterteilung in Umweltparameter und Einwirkungen auf Grundlage von Parkkollisionen und

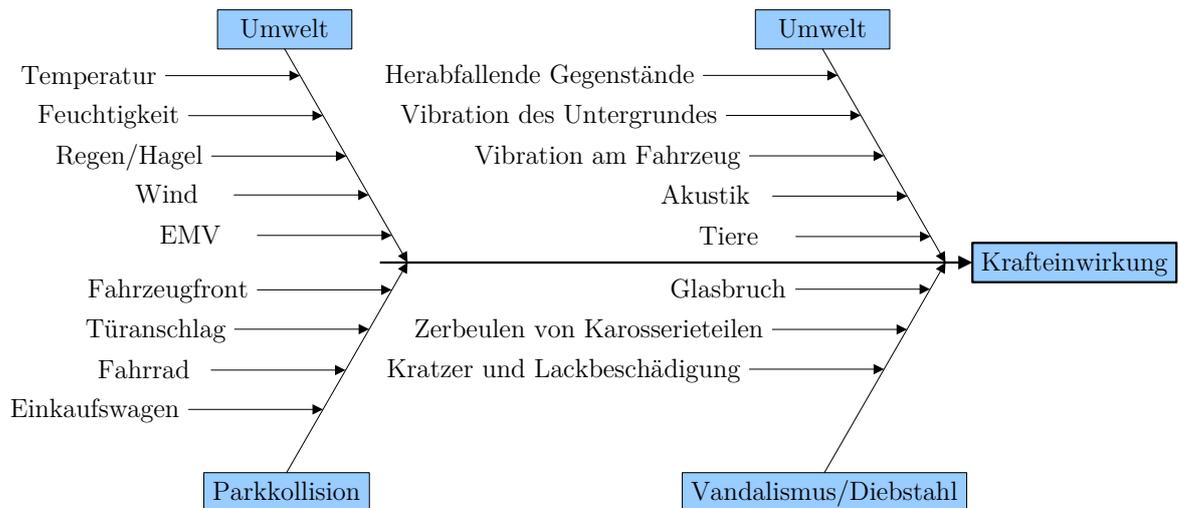


Abbildung 3.14: Ursache-Wirkungs Diagramm für Kräfteinwirkungen auf die Fahrzeuaußenhaut

Vandalismus vorgenommen werden. Bis auf die Einflussparameter Elektromagnetische Verträglichkeit (EMV) und Kräfteinwirkungen durch Tiere wurde eine Nachbildung/Erzeugung aller Einflussfaktoren aus Abbildung 3.14 realisiert und als Trainingsdatum mit Klasseneinteilung dokumentiert. Die Länge eines Trainingsdatensatzes wurde dabei auf Basis empirischer Versuche auf zwei Sekunden festgelegt. Eine Variabilität wurde durch die Unterteilung des Ereignisses in drei Intensitätsstufen sichergestellt. Um das Szenario Parkrempler so gut wie möglich nachzubilden, wurden genormte Versuche mit einem Bumperpendel durchgeführt. Dieser eigentlich zur Testung von Stoßstangen verwendete Versuchsaufbau ermöglicht eine durch die EU-Norm ECE-R42 festgelegte Erzeugung von elastischen und plastischen Verformungen an den Stoßstangen und Türen. Der Vorteil dieser Methode liegt in einer hohen Wiederholgenauigkeit und in der Variabilität durch Auslenkwinkel und Gewicht des Pendels. Auf diese Weise können diverse Fahrzeugtypen und Geschwindigkeiten der Kollision realisiert werden. Die identischen Kräfteinwirkungsarten werden auch durch Einkaufswagen hervorgerufen. Über eine variable Beladung und Anrollgeschwindigkeit wurden sowohl elastische und plastische Schäden als auch Kratzer dokumentiert. Letztere wurden zusätzlich über spitze Gegenstände (z.B. Schlüssel, Schraubenzieher) manuell hervorgerufen, da der in [131] vorgestellte Modellaufbau zur wiederholbaren Erzeugung dieser Schadensart die Realität nicht im genügenden Maß nachbilden konnte. Neben vandalistischen Einwirkungen mit harten Gegenständen (z.B. Hammer) wurden Einbrüche durch das Zerschlagen der Fensterscheiben mit einem Nothammer realisiert.

Im Gegensatz zu diesen relevanten Ereignissen wurden mittels einer Regensimulationsanlage verschiedene Intensitätsstufen von Sprüh- bis Monsunregen reproduzierbar aufgenommen.

Komplettiert werden die irrelevanten Ereignisse durch Windstöße auf Grundlage vorbeifahrender Fahrzeuge und realer Windbedingungen sowie Erschütterungen des Untergrundes.

3.3.1 Trainingsdatenmenge

Die Anzahl der aufgenommen und zur Klassifikation verwendeten Trainingsdaten hat einen direkten Einfluss auf die Klassifikationsgüte [51]. Ist die Trainingsdatenanzahl zu gering, so kann die Untersuchung unzuverlässige Ergebnisse liefern. Wenn die Anzahl hingegen zu groß ist, werden ohne eine maßgebliche messbare Steigerung der Ergebnisgüte unnötig Kosten und Ressourcen aufgebracht [82]. Aus diesem Grund besteht das Ziel darin, eine Abschätzung einer optimalen Trainingsmenge im Vorfeld vorzunehmen. Hierfür kann allerdings keine allgemeingültige Aussage getroffen werden, da für jede Untersuchung und jeden Klassifikator eine andere Trainingsdatenmenge das Optimum darstellt [51, 10]. Speziell für den in dieser Arbeit vorliegenden Fall sind noch keine Untersuchungen aus der Literatur bekannt. Daher gilt es im Folgenden eine Abschätzung der Trainingsdatenmenge aus drei verschiedenen in der Literatur bekannten Anforderungen vorzunehmen. Da diese Anforderungen teilweise sehr allgemeingültig und nicht auf das vorliegende Problem spezifiziert sind, kann die so ermittelte Trainingsdatenanzahl nur als Anhaltspunkt betrachtet werden.

In [148] wird die Trainingsdatenmenge in Abhängigkeit der Anzahl der für die Klassifikation verwendeten Merkmale berechnet. Ausgangspunkt ist, dass die Fehlerrate mit dem Verhältnis aus Trainingsdatenanzahl (N) und Merkmalsanzahl (L) steigt. Dabei wird ein Verhältnis von $N/L > 3$ als tolerabel angesehen. Für einen adäquaten Klassifikatorentwurf sollte jedoch ein Verhältnis von $N/L > 10$ verwendet werden. Analog wird in [194] ein Verhältnis von $N/L > 2, 3, 5$ anhand diverser Untersuchungen vorgeschlagen.

Weiterhin wird in [194, 41, 51] eine Trainingsdatenmenge von $N = 10 - 30$ pro Klasse angegeben. Ein alternativer Ansatz wird in [51, 10, 64] nach dem zentralen Grenzwertsatz⁸ vorgeschlagen. Grundlage ist die Annahme einer statistischen Normalverteilung der für die Klassifikation verwendeten Hauptmerkmale. Dabei wird die Menge an Daten ermittelt, die notwendig ist, um eine ausreichend genaue Verteilung eines Merkmals einer Klasse zu erreichen. Die übrigen Merkmale werden bei dieser Berechnung nicht betrachtet [51]. Unter dieser Annahme des zentralen Grenzwertsatzes ist die Berechnung der benötigten Trainingsmenge über folgende Gleichung definiert.

$$N = \left(\frac{Z \sigma}{h} \right)^2 \quad (3.5)$$

Dabei stellt σ die Standardabweichung des betrachteten Hauptmerkmals, Z der Z-Wert für ein gegebenes Konfidenzintervall (z.B. $Z = 1,96$ bei 95% Konfidenz) und h der halbe Fehler für dieses Konfidenzintervalls dar. Über diese Berechnungsformel kann die nötige Anzahl

⁸Der zentrale Grenzwertsatz besagt, dass eine Summe einer hinreichend großen Anzahl von unabhängigen Zufallsvariablen - in diesem Fall Merkmale - eine Verteilung besitzt, die durch eine Normalverteilung approximiert werden kann. Die Approximation ist umso genauer, je größer die Anzahl der Summanden ist [188, S. 221]

an Trainingsdaten ermittelt werden, sodass der Mittelwert des betrachteten Merkmals mit 95% Wahrscheinlichkeit ($Z = 1,96$) innerhalb von $h\%$ um den wahren Mittelwert mit σ liegt. Nachteilig an dieser Methode ist allerdings die Voraussetzung einer Normalverteilung der Hauptmerkmale, die im Vorfeld generell nicht bekannt ist. Zudem ist für die Berechnung zunächst ein Wert für die Standardabweichung nötig, der entweder über eine Schätzung oder eine erste Stichprobe ermittelt werden muss [10].

Eine Übersicht der aus diesen drei Anforderungen berechneten Trainingsdatensmengen ist in Tabelle 3.1 dargestellt. Für Anforderung 1 stellt die Anzahl der Hauptmerkmale eine variable Größe dar. Für eine Abschätzung wurden 20 bzw. 100 Hauptmerkmale für die Klassifikation angenommen. Anforderung 3 setzt eine Normalverteilung der Hauptmerkmale und deren Standardabweichung für die Berechnung der Trainingsdatensmenge voraus. Hierfür wurde eine Stichprobe der Standardabweichung für das Merkmal Zero Crossing Rate (Nulldurchgangsrate) (ZCR) und spektraler Schwerpunkt des Spektrums für eine Klasse beispielhaft berechnet. Diese beiden Merkmale werden häufig für eine Klassifikation verwendet [115, 178, 138] und werden daher zunächst für eine Abschätzung der Trainingsdatensgröße verwendet. Eine Auswahl, Beschreibung und die Identifizierung von relevanten Hauptmerkmalen auf Basis von Merkmalsreduzierungsverfahren erfolgt in Kapitel 4.

Tabelle 3.1: Übersicht der Anzahl der aufgenommenen Trainingsdaten und Abschätzung der benötigten Anzahl an Trainingsdaten

Anforderung	Trainingsmenge N	Bemerkung
1	$N = 60 - 200$	Verwendung von 20 Hauptmerkmalen
	$N = 300 - 1000$	Verwendung von 100 Hauptmerkmalen
2	$N = 40 - 120$	Anzahl der Klassen: 4
	$N = 30 - 90$	Anzahl der Klassen: 3
3	$N = 139$	$Z = 1,96, \sigma = 0,15^1, h = 2,5\%$
	$N = 1245$	$Z = 1,96, \sigma = 0,45^2, h = 2,5\%$
Krafteinwirkung		
Parkrempler	$N = 378$	
Glasbruch	$N = 20$	
Sonstige	$N = 1147$	
Irrelevantes Ereignis	$N = 2496$	
Schaden		
Elastische Verformung	$N = 1088$	
Plastische Verformung	$N = 212$	
Kratzer	$N = 225$	

Da diese Anforderungen nicht auf das vorliegende Klassifikationsproblem spezifiziert sind,

können die in der Tabelle ermittelten Datenmengen nur als ein Anhaltspunkt für die benötigte Anzahl an Trainingsdaten dienen. Weiterhin besitzen die Anforderungen 1 und 3 variable Größen, die je nach Ausprägung zu stark variierenden Ergebnissen führen.

Zusammenfassend lässt sich jedoch feststellen, dass, bis auf die Klasse Glasbrüche, die Datenmenge aller Klassen im Bereich der abgeschätzten Trainingsdatenanzahl liegt. Daraus resultierend können die im weiteren Verlauf dieser Arbeit dargestellten Ergebnisse für die Klasse Glasbrüche nur als eine grobe Abschätzung der „wahren“ Klassifikationsgüte angesehen werden. Die geringe Anzahl an Versuchsreihen liegt im hohen Aufwand und deren Kosten begründet und stellt zugleich die Grenzen der Machbarkeit dieser Arbeit dar.

3.3.2 Eigenschaften der Referenzdaten und des Sensorsystems

Im folgenden Kapitel werden Untersuchungen zu den Eigenschaften der aufgenommen Referenzdaten vorgestellt. Einerseits wird dabei die spektrale Bandbreite der Bauteile in Verbindung mit den applizierten Sensoren bestimmt, und andererseits werden die Daten auf eine mögliche Sensorredundanz hin untersucht.

3.3.2.1 Anforderung an die Bandbreite

Die spektrale Bandbreitenbestimmung verfolgt das Ziel, Aussagen über den zu betrachtenden bzw. notwendigen Frequenzbereich zu erhalten. Diese Ergebnisse stellen eine Grundlage für die Spezifikation der Signalverarbeitungskomponenten Tiefpassfilter, ADC und Embedded System dar.

Die Auswertung der Bandbreite basiert auf den Referenzdaten, die auf Grundlage des Tiefpassfilters eine obere Grenzfrequenz von $f_{-3dB} = 4kHz$ aufweisen. Zur Auswertung wurde das Merkmal *spektraler Roll-off* verwendet. Dieses gibt an, bis zu welcher Frequenz sich ein gewisser Prozentsatz (typ. $\alpha = 85\%$) der spektralen Energie aufsummieren [115, S. 6]. Um das Merkmal für eine Bandbreitenbestimmung zu verwenden, wurde $\alpha = 95\%$ gewählt. Abbildung 3.15 zeigt alle *spektralen Roll-off* Werte der Referenzdaten unterteilt nach Bauteilen in Form eines Boxplots. Der Boxplot zeigt somit für jedes Bauteil das Minimum, das untere Quantil (25%), den Median, das obere Quantil (75%), das Maximum und die Ausreißer der aufgetretenen Werte an.

Grundsätzlich ist ein breites Spektrum aller Bauteile im Bereich von wenigen Hertz bis zur oberen Grenzfrequenz zu sehen. An den Stoßstangen ist der Median deutlich höher, verglichen mit den anderen Bauteilen. Weiterhin ist die Spannbreite zwischen unteren und oberen Quantil ausgeprägter. Es ist davon auszugehen, dass an diesen beiden Bauteilen ein breiterer Frequenzbereich angeregt wird. Diese könnte durch das plastische Material sowie

¹Am Beispiel des Merkmals ZCR

²Am Beispiel des Merkmals zentraler Schwerpunkt des Spektrums

deren Beschaffenheit bezüglich der Reversibilität bei Parkremplern hervorgerufen werden. Aus den Betrachtungen der Abbildung ist von einer Reduzierung der oberen Grenzfrequenz abzusehen, da fast alle Bauteile einen maximalen *spektralen Roll-off* über $f = 3kHz$ besitzen.

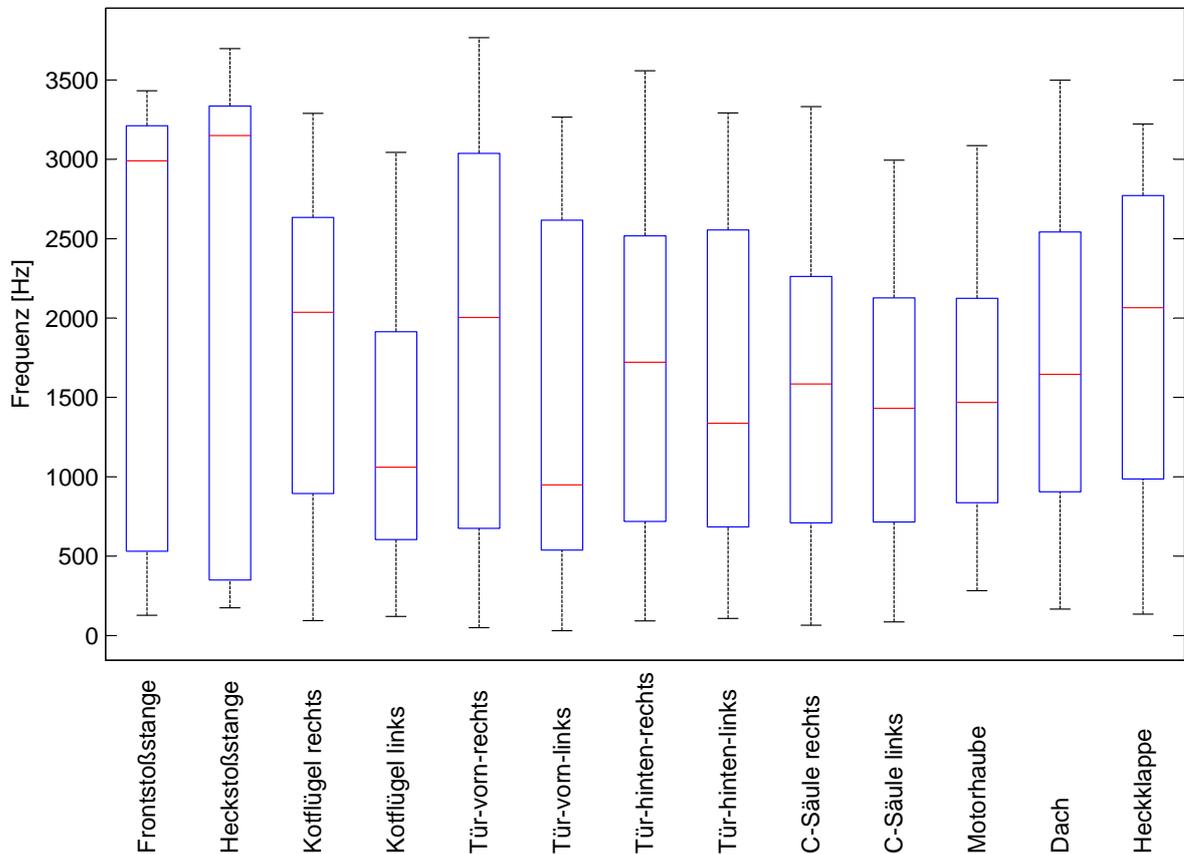


Abbildung 3.15: Verteilung des spektralen Roll-Off ($\alpha = 95\%$) über alle Bauteile auf Basis aller Referenzdaten

Dass diese Charakteristik aber stark von den irrelevanten Ereignissen beeinflusst wird, zeigt Abbildung 3.16, in der die Ergebnisse nur auf Basis relevanter Krafteinwirkungen ermittelt wurden. Anhand der Quantilausprägungen ist deutlich zu erkennen, dass ein viel schmaleres Frequenzband von Relevanz ist. Trotz einiger Ausreißer ist der durchschnittliche Median im Bereich um $f = 500Hz$ zu finden. Auch die maximalen *spektralen Roll-off* Werte sind niedriger. Weiterhin ist eine äquivalente Charakteristik gleicher Bauteile wie z.B. Türen, Kotflügel, Stoßstangen zu erkennen, sodass von einem ähnlichen Verhalten gleicher Bauteilgruppen ausgegangen werden kann. Gleichzeitig ist zu erkennen, dass die Ergebnisse zwischen den Baugruppen nicht übertragbar sind. Analog zu den vorherigen Betrachtungen ist erneut eine von den anderen Bauteilen abweichende Charakteristik der Stoßstangen zu sehen.

Zusammenfassend ist festzustellen, dass die Ergebnisse des *spektralen Roll-off* für alle Krafteinwirkungen keinen Hinweis für eine Absenkung der oberen Grenzfrequenz zeigen. Im Fall relevanter Krafteinwirkungen besteht jedoch ein Potential zur Reduzierung der Grenzfrequenz.

Allerdings zeigen die Ausreißer in der Abbildung 3.16, dass eine Reduzierung bei einigen Referenzdaten zu einem Informationsverlust führen würde. Gleicher Fakt gilt auch für den Fall von irrelevanten Kräfteinwirkungen, die nach den dargestellten Abbildungen einen breiteren und höheren Frequenzbereich als die relevanten Kräfteinwirkungen anregen. Vor einer Absenkung der Grenzfrequenz müsste überprüft werden, ob der so entstandene Informationsverlust zu einer fehlerhaften Klassifikation führen würde. Aus diesem Grund wird an dieser Stelle von einer Absenkung der Grenzfrequenz abgesehen und die Ergebnisse nur als Hinweis für weiterführende Untersuchungen angesehen.

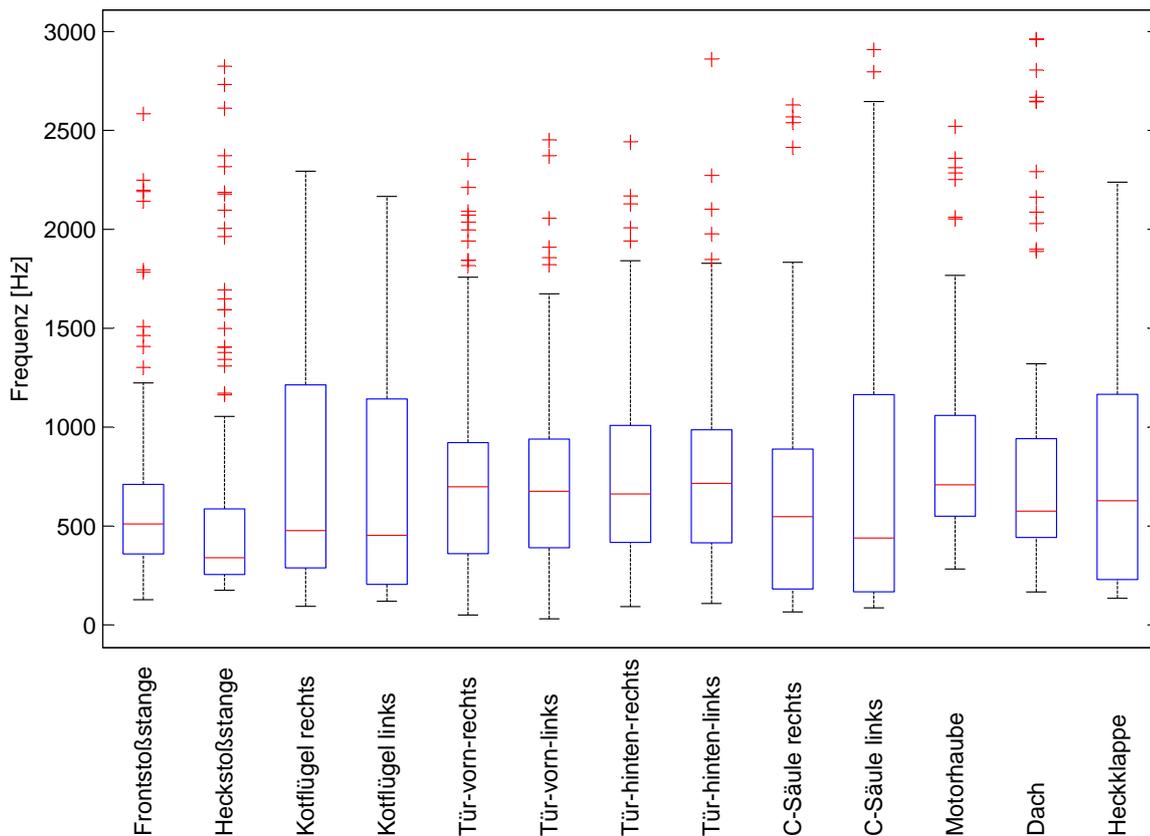


Abbildung 3.16: Verteilung des spektralen Roll-Off ($\alpha = 95\%$) über alle Bauteile auf Basis aller relevanten Kräfteinwirkungen

3.3.2.2 Sensorredundanz

Bei dem im Kapitel 3.2 vorgestellten Versuchsaufbau wurde für jedes betrachtete Bauteil ein Sensor appliziert. Ausgehend von dieser Maximalausprägung wird im Folgenden eine mögliche Redundanz von Sensoren untersucht. So kann es sein, dass Schwingungen durch Körperschall vom Bauteil der einwirkenden Kraft durch Koppellemente auf andere Bauteile übertragen werden. Wäre dies der Fall, können Sensoren Kräfteinwirkungen anderer Bauteile sensieren, was in einem reduzierten Hardware- und Signalverarbeitungsaufwand resultieren würde. Anhand dieser Vorüberlegungen zeigen die Abbildungen 3.17 bis 3.20 vier Untersuchungen

zur Bewertung einer möglichen Sensorredundanz. In Abbildungen 3.17 ist dabei die maximale Amplitude des krafteinwirkenden Sensors relativ zu allen anderen Sensoren gegenübergestellt. Gemittelt über alle Referenzdaten ergibt sich die matrixartige Übersicht aus Abbildung 3.17, die das relative Amplitudenverhältnis zwischen allen Sensoren darstellt. Es ist zu sehen, dass Krafteinwirkungen an der Frontstoßstange ein erhöhtes Amplitudenverhältnis von $0,40$ zum Kotflügel links und $0,37$ zum Kotflügel rechts aufweisen. Analog weist die C-Säule rechts ein erhöhtes Verhältnis von $0,29$ bei Krafteinwirkungen an der Heckstoßstange auf. Bei allen anderen Kombinationen tritt kein größeres Amplitudenverhältnis auf.

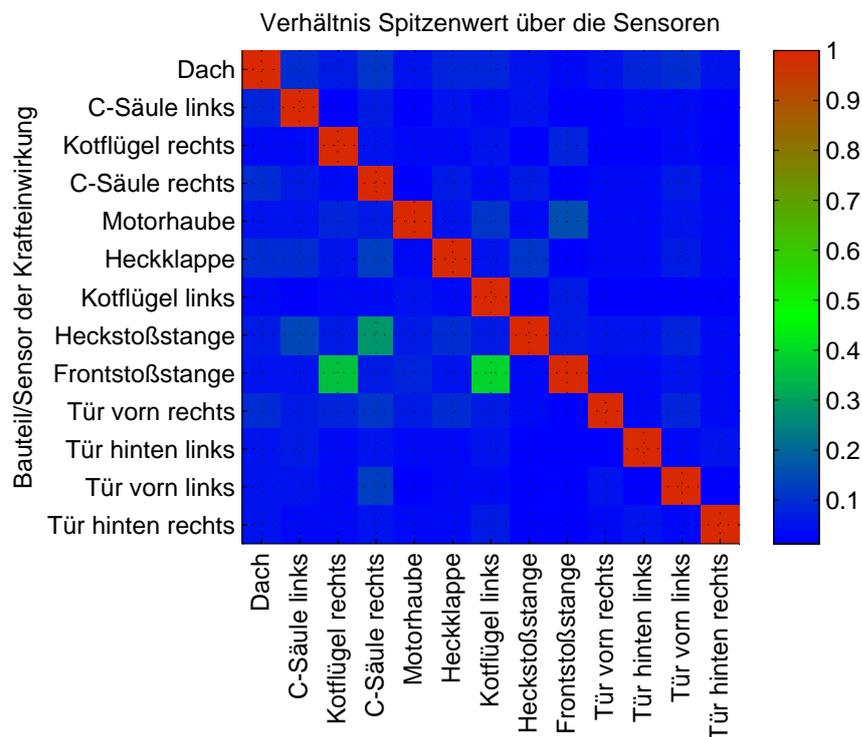


Abbildung 3.17: Sensorredundanz - Amplitudenverhältnis mit Spannungsteiler

Da diese Ergebnisse auf Grundlage des Versuchsaufbaus mit einem vierfachen Spannungsteiler an den Stoßfängern beruhen, sind in Abbildung 3.18 die Ergebnisse ohne Spannungsteiler dargestellt. Es ist festzustellen, dass die aus vorheriger Abbildung getroffenen Aussagen nicht zu übertragen sind. Dies liegt daran, dass die Amplituden der Frontstoßstange ohne Spannungsteiler gegenüber den Kotflügeln größer geworden sind. So kommt es zu einer Abnahme des Verhältnisses von $0,40$ auf $0,10$. Weiterhin ist zu sehen, dass nun Krafteinwirkungen an der Motorhaube ein relativ hohes Amplitudenverhältnis von $0,61$ und die Kotflügel von $0,30$ zu der Frontstoßstange aufweisen. Das Amplitudenverhältnis der Krafteinwirkungen an der Heckklappe und C-Säulen zur Heckstoßstange weist einen ähnlichen Wertebereich auf. Diese beiden Untersuchungen zeigen, dass grundsätzlich ein Potential zur Sensorreduzierung an der Motorhaube und Heckklappe besteht.

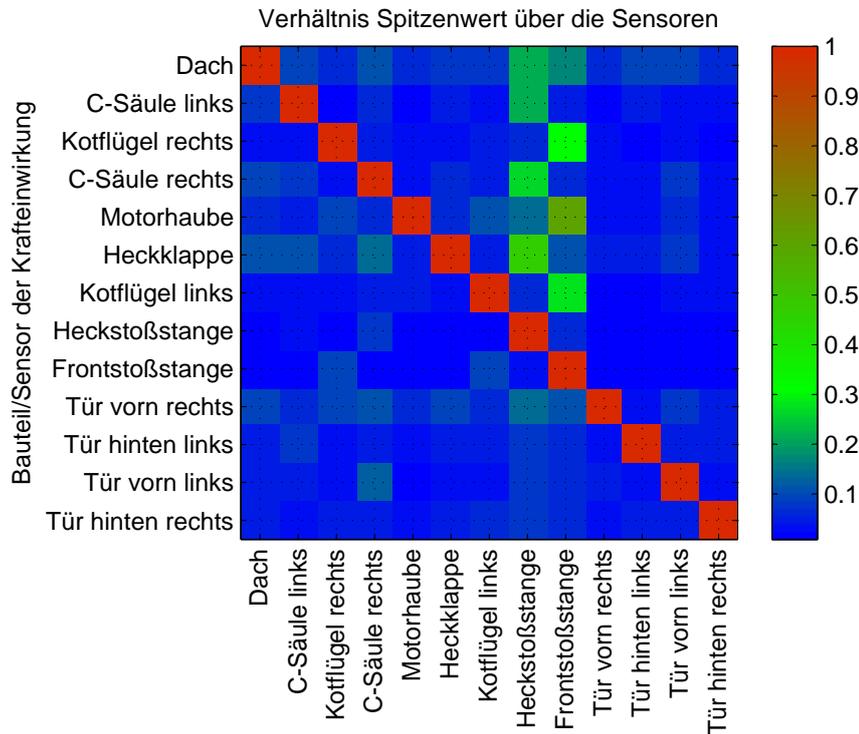


Abbildung 3.18: Sensorredundanz - Amplitudenverhältnis ohne Spannungsteiler

Für eine Klassifikation von Krafteinwirkungen ist allerdings davon auszugehen, dass nicht nur das Amplitudenverhältnis von Relevanz ist. Aus diesem Grund zeigt 3.19 den maximalen absoluten Kreuzkorrelationskoeffizienten R_{xy} für alle Sensorkombinationen der Referenzdaten. Der normierte Kreuzkorrelationskoeffizient gibt dabei den Grad der Ähnlichkeit zweier zeitverschobener reeller Signale an. Für $R_{xy} = 0$ sind die Signale nicht ähnlich, mit größer werdenden Koeffizienten steigt die Ähnlichkeit und bei $R_{xy} = 1$ sind die Signale vom Verlauf her gleich. Weiterhin definiert [68, S. 88] die Ähnlichkeit der Korrelationswerte wie folgt: $0 \leq R_{xy} < 0,2$ sehr gering, $0,2 \leq R_{xy} < 0,5$ gering, $0,5 \leq R_{xy} < 0,7$ mittel, $0,7 \leq R_{xy} < 0,9$ hoch, $0,9 \leq R_{xy} \leq 1$ sehr hoch. Dabei hat das Amplitudenverhältnis keinen Einfluss auf die Korrelation. Die Ergebnisse der Kreuzkorrelation zeigen ein ähnliches Verhalten zu den der Amplitudenverhältnisse. Abweichend von der Hauptdiagonalen ist der Korrelationswert durchschnittlich sehr gering. Lediglich die Kombination Frontstoßstange zu Kotflügel weist mit $R_{xy} \approx 0,3$ einen erhöhten Korrelationswert auf. Den höchsten Korrelationswert von $R_{xy} \approx 0,4$ weist die Kombination Heckstoßstange zu Heckklappe auf.

Als letztes Bewertungskriterium zeigt Abbildung 3.20 die Ergebnisse eines Wilcoxon-Tests. Dieser überprüft die zentrale Tendenz zweier Verteilungen auf signifikante Unterschiede. Unterschreitet der Test ein vorgegebenes Signifikanzniveau α , so kann mit einem Fehler von α von unterschiedlichen Verteilungen (genauer gesagt Medianen der Verteilung) der Signale ausgegangen werden.

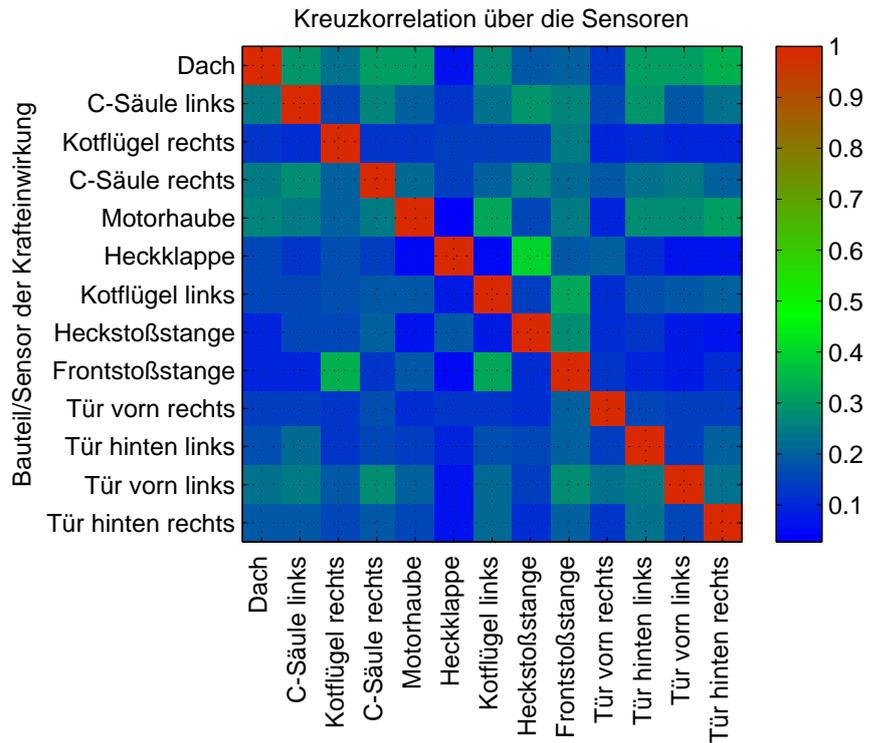


Abbildung 3.19: Sensorredundanz - Kreuzkorrelation

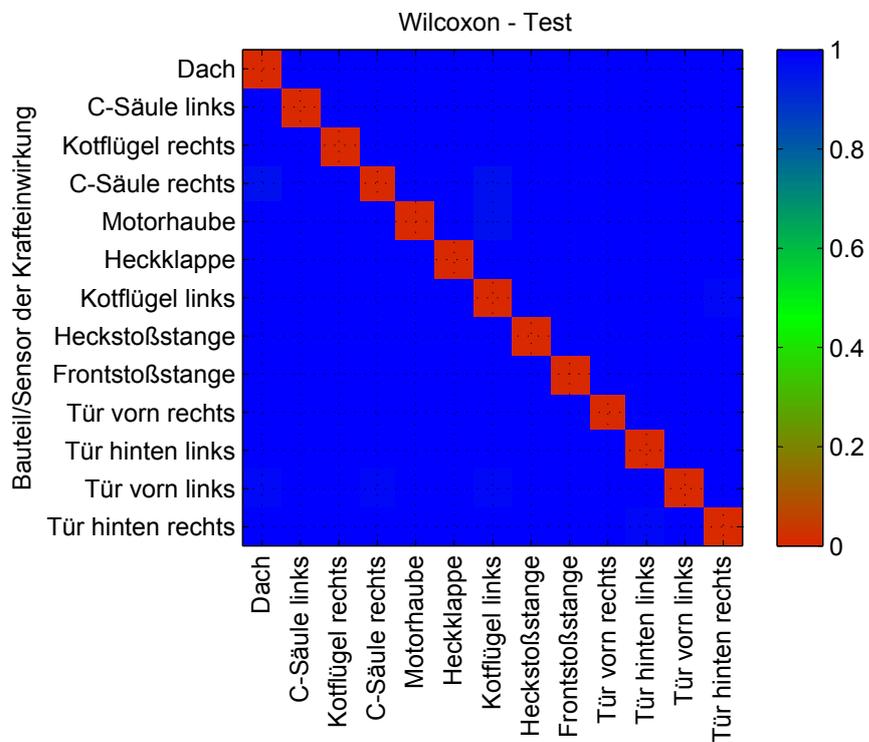


Abbildung 3.20: Sensorredundanz - Wilcoxon-Test

Die Ergebnisse aus der Abbildung basieren auf einem Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05 = 5\%$. Es ist zu sehen, dass dieser Test für alle Kombinationen die Nullhypothese einer gleichen Verteilung ablehnt. Die gleichen Ergebnisse zeigte der alternative Kolmogorov-Smirnow-Test. Somit sind sich die Signale nach diesem Bewertungsmaß nicht ähnlich.

Die Untersuchungen auf Ähnlichkeit der Sensorsignale auf Grundlage einer Krafteinwirkung haben gezeigt, dass kein statistisch fundierter Hinweis auf eine mögliche Sensorredundanz vorliegt. Lediglich bei den Kombinationen Frontstoßstange zu Kotflügel sowie Heckstoßstange zu C-Säulen sind geringe Übereinstimmungen festzustellen. Aber auch bei diesen Kombinationen sind die Amplitudenverhältnisse bzw. Korrelationswerte sehr klein gegenüber dem krafteinwirkenden Sensor. Auch der Mann-Whitney-U-Test schließt eine gleiche Verteilung aus. Die Untersuchungen zeigen, dass bei der Einsparung eines Sensors mit einer verminderten Detektionswahrscheinlichkeit der Krafteinwirkungen zu rechnen ist. Aus den genannten Gründen werden in dieser Arbeit alle Untersuchungen mit der Maximalkonfiguration von dreizehn Sensoren an den Bauteilen Türen, Kotflügel, Front- und Heckstoßstange, Dach, Motorhaube und Heckklappe durchgeführt.

3.4 Detektion der Krafteinwirkung

Die Detektion erkennt relevante Krafteinwirkungen in den piezoelektrischen Signalen. Sie stellt somit eine kontinuierliche Überwachung und Überprüfung der piezoelektrischen Signale auf charakteristische Merkmale von relevanten Ereignissen dar. Hierfür existieren verschiedene Möglichkeiten. Die naheliegendste Variante ist eine kontinuierliche Überprüfung durch einen Klassifikationsalgorithmus, der zu jeder Zeit eine Einteilung in die Klassen Parkrempler, Glasbruch, Sonstige oder irrelevantes Ereignis vornimmt. Diese *online*-Klassifikation hat den Nachteil, dass derartige Algorithmen meist sehr rechenintensiv und signalverarbeitungstechnisch aufwändig sind. Um alle dreizehn Sensoren zu überwachen ist es nötig, die Klassifikationshäufigkeit so gering wie möglich zu halten, idealerweise nur bei relevanten Ereignissen. Aus diesem Grund wird im Folgenden ein Ansatz vorgeschlagen, der ein Detektionsverfahren als Vorstufe zur Klassifikation beinhaltet. Dabei wird das Ziel verfolgt, die piezoelektrischen Signale ressourcenschonend binär zu klassifizieren, d.h. in die Klassen relevante und irrelevante Krafteinwirkungen einzuteilen. Im relevanten Fall kann daraufhin die aufwändigere Klassifikation in die oben genannten Klassen durchgeführt werden. In allen irrelevanten Fällen werden die Signale lediglich weiterhin kontinuierlich auf relevante Krafteinwirkungen hin überprüft. Diese schwellwertbasierte Detektionsmethode als Vorstufe der Klassifikation wird oft bei so genannten Spikedetektionsproblemen in der Neurowissenschaft angewendet. In [19, 140] werden Spikes auf Basis eines Schwellwertes detektiert um eine Datenreduktion zu erreichen und diese durch einen Klassifikationsalgorithmus zu sortieren. An einen derartigen Detektionsalgorithmus sind folgende Anforderungen gestellt:

- Hohe Sensitivität und Spezifität

- Geringe Falschpositiv- und Falschnegativrate
- Geringe Rechenzeit zur Verarbeitung aller Sensoren
- Geringe Rechenzeit zur zeitnahen Auslösung der Aktorik
- Geringe Ruhestromaufnahme

Die signalverarbeitungstechnisch einfachsten und am häufigsten verwendeten Verfahren hierfür stellen die schwellwertbasierten Vergleiche dar. Dabei wird zur Unterscheidung zwischen zwei Klassen lediglich ein definierter Schwellwert der Signalamplitude als Entscheidungskriterium verwendet. In den nachfolgenden Abschnitten werden zwei statische und zwei adaptive Schwellwertverfahren vorgestellt, parametrisiert und hinsichtlich einer geringen Fehlerrate verbessert. Abschließend wird anhand einer Evaluation ein Vergleich und eine Bewertung aller Verfahren vorgestellt.

3.4.1 Statischer Schwellwert - Unipolar

Das einfachste Verfahren stellt die unipolare statische Schwellwertdetektion dar. Hierbei wird ein relevantes Ereignis detektiert, sobald der absolute Betrag des piezoelektrischen Signals einen zu bestimmenden Schwellwert überschreitet. Statisch bedeutet in diesem Zusammenhang, dass ein konstanter Schwellwert zum Vergleich herangezogen wird. Auf Grundlage der Referenzdaten lassen sich die in Abbildung 3.21 dargestellten Fehlerkurvenverläufe erzeugen. Diese enthalten die Falschnegativrate (FNR) und Falschpositivrate (FPR) in Abhängigkeit des laufenden Schwellwertes τ im Bereich von $0\text{ V} \leq \tau \leq 10\text{ V}$. Die Falschnegativrate gibt einen Aufschluss über verpasste relevante Ereignisse und die Falschpositivrate über fälschlicherweise als relevante deklarierte irrelevante Ereignisse. Letztere ist somit ein Maß für die Auslösehäufigkeit des anschließenden Klassifikationsprozesses trotz irrelevanter Ereignisse.

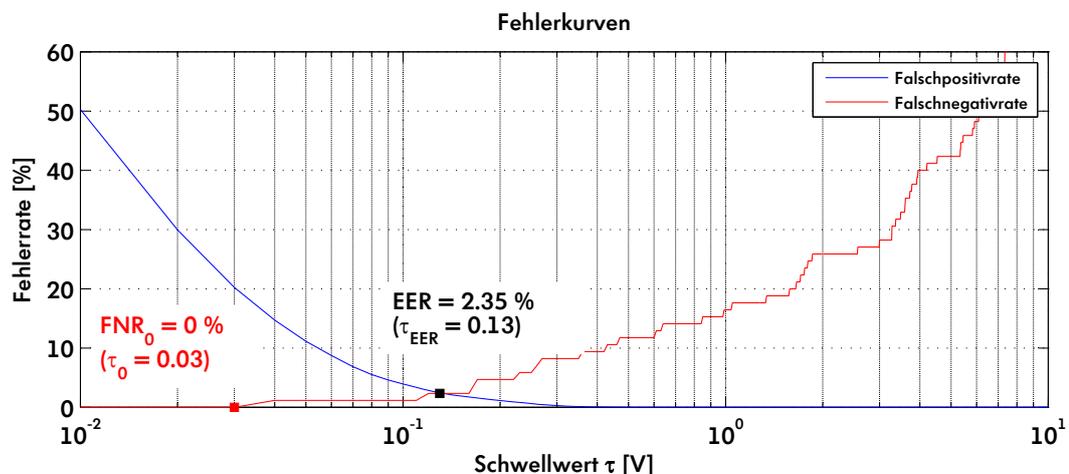


Abbildung 3.21: Verlauf der FNR und FPR über dem Schwellwert τ mit den Arbeitspunkten EER und $FNR = 0\%$ am Bauteil C-Säule Fahrerseite

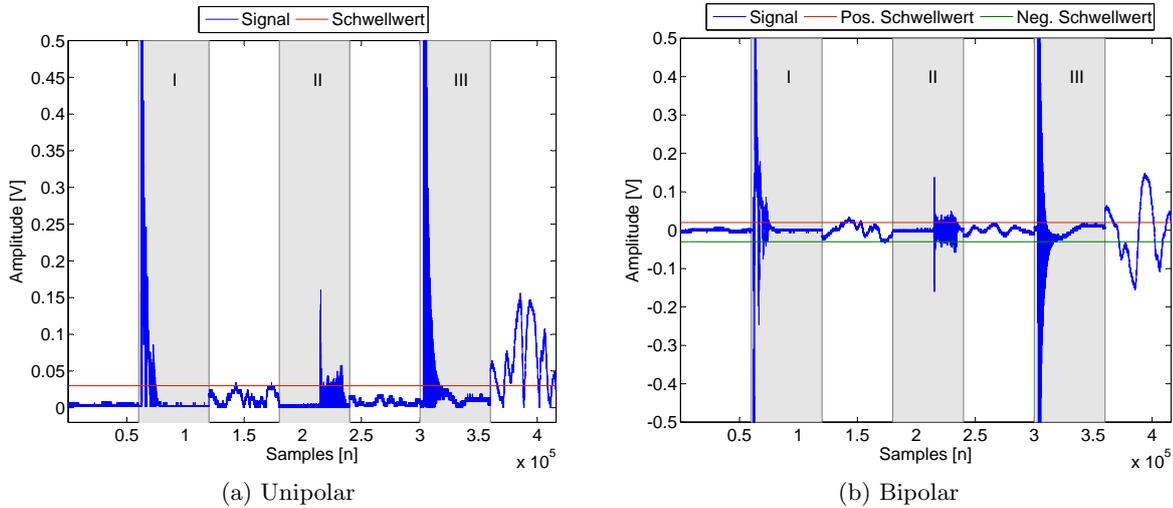


Abbildung 3.22: Statisches Schwellwertverfahren anhand einer Beispielrealisierung: I - Parkrempler, II - Kratzer, III - Schlag, sonstige - Regen, Wind

Im Schnittpunkt beider Kurven, der EER, sind beide Fehlerraten gleich groß, weshalb dieser Arbeitspunkt in vielen Systemen gewählt wird. An dieser Stelle wird ein anderer Arbeitspunkt gewählt, da das System keine Ereignisse bereits in der Detektionsphase übersehen soll. Aus dieser Anforderung einer Falschnegativrate von $FNR = 0\%$ sinkt der erforderliche Schwellwert nach Abbildung 3.21. Da die beiden Fehlerkurven gegenläufig sind, steigt gleichzeitig die Falschpositivrate. In diesem neu gewählten Arbeitspunkt mit $\tau = 0.03\text{ V}$ wird der Schwellwert allein durch das relevante Ereignis mit der geringsten absoluten Amplitude aus den Referenzdaten bestimmt (Kratzer). Abbildung 3.22a zeigt die Charakteristik dieses Verfahrens anhand einer Beispielrealisierung. Es ist zu sehen, dass kein Ereignis übersehen wird, dafür aber irrelevante Ereignisse detektiert werden. Besonders häufig tritt dieser Fall bei Kratzern auf, da diese in ihrer Amplitudenausprägung mit denen von starken irrelevanten Ereignissen (z.B. Wind) übereinstimmen.

3.4.2 Statischer Schwellwert - Bipolar

Eine Erweiterung des unipolaren Schwellwertes ist das auf der Signalcharakteristik basierende *bipolare Verfahren*. Der PVDF-Sensor generiert ein Signal sowohl mit positiven als auch negativen Spannungsamplituden (vgl. Abbildung 3.22b). Bereits in [161] wurden bipolare Schwellwerte genutzt, um positive und negative Spikes zu detektieren. Als Erweiterung wird bei dem nachfolgend vorgestellten bipolaren Schwellwertverfahren der positive als auch der negative Amplitudenausschlag des Sensors genutzt.

Zur Detektion eines Ereignisses muss das Signal in einem definierten zeitlichen Fenster eine positive Schwellwertüberschreitung als auch eine negative Schwellwertunterschreitung aufweisen. Analog zu den Betrachtungen des unipolaren Schwellwertes zeigt Abbildung 3.23

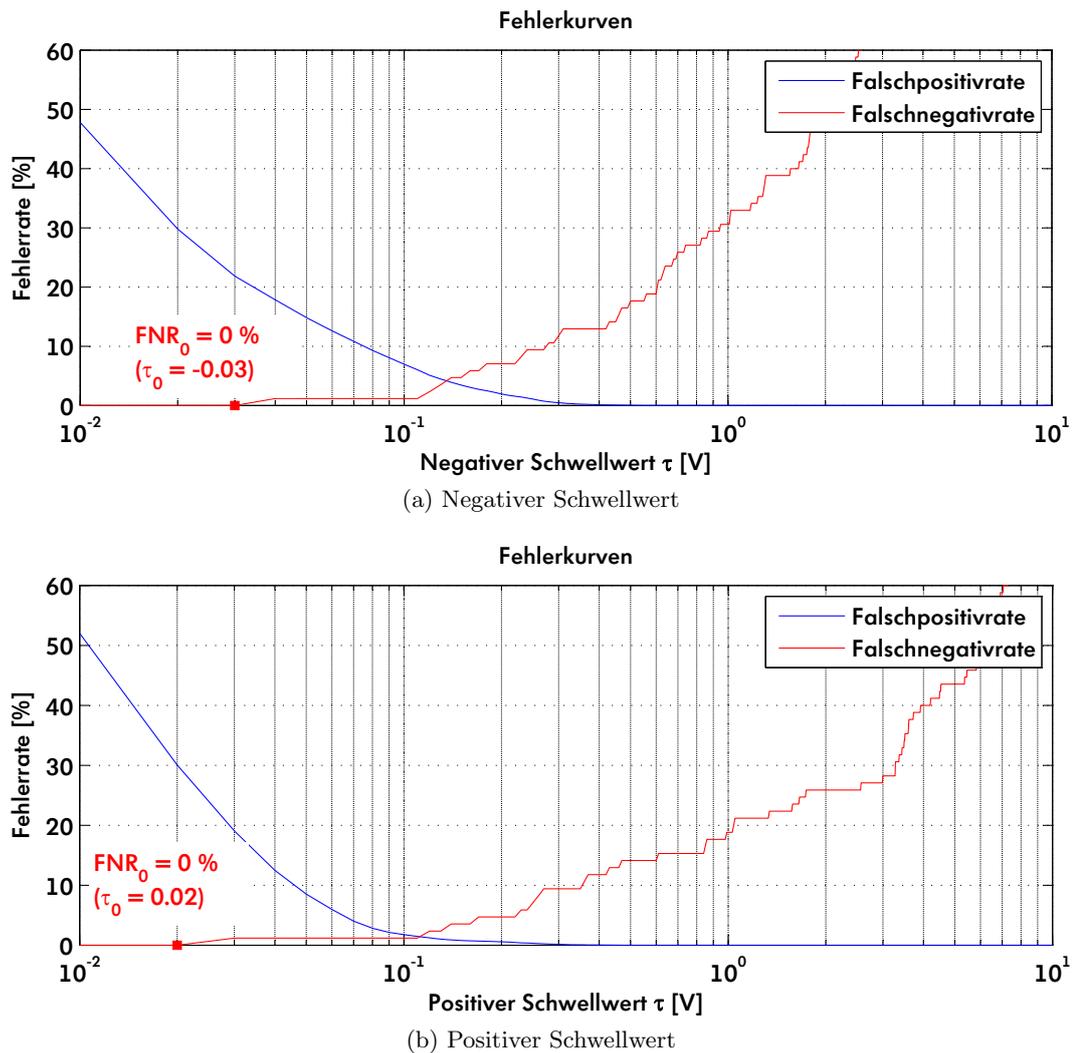


Abbildung 3.23: Verlauf der FNR und FPR über dem positiven und negativen Schwellwert τ mit den Arbeitspunkten EER und $FNR = 0\%$ am Bauteil C-Säule Fahrerseite

den Verlauf der Fehlerkurven für den positiven und negativen Schwellwert. Mit der Anforderung einer Falschnegativrate $FNR = 0\%$ ergibt sich ein positiver und negativer Schwellwert τ . Die Untersuchungen zeigen, dass der Großteil der Sensoren einen geringfügig größeren positiven als negativen Schwellwert besitzen. Die Fensterlänge in der diese Über- und Unterschreitung des Schwellwertes auftreten muss, stellt eine variable Größe zur Optimierung und Parametrierung dieses Verfahrens dar. Sie sollte zum einen so groß wie nötig gewählt werden, um alle Ereignisse sicher detektieren zu können, und zum anderen so klein wie möglich um eine geringe Falschpositivrate aufzuweisen. Prinzipiell wird die Fensterlänge durch die zeitliche Ausdehnung zwischen Überschreitung des positiven und Unterschreitung des negativen Schwellwertes bestimmt. Eine harmonische (monofrequente) Schwingung benötigt dafür maximal die halbe Periodendauer, den Abstand zwischen Minimum und Maximum, um beide

Schwellwerte zu über- bzw. unterschreiten. Bei Ereignissen mit impulsartiger Anregung treten nach der Krafteinwirkung sogenannte *freie* Schwingungen auf [169, S. 420]. Dabei schwingt das Bauteil entsprechend seiner Eigenfrequenzen aus. Über die niedrigste Eigenfrequenz f_0 (vgl. Anhang A.2) kann somit die maximale Periodendauer der Schwingung geschätzt werden. Mit Gleichung (3.6) kann dann eine theoretische Abschätzung der Fensterlänge gewonnen werden.

$$w \leq \frac{T_0}{2} = \frac{1}{2 \cdot f_0} \quad (3.6)$$

Nicht alle Krafteinwirkungen auf die Fahrzeugaußenhaut sind jedoch impulsartig. So sind Kratzer zeitlich ausgedehnte Krafteinwirkungen, die eine erzwungene Schwingung hervorrufen. Bei diesen kann das Bauteil auch unterhalb der niedrigsten Eigenfrequenz schwingen [169, S. 420], sodass ein längeres Fenster erforderlich ist. Aus diesem Grund zeigt Abbildung 3.24 die auf den Referenzdaten empirisch ermittelte Fehlerraten über diverse Fensterlängen am Beispiel der C-Säule Fahrerseite. Ab einer Fenstergröße von $w = 80 \text{ samples} \cong 3 \text{ ms}$ ist eine Falschnegativrate von Null zu erkennen, sodass dieser Punkt als Arbeitspunkt angesehen werden kann. Allgemeingültig wird dieser Arbeitspunkt durch das Ereignis mit der längsten zeitlichen Ausdehnung zwischen Überschreitung des positiven und Unterschreitung des negativen Schwellwertes bestimmt. Nach dieser Vorgehensweise sind im Anhang in Tabelle A.24 die Ergebnisse der positiven und negativen Schwellwerte und den zugehörigen Fensterlängen für die übrigen Bauteile dargestellt.

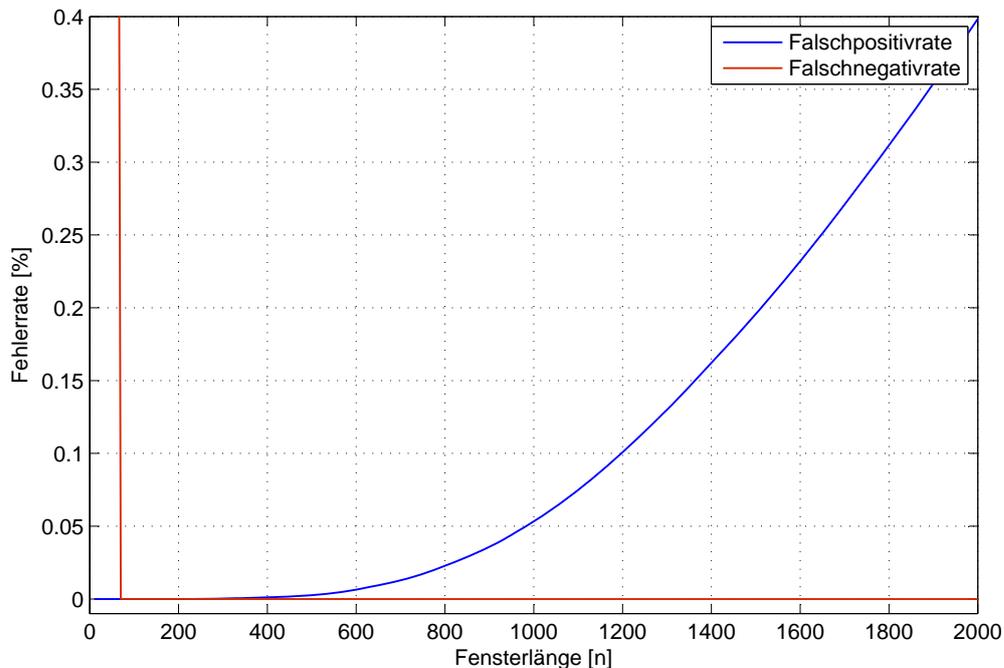


Abbildung 3.24: Verlauf der Falschpositiv- und Falschnegativrate über der Fensterlänge

Abbildung 3.22b zeigt beispielhaft eine Realisierung des Verfahrens anhand von Referenzdaten. Der Vorteil der bipolaren Betrachtungsweise lässt sich in Abbildung 3.22 zwischen den relevanten Ereignissen *I* und *II* sehen. Bei diesen durch Wind erzeugten Kräfteinwirkungen tritt bei der unipolaren Auswertung eine Schwellwertüberschreitung auf. Im bipolaren Fall hingegen ist nur eine positive aber keine negative Schwellwertüberschreitung ersichtlich, sodass dieses irrelevante Ereignis nicht zu einer Detektion führt.

3.4.3 Adaptiver Schwellwert - Uni- und Bipolar

Die statischen Schwellwertverfahren sind auf Grundlage der Referenzdaten und genau auf diese optimal angepasst. Dieser Fakt stellt aber auch gleichzeitig einen wesentlichen Nachteil der Methodik dar - die Flexibilität. Treten in der Natur überproportional starke irrelevante Ereignisse abweichend zu den Referenzdaten auf, so würden die statischen Verfahren dauerhaft eine Fehldetektion hervorrufen. Mit der Hinsicht auf eine Umsetzung im abgestellten Fahrzeugzustand würde dies mit hoher Wahrscheinlichkeit die Anforderungen an die Ruhestromaufnahme überschreiten. Daher wird im Folgenden die Strategie der *begrenzten Falschalarmwahrscheinlichkeit* vorgestellt. Ziel hierbei ist die adaptive Anpassung des uni- oder bipolaren Schwellwertes an die aktuelle Umgebungssituation, die damit verbundene Steigerung der Robustheit und ein Verzicht auf einen ressourcenaufwändigen Anlernvorgang. Dies bedeutet, dass ein adaptiver Algorithmus basierend auf aktuellen Sensorwerten den Schwellwert anpasst. Abbildung 3.25 zeigt den schematischen Aufbau des adaptiven Schwellwertverfahrens.

Im Funktionsbetrieb wird ein ständiger Schwellwertvergleich durchgeführt. Ist das Kriterium einer Schwellwertüberschreitung erfüllt, so weist die Klassifikation dem Ereignis eine Kräfteinwirkungsklasse zu. Im Gegensatz zu den Verfahren aus [72, 186, 69, 19] wird die Adaption nicht kontinuierlich vorgenommen, sondern aus Gründen der Ruhestromaufnahme durch einen Timer zyklisch hervorgerufen. Um eine Adaption des Schwellwertes auf relevanten Ereignissen zu verhindern, gilt es, das zu adaptierende Signal auf seine Irrelevanz durch die Klassifikation zu prüfen. Ist dies der Fall, wird der neue Schwellwert berechnet. Dabei

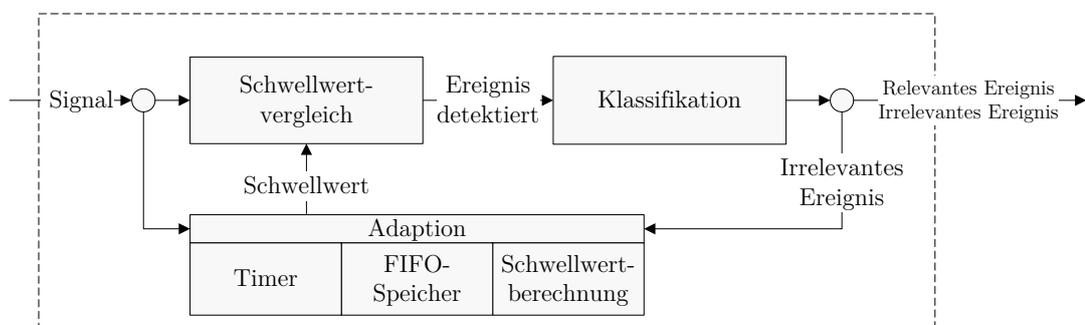


Abbildung 3.25: Schematischer Aufbau des adaptives Schwellwertverfahren

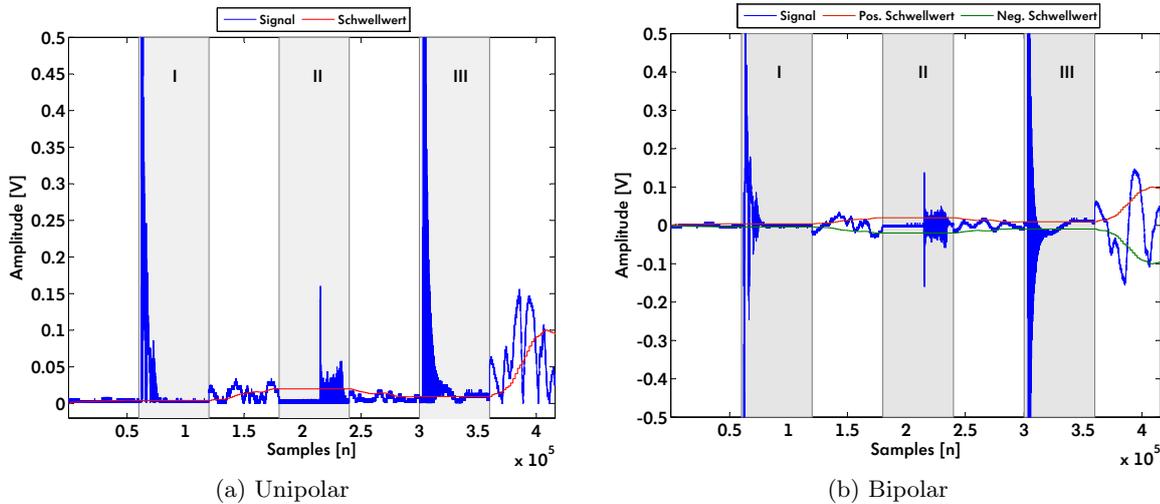


Abbildung 3.26: Adaptives Schwellwertverfahren anhand einer Beispielrealisierung: I - Parkrempler, II - Kratzer, III - Schlag, sonstige - Regen, Wind

wird zunächst davon ausgegangen, dass eine korrekte Abgrenzung durch den Klassifikator zwischen relevanten und irrelevanten Ereignissen möglich ist. Ein beispielhafter Verlauf des adaptiven Schwellwertverfahrens ist in Abbildung 3.26 dargestellt.

Schwellwertverfahren des Adaptionalgorithmus

Die Grundlage des Adaptionalgorithmus ist die traditionelle Methode der Rauschlevelmessung aus [159, 186]. In dieser wird von einer approximierten Normalverteilung des Rauschens, in diesem Fall der irrelevanten Ereignisse, ausgegangen. Abbildung 3.27 zeigt beispielhaft die Verteilungsfunktion der Amplituden aller irrelevanten Ereignisse aus den Referenzdaten für die C-Säule Fahrerseite. Mit Hilfe der mittleren absoluten Abweichung (Median Absolute Deviation (MAD)) wurde eine Approximation an eine Normalverteilung durchgeführt. Der MAD erlaubt dabei eine robustere Schätzung der Standardabweichung, da dieses Verfahren auf Grundlage der Auswertung des Medians weniger anfällig gegenüber Ausreißern ist [43]. Die Verteilungsdichte weist gewisse Abweichungen gegenüber der approximierten Normalverteilung auf. Es wird jedoch davon ausgegangen, dass die Umweltbedingungen zufällige unabhängige Abweichungen hervorrufen und so einen normalverteilten Charakter aufweisen. Unter der Annahme von Mittelwertfreiheit kann aus der Standardabweichung mit Gleichung 3.7 direkt die Leistung des Umgebungsrauschens berechnet werden. Entspricht der Schwellwert der einfachen Standardabweichung ($\tau = 1\sigma$), kann bei dem unipolaren Verfahren von einer Richtignegativrate (RNR) von $RNR \approx 68\%$ und somit einer Falschpositivrate von $FPR \approx 32\%$ ausgegangen werden. Bei einem Schwellwert von ($\tau = 2\sigma$) erhöht sich die Richtignegativrate auf $RNR \approx 95\%$ und die Falschpositivrate sinkt auf $FPR \approx 5\%$ [45, S. 51]. Über den Faktor der Rauschleistungsmultiplikation ist somit eine Schwellwertbestimmung

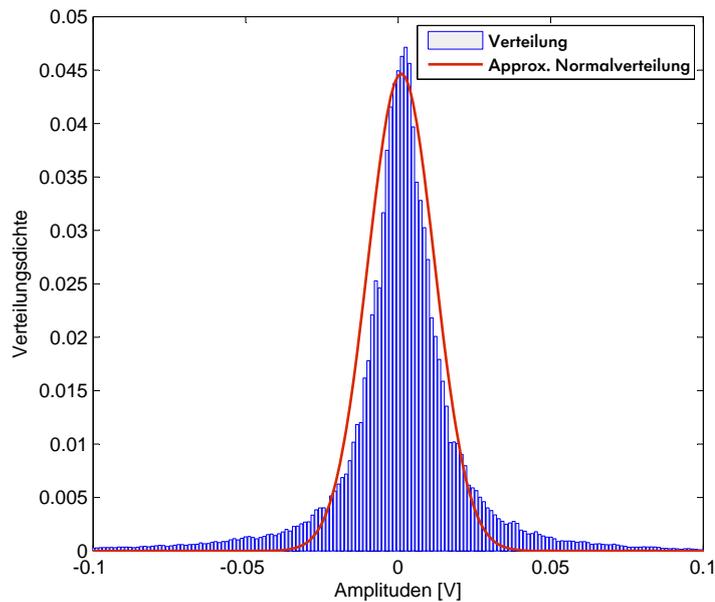


Abbildung 3.27: Verteilungsdichte der Amplituden aller irrelevanten Kräfteinwirkungen an der C-Säule links

abhängig von der Falschpositivrate möglich. Gleichzeitig führt ein zu hoher Schwellwert allerdings zu verpassten relevanten Ereignissen, d.h. einer erhöhten Falschnegativrate. Bei einer idealen Normalverteilung wäre es möglich, die Falschpositivrate über den Faktor der Rauschleistungsmultiplikation einzustellen. Die in der Verteilungsfunktion sichtbaren Abweichungen an den Randbereichen erlauben damit keine akkurate Vorhersage der Falschpositivrate. Der über die Rauschleistung ermittelte Schwellwert wird sowohl als positive als auch negative Schranke verwendet. Die Ergebnisse bei der Herleitung der statischen bipolaren Schwellwerte zeigten, dass die Mehrheit der Sensoren einen geringfügig größeren positiven als negativen Schwellwert besitzen. Da dieser Unterschied als sehr klein zu betrachten ist (vgl. Anhang A.24), werden zur Einfachheit symmetrische Schwellwerte verwendet. Für weitere Arbeiten könnte aus den Fehlerkurven für den positiven und negativen Schwellwert ein Verhältnis ermittelt werden und als Wichtungsfaktor im Schwellwertberechnungsverfahren verwendet werden.

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \Rightarrow s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i)^2 \quad (3.7)$$

Dynamik des Adaptionsalgorithmus

Die Dynamik des adaptiven Schwellwertalgorithmus wird durch einen Timerzyklus t_{Adapt} und einer FIFO-Speichergröße R_n für vorangegangene Schwellwerte repräsentiert. Der Idealfall sieht eine kontinuierliche Adaptierung vor, die jedoch aufgrund der Anforderungen bezüglich der Ruhestromaufnahme nicht praktikabel ist. Wird t_{Adapt} hingegen zu groß gewählt,

wird das System zu träge und hat die Eigenschaften des statischen Schwellwertes. Der FIFO-Speicher, als Ringspeicher ausgeführt, dient als gleitendes Mittelwertfenster und stellt somit das Gedächtnis des Systems dar. An dieser Stelle stellt sich die Frage nach einer geeigneten Größe von t_{Adapt} und R_n . Analog zu den vorherigen Betrachtungen wurde eine empirische Auswertung basierend auf den Referenzdaten durchgeführt. Im Gegensatz zu den statischen Verfahren sind die zu parametrisierenden Größen nicht durch die Referenzdaten an sich, sondern von deren Abfolge abhängig. Aus diesem Grund wurden für die empirischen Untersuchungen verschiedene Realisierungen aus den Referenzdaten gebildet. Um ausreichend robust gegenüber unterschiedlicher Realisierungen zu sein, wurde auf Basis der Referenzdaten eine Monte-Carlo-Simulation durchgeführt. Dabei werden wiederholt zufällige Realisierungen gebildet und die erforderlichen Ergebnisse aggregiert. In dieser Anwendung sind aus den Testdaten insgesamt zehn Permutationen zufälligen Charakters generiert worden, wobei jede Realisierung eine zeitliche Momentaufnahme von ca. $t = 14 \text{ min}$ simuliert. Anschließend wird das adaptive Schwellwertverfahren mit verschiedenen Parametrierungen (t_{Adapt} und R_n) angewendet und die Fehlerraten berechnet. Beispielhaft zeigt Abbildung 3.28 die über fünf Realisierungen gemittelten FPR und FNR für das unipolare und bipolare Verfahren. In der Abbildung wurde eine FIFO-Speichergöße von $1 \leq R_n[n] \leq 50$ und einer Timerintervall von $10000 \leq t_{Adapt}[n] \leq 60000$ untersucht. Bei den Falschnegativraten ist kein charakteristisches Verhalten erkennbar. Im Gegensatz dazu steigen die Falschpositivraten mit längeren Timer- und damit Adaptionszykluszeiten, d.h. das System wird träger gegenüber umweltbedingten Signaländerungen. Für kleine Fehlerraten müsste nach den Abbildungen ein kleiner Timerzyklus gewählt werden. Nach dem Blockschaltbild aus Abbildung 3.25 würde dies aber zu einer großen Klassifikationshäufigkeit führen. Bei einer Abtastrate von $f_s = 30000 \text{ s}^{-1}$ würde der Adaptionszyklus bei $t_{Adapt} = 10000$ Signalwerten zu drei Klassifikation pro Sekunde führen. Abhängig von der Leistungsaufnahme der klassifizierenden Hardware könnte dies in einer zu großen Auslösehäufigkeit resultieren. Um die am Anfang des Kapitels gestellten Anforderungen zu erfüllen, wurde der Arbeitspunkt auf Grundlage folgender Kriterien für alle Bauteile ermittelt:

- Geringe Falschpositivrate
- Geringe Falschnegativrate
- Großer Timerzyklus

Hierfür wurde ein lokales Minimum in den Fehlerkurven gewählt, das einen guten Kompromiss der Kriterien ermöglicht. Für das vorliegende Beispiel der C-Säule würde dieser für das unipolare Verfahren bei $t_{Adapt} = 30000$ und $R_n = 20$ liegen, für das bipolare Verfahren bei $t_{Adapt} = 30000$ und $R_n = 10$. Eine Übersicht über diese Ergebnisse für alle Bauteile ist im Anhang A.24 dargestellt. Generell ist eine Häufung der Parametrierung $t_{Adapt} = 30000$ und $R_n = 20$ festzustellen, da viele Fehlerflächen hier ein lokales Minimum aufzeigen.

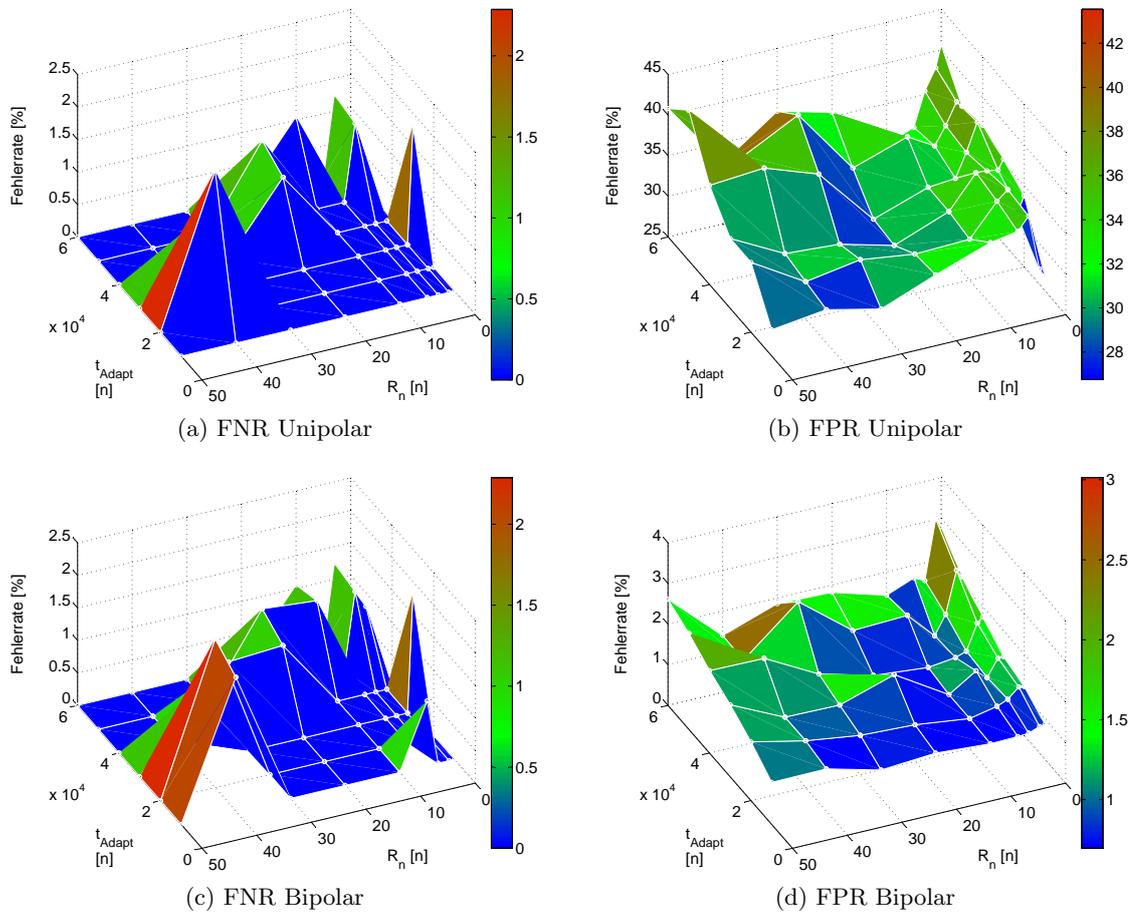


Abbildung 3.28: Fehlerraten des adaptiven Schwellwertverfahrens ($\tau = 1\sigma$) gemittelt über fünf Realisierungen

Wird das adaptive Verfahren aktiviert, müssen initiale Schwellwerte ermittelt werden. Hierfür wird der Adaptionsprozess solange ausgeführt, bis der FIFO-Speicher gefüllt ist. Ab diesem Zeitpunkt ist das System an die Umweltbedingungen angepasst. Auf Grundlage dieser Parametrierung ist im folgenden Kapitel eine Evaluation und Bewertung der vorgestellten Verfahren dargestellt.

3.4.4 Evaluation und Bewertung der Detektionsverfahren

Zur Bewertung der Güte der verschiedenen Detektionsverfahren vergleicht das vorliegende Kapitel die Verfahren auf Grundlage einer dreifachen Kreuzvalidierung. Dieses Verfahren (vgl. Kapitel 2.3.2) erlaubt eine realistische Evaluierung mit nicht idealem Anlernen, das auch in der Natur bei Abweichungen zu den vorliegenden Referenzdaten auftreten kann. Die Tabelle 3.2 zeigt am Beispiel der C-Säule Fahrerseite die Übersicht der aus der Kreuzvalidierung aggregierten Fehlerwerte für alle vier in dieser Arbeit untersuchten Schwellwertverfahren.

Tabelle 3.2: Vergleich der Fehlerraten der vier Schwellwertverfahren an der C-Säule Fahrerseite

Schwellwertverfahren		FN-Rate [%]	FP-Rate [%]
Unipolar	Statisch	2,28	15,57
	Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,24	31,59
	Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,71	15,39
Bipolar	Statisch	3,57	0,01
	Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,24	0,11
	Adaptiv $SW = 2\sigma$	1,42	0,04

Für das unipolare statische Verfahren wird bei optimaler Anpassung des Schwellwertes von einer Falschnegativrate von 0% ausgegangen. Die Kreuzvalidierung erlaubt eine realistischere Betrachtungsweise, wenn eine nicht perfekte Bestimmung des Schwellwertes durch nicht in den Referenzdaten enthaltene Signale auftritt. Aus diesem Grund weicht die Falschnegativrate von den erwarteten 0% ab. Bei der bipolaren Erweiterung des statischen Verfahrens ist ein geringer Anstieg der Falschnegativrate zu beobachten. Jedoch ist eine drastische Verbesserung der Falschpositivrate gegen 0% zu sehen. Die adaptive Erweiterung des unipolaren statischen Schwellwertes führt zu einer Verringerung der Falschpositivrate, jedoch zu einer Verdopplung der Falschnegativrate. Hierbei ist der durch die approximierten Normalverteilung zu erwartende Fehler von ca. 31,7% zu erkennen. Die bipolare Erweiterung zeigt analog zu den statischen Verfahren eine enorme Reduzierung der Falschpositivrate bei fast gleich bleibender Falschnegativrate. Bei der Adaptierung des Schwellwertes auf Basis des zweifachen Effektivwertes ist ein geringer Anstieg der Falschnegativraten bei gleichzeitiger Verbesserung der Falschpositivrate zu beobachten. Dies ist auf Grundlage der Normalverteilung zu erwarten, allerdings ist im unipolaren Fall eine deutliche Abweichung mit 15,39% gegenüber den erwarteten 4,6% zu sehen. Dies resultiert aus den Abweichungen in den Randbereichen der approximierten Normalverteilung (siehe Abbildung 3.27). Grundsätzlich ist festzustellen, dass die bipolaren Verfahren deutlich bessere Fehlerwerte aufweisen als die Unipolaren. Das beschriebene Verhalten ist analog auf alle dreizehn Bauteile zu übertragen. Die Ergebnisse hierfür sind im Anhang A.25 dargestellt.

Ausgehend von diesen Ergebnissen wurde eine allgemeingültige Bewertung der Schwellwertverfahren in Tabelle 3.3 vorgenommen. Das Bewertungsmaß *Zuverlässigkeit* wird durch die Falschnegativrate beschrieben. Somit ist es ein Maß für die Güte der Detektionsverfahren. Die statischen Verfahren sind je nach Bekanntheit der Umweltbedingungen in Form von Referenzdaten für die Detektion gut geeignet. Die Kreuzvalidierung zeigte allerdings, dass sie sehr anfällig gegenüber den in der Realität auftretenden Abweichungen sind. Die bipolare Erweiterung zeigt schlechtere Ergebnisse, da das Verfahren empfindlicher auf nicht optimales

Tabelle 3.3: Gegenüberstellung der Schwellwertverfahren: + positiv, 0 neutral, - negativ

SW-Verfahren: Strategie Verfahren	statisch FN=0%		adaptiv FP(σ)	
	<i>unipolar</i>	<i>bipolar</i>	<i>unipolar</i>	<i>bipolar</i>
	Zuverlässigkeit (FNR)	0	-	+
Stromaufnahme (FPR)	-	+	-	+
Komplexität	+	+	-	-
Flexibilität	-	-	+	+
Anlernaufwand	-	-	+	+

Anlernen reagiert. Dies resultiert daher, dass für eine Detektion der positive sowie der negative Schwellwert überschritten werden müssen. Die adaptiven Verfahren stellen durch ihre Robustheit die besten Detektionsverfahren hinsichtlich der Zuverlässigkeit dar.

Das Bewertungsmaß *Stromaufnahme* wird hauptsächlich durch die Falschpositivrate bestimmt, da ein falsch detektiertes Ereignis einen aufwändigen Klassifikationsprozess unterzogen wird. Hierbei zeigen die statischen Verfahren deutlich schlechtere Ergebnisse als die Bipolaren. Der *Schaltungsaufwand* ist für die statischen Verfahren am geringsten, da die Detektion über einen Komparator durchgeführt werden kann. Bei den adaptiven Verfahren hingegen ist eine gesonderte Logik in Form eines Mikrocontrollers nötig, um die Schwellwertadaptierung mit Timer, FIFO-Speicher und Effektivwertberechnung durchzuführen. Dieser Mehraufwand in der Auswertung resultiert allerdings in der *Flexibilität* hinsichtlich sich verändernden Umweltbedingungen. Ein nicht zu vernachlässigender Vorteil der adaptiven Verfahren ist, dass sie kein Anlernvorgang benötigen.

Aus diesen Betrachtungen zeigt sich, dass für die vorliegende Applikation das bipolare adaptive Detektionsverfahren zu favorisieren ist. Zur Optimierung bzw. Senkung der Komplexität dieses Verfahrens wird auf die Verwendung des in der Schematik dargestellten Klassifikators verzichtet. Dieser wurde anfänglich vorgeschlagen, um eine Adaption des Schwellwertes auf relevanten Ereignissen zu verhindern. Die Fehlerraten aus Tabelle 3.2 zeigen, dass die Wahrscheinlichkeit einer Falschnegativdetektion sehr gering ist. Weiterhin ist davon auszugehen, dass das Auftretensverhältnis von relevanten zu irrelevanten Ereignissen im Vergleich zur Lebensdauer eines solchen Systems sehr gering ist. Somit kann davon ausgegangen werden, dass eine Adaption auf Ereignissen sehr unwahrscheinlich ist und somit der Klassifikationszyklus zur Adaption eingespart werden kann.

3.5 Lokalisation des Sensors der Krafteinwirkung

Im vorangegangenen Kapitel wurde ein adaptives Schwellwertverfahren hergeleitet, das für jeden der dreizehn Kanäle eine Entscheidung bezüglich der Relevanz für eine Klassifikation trifft. Aus den Untersuchungen zur Sensorredundanz in Kapitel 3.3.2.2 wurde ersichtlich, dass eine Krafteinwirkung auch in benachbarten Sensoren einen Signalausschlag hervorrufen. Am speziellen Fall eines Parkremplers zeigt Abbildung 3.29 beispielhaft den Sachverhalt, dass mehrere Sensoren auf Grundlage einer Krafteinwirkung eine Schwellwertüberschreitung aufweisen können.

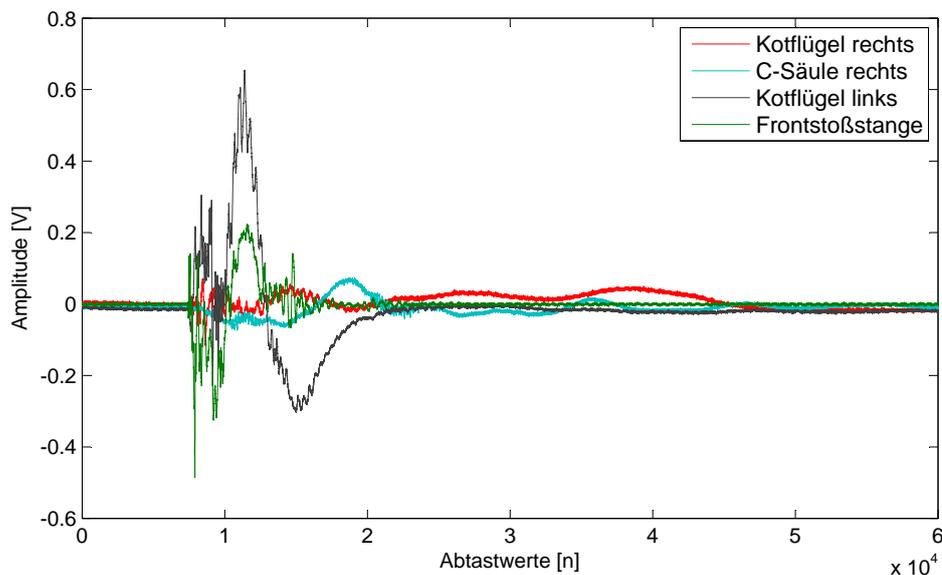


Abbildung 3.29: Signalantwort von vier Sensoren bei Parkrempler an der Frontstoßstange

Aus den Referenzdaten ergibt sich eine mittlere Schwellwertüberschreitung von vier Sensoren bei einem relevanten Ereignis. Dies hätte zur Folge, dass vier Klassifikationen für die Bestimmung der Krafteinwirkung nötig sind. Gleichzeitig resultiert dies in einer erhöhten Performanzanforderung und einer vierfachen Zeit bis zum Ergebnis der Klassifikation. Daher besteht im Folgenden das Ziel, durch ein einfaches Verfahren eine Lokalisation bzw. Identifikation des Bauteils der Krafteinwirkung zu ermitteln. Dem Lokalisationsverfahren liegen zwei Thesen zu Grunde. Erstens wird an dem Bauteil der Krafteinwirkung eine höhere Amplitude im Sensorsignal erwartet, da angrenzende Bauteile über gedämpfte Koppelemente angeregt werden. Weiterhin ist davon auszugehen, dass der Signalausschlag auf einem benachbarten Sensor zeitlich versetzt zu detektieren ist.

Für den ersten Fall wurde das absolute Maximum der Sensoren miteinander verglichen. Stimmt der Sensor mit der größten Amplitude mit den in den Referenzdaten dokumentierten Sensor der Krafteinwirkung überein, so wurde dies als korrekte Lokalisation bewertet. Über alle Referenzdaten ergibt sich eine Richtigpositivrate (RPR) von $RPR_L = 98,48\%$. Die falsch

lokalisierten Krafteinwirkungen stellen dabei Sonderfälle dar, in der die Krafteinwirkung in einem schrägen Winkel auf die Seiten der Front- und Heckstoßstange auftritt. In diesem Fall zeigen einige Messreihen ein erhöhtes Maximum in den Sensorsignalen des Kotflügels bzw. der C-Säule. Diese Auffälligkeiten waren bereits in den Redundanzuntersuchungen aus Kapitel 3.3.2.2 zu beobachten.

Eine Überprüfung der zweiten These ist auf Grundlage des nicht deterministischen Detektionsverfahren nicht möglich. Durch unterschiedlich hohe Schwellwerte ist es nicht möglich, eine vergleichbare Aussage über den Detektionszeitpunkt zu treffen. Aus diesem Grund kann der Auslösezeitpunkt an sich kein Merkmal für eine Lokalisation darstellen. Wird für eine zeitliche Beziehung die Position des Maximums der Sensorsignale gegeneinander verglichen, so ergibt sich lediglich eine Richtigpositivrate von $RPR_L = 60,80\%$.

Zusammenfassend bleibt festzustellen, dass über den signalverarbeitungstechnisch einfachen Vergleich der absoluten Signalmaxima eine ausreichend genaue Lokalisation sichergestellt werden kann.

Sonderfall: Lokalisation bei irrelevanten Ereignissen

Im Gegensatz zur Detektion einer relevanten Krafteinwirkung bei mehreren Sensoren, kann es in der Realität zu Falschaktivierungen bei irrelevanten Krafteinwirkungen kommen. Eine gesonderte Betrachtung tritt dann in Kraft, wenn eine irrelevante Krafteinwirkung gleichzeitig mit einem relevanten Ereignis auftritt. Solange die Amplitude der relevanten Krafteinwirkung größer als die der Irrelevanten ist, kann eine korrekte Lokalisation sichergestellt werden. Treten jedoch in diesem Fall die irrelevanten Krafteinwirkungen mit einer höheren Energie und Signalamplitude gegenüber dem relevanten Ereignis auf, kann es zu einer Fehllokalisierung kommen. Dieser Sonderfall ergibt sich bei Betrachtung der Referenzdaten bei der Kombination starke Windstöße und Kratzer. In einigen Fällen können die Windstöße ein größeres Signalmaximum als bei Kratzern aufweisen. In dieser Konstellation führt die Fehllokalisierung dazu, dass eine korrekt detektierte relevante Krafteinwirkung vom System „übersehen“ wird. Für eine Abschätzung dieser Art von Fehllokalisierung wurden auf Basis der Referenzdaten alle möglichen Kombinationen aus *relevanten und irrelevanten Ereignissen* simuliert, und deren Signalmaxima verglichen. Bei den knapp vier Millionen Kombinationen trat in $F_{FL} = 5,96\%$ der beschriebene Fall auf. Da diese Zahl abhängig von der Verteilung der Referenzdaten ist, und die Wahrscheinlichkeit dieser Kombination aus starker irrelevanter Krafteinwirkung und Ereignis schwacher Intensität an sich als sehr gering eingeschätzt wird, wird von einer gesonderten Betrachtung abgesehen. Vielmehr soll damit nur die Randbedingung erläutert werden, dass bei starken irrelevanten Krafteinwirkungen die vorangegangenen Verfahren eine Detektionsschwäche besitzen.

3.6 Aufnahme der Sensorsignale

Wird eine relevante Krafteinwirkung durch das adaptive Schwellwertverfahren detektiert, so wird diese eine der definierten Klassen durch den Klassifikationsprozess zugeordnet. Diese sogenannte offline-Klassifikation verarbeitet dabei den gesamten zu analysierenden Signalausschnitt, der dementsprechend zwischengespeichert werden muss. Die vorgestellten Detektionsalgorithmen dienen dabei als Auslöser für den Zeitpunkt einer relevanten Krafteinwirkung. Dabei ist jedoch unbekannt, zu welchem Zeitpunkt im Signal das Schwellwertkriterium erfüllt wird. Deutlich wird dieser Sachverhalt bei der Betrachtung eines Signalverlaufs am Beispiel des unipolaren Schwellwertverfahren (vgl. Abbildung 3.30).

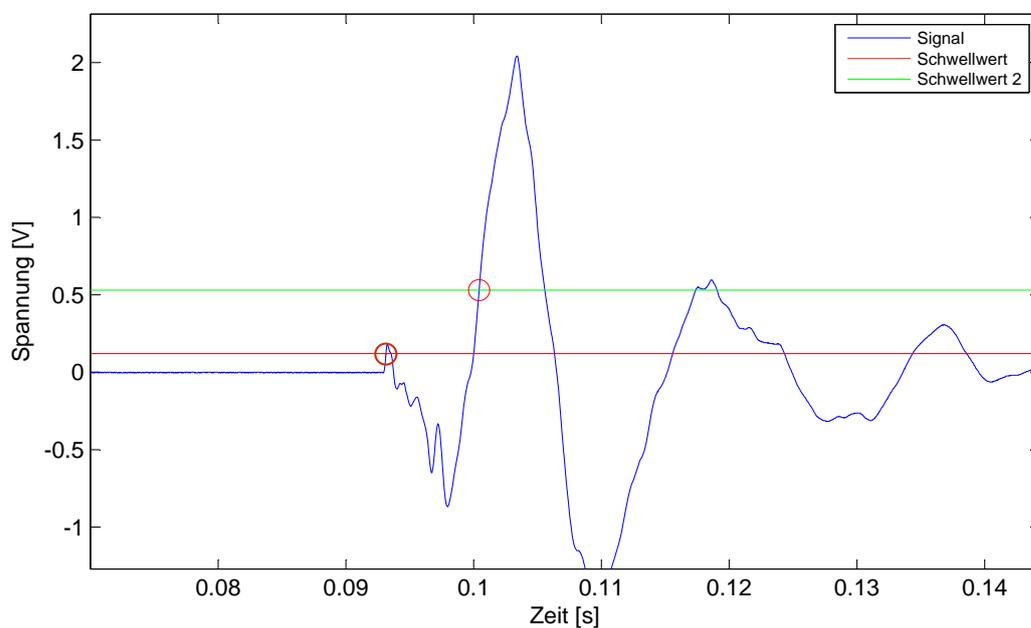


Abbildung 3.30: Unterschiedlicher Auslösezeitpunkt des Detektionsverfahrens

Bei dem vorliegenden Signalverlauf wird der Schwellwert nahezu am Anfang des Signals überschritten. Wird ab diesem Zeitpunkt die Aufnahme für einen zu definierenden Zeitraum gestartet, würden alle charakteristischen Signaländerungen im aufgenommenen Signal enthalten sein. Wäre der Schwellwert jedoch nur geringfügig höher, würde das Schwellwertverfahren erst deutlich später eine Krafteinwirkung detektieren. Startet die Aufnahme wiederum ab diesem Zeitpunkt, würden für die Klassifikation eventuell wichtige Signalbestandteile vor dem Detektionszeitpunkt fehlen. Um eine ordnungsgemäße Aufzeichnung der Signale sicherzustellen, wird im Folgenden das Verfahren zur Aufnahme der Krafteinwirkungen vorgestellt. Zur Vermeidung von fehlenden Signalbestandteilen vor der Detektion wird ein sogenannter Pretrigger eingeführt. Bei diesem handelt es sich um einen First In – First Out (FIFO)-Speicher, in dem eine gewisse Anzahl von Signalwerten zyklisch vorgehalten wird. Löst nun das Detektionsverfahren aus, so enthält der Pretrigger eine zu bestimmende Anzahl von Abtastwerten

des Signals vor der Auslösung. Hierfür muss aber sichergestellt werden, dass der Pretrigger ausreichend groß ist, um den Zeitraum zwischen Signalanfang und Detektionszeitpunkt abzudecken. Durch den nicht deterministischen Charakter des Schwellwertverfahrens ist eine exakte Bestimmung der Größe des Pretriggers nicht möglich. Allerdings lässt sich der Detektionszeitpunkt eingrenzen, denn eine Krafteinwirkung wird spätestens bei der maximalen Amplitude des Signals detektiert. Hierfür zeigt die Abbildung 3.31 die relative Häufigkeitsverteilung von Signalanfang bis -maximum der relevanten Krafteinwirkungen. Der Anfang der Krafteinwirkung wurde manuell annotiert.

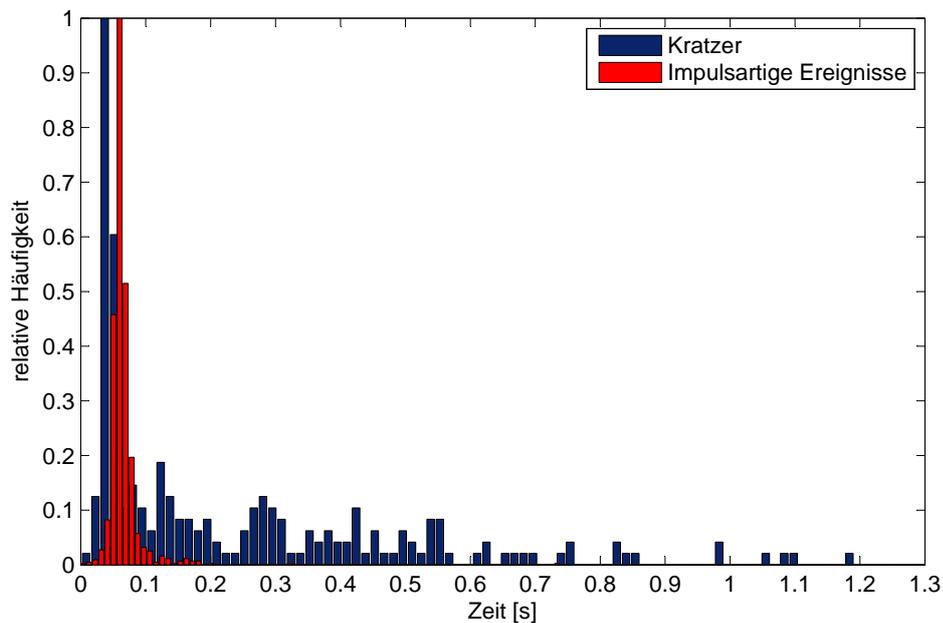


Abbildung 3.31: Relative Häufigkeitsverteilung von Signalanfang zu -maximum

Es ist zu sehen, dass der Abstand zwischen Signalanfang und -maximum bei impulsartigen Ereignissen sehr konstant in einem Bereich von $0\text{ s} < t < 0,2\text{ s}$ liegt. Kratzer hingegen weisen eine breitere Verteilung auf. Um für alle untersuchten Ereignisse einen ausreichend langen Pretrigger zu definieren, müsste dieser laut der Abbildung 3.31 zyklisch Werte von $t = 1,2\text{ s}$ vorhalten. Für eine Umsetzung auf ein Embedded System ist dieser Wert nicht geeignet, da mit den Spezifikationen aus dem Referenzaufbau für alle dreizehn Kanäle insgesamt 685 kB ⁹ an Speicher allein für den Pretrigger zur Verfügung gestellt werden müsste. Aus diesem Grund wird der Pretrigger auf Grundlage der impulsartigen Ereignisse mit $t_{pre} = 0,1\text{ s}$ vorgeschlagen. Würden alle in den Referenzdaten enthaltenen Ereignisse erst im Maximum detektiert werden, so würden 97% aller impulsartiger Krafteinwirkungen und 51% aller Kratzer vollständig aufgenommen werden. Der geringe Wert für Kratzer wird an dieser Stelle bewusst akzeptiert und im weiteren Verlauf diskutiert.

Neben dem Startzeitpunkt der Aufnahme gilt es, einen charakteristischen Zusammenhang für das Aufnahmeende zu bestimmen. Hierfür wurden Untersuchungen auf Grundlage

⁹ $\frac{\text{Speicher}}{\text{Kanal}} = t_{pre} * f_s * \text{Auflösung} = 1,2\text{ s} * 30000 * 12\text{ bit} = 52\text{ kB}$

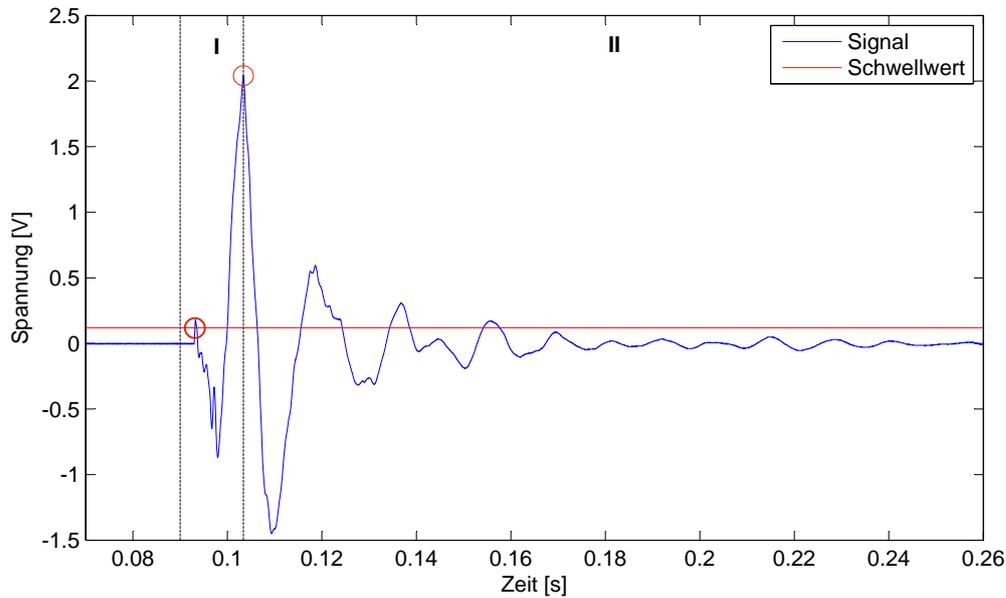


Abbildung 3.32: Schematische Darstellung des Vorgehens zur Bestimmung des (I) Pretriggers und (II) Posttriggers

diverser Kriterien der Amplitude, Leistung und deren zentraler Momente vor und nach der Krafteinwirkung zur Abschätzung des Signalendes durchgeführt. All diese Verfahren zeigen kein ausreichend hohes Potential für eine effektive Abschätzung des Aufnahmeendpunktes. Aus diesem Grund wird ein alternativer Ansatz analog zum Pretrigger vorgeschlagen - der Posttrigger (vgl. Abbildung 3.32). Dieser beschreibt die Zeit von einem markanten Punkt im Signal bis zum vollständigen Abklingen und damit den Aufnahmeendzeitpunkt. Hierfür wird erneut das Maximum der Signale als Stützpunkt gewählt. Die relative Häufigkeitsverteilung vom Signalmaximum zu dem manuell annotierten Signalende ist in Abbildung 3.33 dargestellt. Im Gegensatz zu dem Posttrigger zeigen die impulsartigen Ereignisse eine ähnliche Verteilung zu der der Kratzer. Bei einem Posttrigger von $t_{post} = 1\text{ s}$ vom Maximum des Ereignisses würden 99% der impulsartigen Ereignisse und 97% der Kratzer bis zum vollständigen Abklingen aufgenommen werden. Da die allgemeine zeitliche Ausdehnung sowie der Zeitpunkt der maximalen Krafteinwirkung bei Kratzern allein von der Motivation der verursachenden Person abhängt, kann dies bei jeglicher auf diese Art ermittelten Pre- und Posttriggers in einer zu kurzen Aufnahmedauer resultieren. In diesem Fall wird aber davon ausgegangen, dass ein Kratzer über die Zeit redundante Informationen enthält.

Zusammenfassend zeigt Abbildung 3.34 drei Beispiele nach der vorgestellten Aufnahmestrategie. Abhängig vom Detektionszeitpunkt enthält der Pretrigger vorangegangene $t_{pre} = 0,1\text{ s}$ Signalwerte und stellt somit den Startzeitpunkt der Aufnahme dar. Daraufhin wird jeder neue Signalwert auf ein mögliches Maximum hin überprüft. Ab dem Maximum des Ereignisses wird die Aufnahme nach der Länge des Posttriggers $t_{post} = 1\text{ s}$ beendet. In den Abbildungen ist

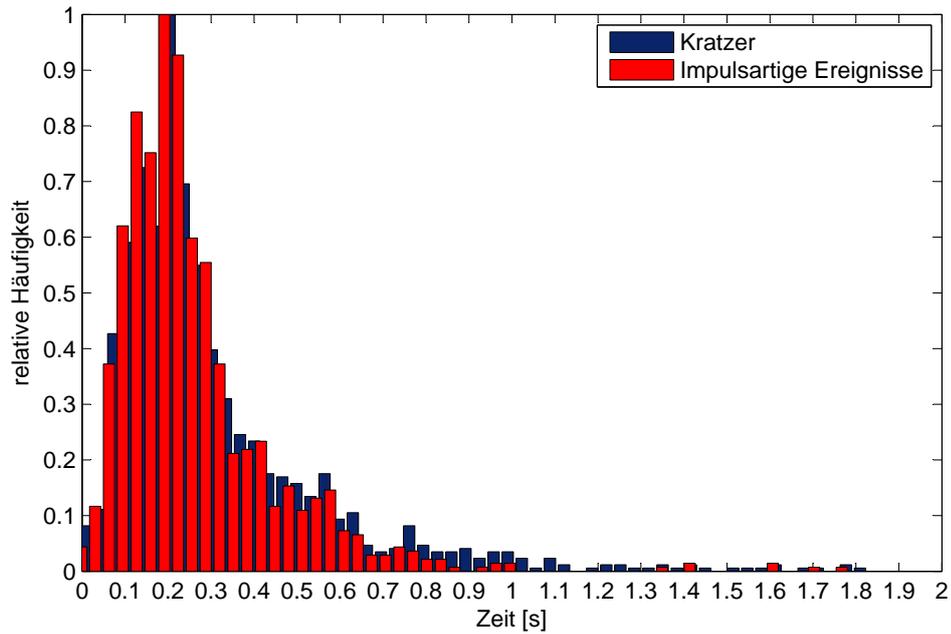
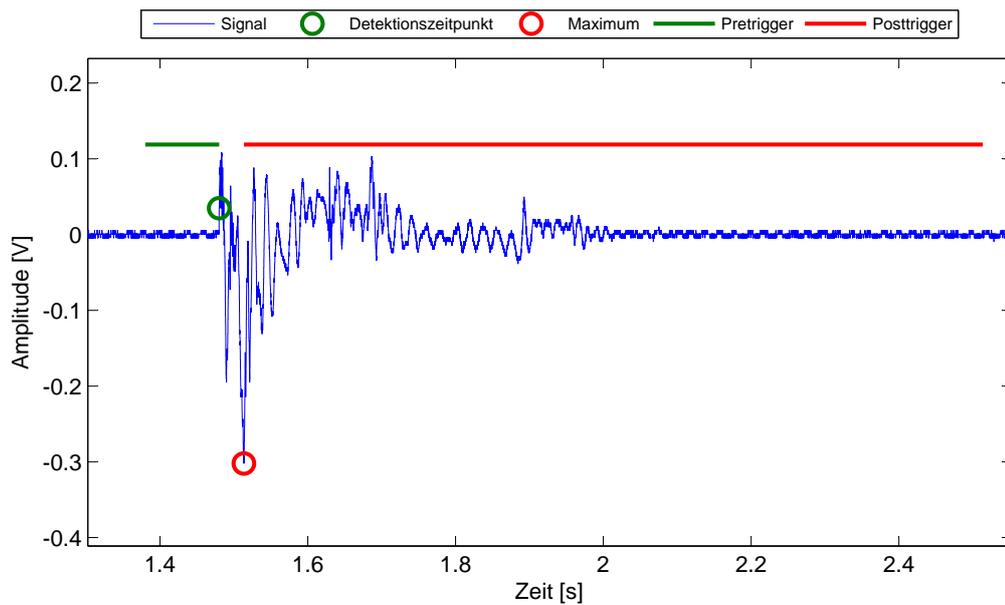


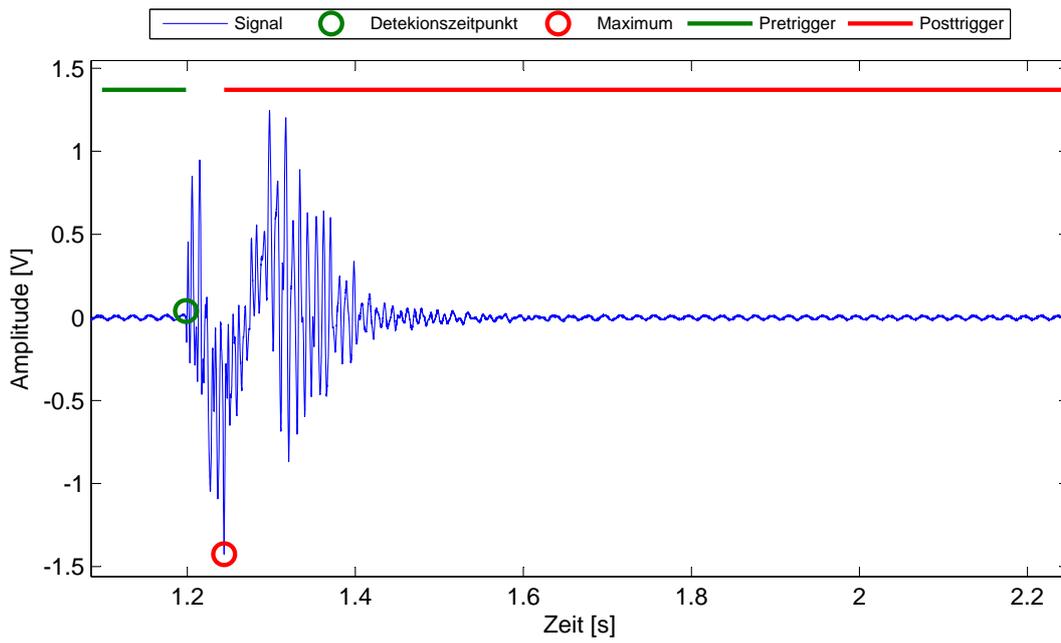
Abbildung 3.33: Relative Häufigkeitsverteilung von Signalmaximum bis -ende

zu sehen, dass alle Ereignisse in ihrer korrekten Länge aufgenommen werden. In den ersten beiden Ereignissen wird die Aufnahmelänge durch den Algorithmus zu lang bestimmt, das aber nach der relativen Häufigkeitsverteilung 3.33 zu begründen ist. Dass der Posttrigger nicht kürzer gewählt werden kann, ist im letzten Ereignis zu sehen.

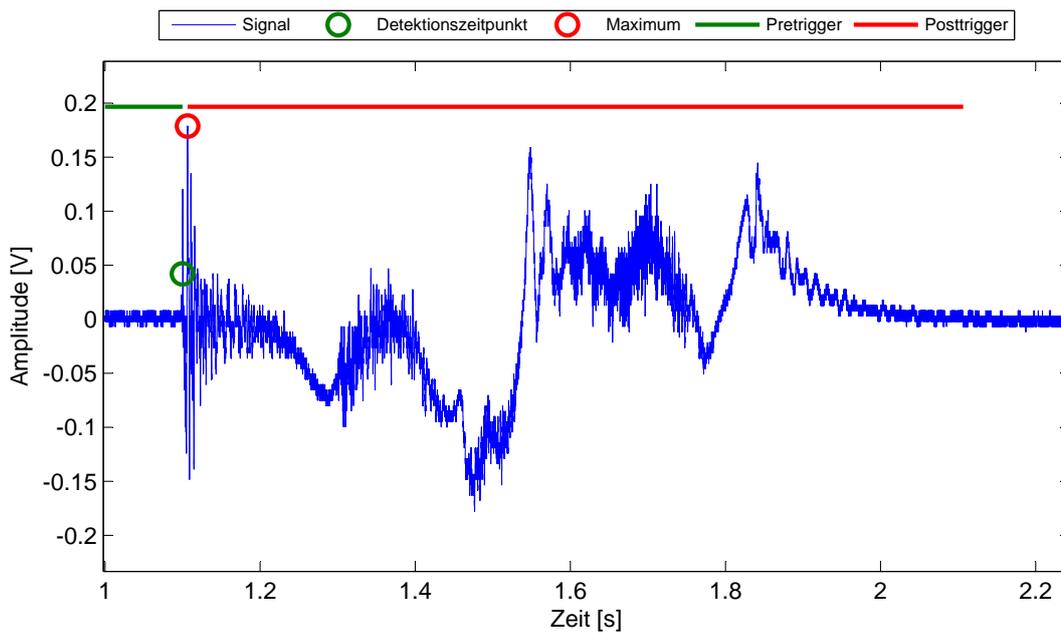


(a) Parkrempler

Abbildung 3.34



(b) Stoß



(c) Kratzer

Abbildung 3.34: Beispielsignale mit Pre- und Posttrigger und adaptiven bipolaren Detektionsalgorithmus

4

Klassifikation von Krafteinwirkungen

Die Grundlage für eine erfolgreiche Klassifikation der Krafteinwirkungen stellen Muster, bestehend aus charakteristischen Merkmalen, dar. Um zu diesen charakteristischen Merkmalen zu gelangen, wird im folgenden Abschnitt zunächst die Auswahl aller in der Arbeit untersuchten Merkmale vorgestellt. Über einen Wrapperprozess wird eine Merkmalsreduktion auf charakteristische Merkmale durchgeführt. Die Verwendung des Wrapperprozesses hat den Vorteil, dass gleichzeitig die zu untersuchenden Klassifikatoren aus Kapitel 2.3.2.1 angeleert, und deren Klassifikationsgüte bewertet werden kann. Auf diese Weise erfolgt eine Auswahl eines geeigneten Klassifikationsverfahrens, das nach detaillierter Beschreibung im Anschluss hinsichtlich der Anzahl der Merkmale optimiert wird.

4.1 Merkmalsgenerierung



Abbildung 4.1: Teilschritt der Mustererkennung - Merkmalsgenerierung/-extraktion

Das Ziel bei der Merkmalsextraktion ist die Generierung charakteristischer Merkmale hinsichtlich der Klassifikationsaufgabe (vgl. Kapitel 2.3.1). Für den speziellen vorliegenden Fall der Klassifikation von Krafteinwirkungen am Fahrzeug existieren keine Informationen bzw. Untersuchungen über geeignete Merkmale in der Literatur. Daher erfolgte eine große Auswahl potentieller relevanter Merkmale aus den Bereichen Schwingungsuntersuchung [168, 42, 171], Bio- und Medizintechnik [32, 153] und dem Akustikbereich [115, 138, 178, 47, 13, 179]. In all diesen Bereichen werden Merkmale sowohl im Zeit-, Frequenz- und Zeit-Frequenzbereich betrachtet. Eine Übersicht aller in dieser Arbeit generierten Merkmale aus den Referenzdaten ist in Abbildung 4.2 gezeigt. Grundsätzlich erfolgt eine Unterteilung in Zeit- und Frequenzbereich. Diese zunächst mehrwertigen¹ Merkmale werden über die Ableitung statistischer

¹Beispielsweise das Spektrum oder ein Signalverlauf über ein Zeitfenster

Größen in einwertige Untermerkmale transformiert. Im Folgenden ist eine kurze Beschreibung wesentlicher Merkmale dargestellt².

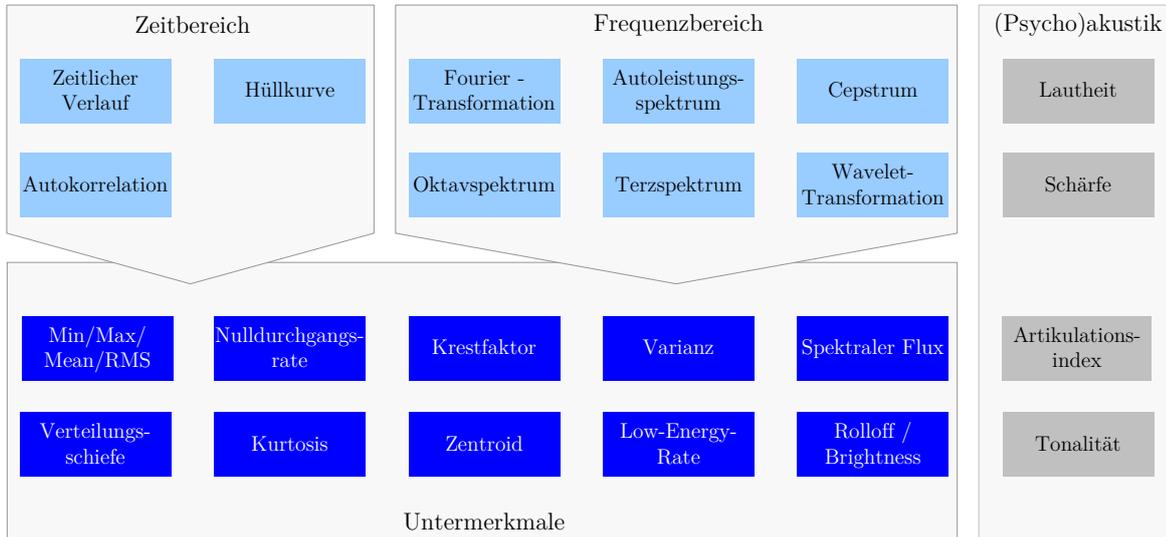


Abbildung 4.2: Merkmalsübersicht

Zeitbereich

- **Hüllkurve**

Die äußere Form des zeitlichen Signalverlaufs wird von der Hüllkurve (Einhüllenden) beschrieben. Dabei werden relevante Signalmaxima und -minima miteinander verbunden [47, S. 10]. Der Einsatz erfolgt vorwiegend im Audibereich, um spezielle zeitliche Charakteristika festzustellen [109, S. 28].

- **Autokorrelation**

Es erfolgt ein Vergleich des Signals mit sich selbst und somit die Hervorhebung periodischer Signalanteile. Für zeitdiskrete Daten ist die Autokorrelation über folgende Gleichung definiert [134, S. 195ff].

$$\Phi_{xx}(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n x_{n-k} \quad (4.1)$$

Frequenzbereich

- **Fast Fourier-Transformation**

Ermöglicht die Betrachtung der im Signal enthaltenen Frequenzen - das Frequenzspektrum. Die Fast-Fourier-Transformation stellt ein optimiertes Berechnungsverfahren gegenüber der Diskreten Fourier-Transformation (DFT) dar.

²Die Generierung der Merkmale erfolgte in Matlab[®]. Dabei wurde u.a. auf Funktionen aus [178] und [109] zurückgegriffen.

- **Autoleistungsdichtespektrum**

Gibt die Leistung des Gesamtsignals über den Frequenzbereich an, d.h. ist ein Maß für den Leistungsanteil einer Frequenz am Gesamtsignal. Berechnet wird es durch die Multiplikation mit dem konjugiert komplexen Spektrum [118, S. 54].

- **Cepstrum**

Das Cepstrum ist mathematisch definiert als die inverse Fouriertransformation eines logarithmierten Betragspektrums. Mit Hilfe dieser Darstellung können Periodizitäten von Frequenzlinienfamilien bei periodischen Signalen detektiert werden [88, S. 393ff].

$$C_x(\tau) = \mathcal{F}^{-1} \{ \log \underline{X}(\omega) \} \quad (4.2)$$

- **Oktavspektrum**

Es erfolgt eine Einteilung des Frequenzspektrums in Oktavbänder. Die Breite eines Oktavbandes ist nicht konstant und ergibt sich aus nachfolgender Berechnungsvorschrift (f_m Mittenfrequenz, f_o obere- und f_u untere Frequenzgrenze [56]). Eine Übersicht über die so ermittelten Frequenzen ist im Anhang A.26 dargestellt.

$$f_m = \sqrt{2} f_u \quad (4.3)$$

$$f_o = 2 f_u \quad (4.4)$$

- **Terzspektrum**

Es erfolgt eine Einteilung des Frequenzspektrums in Terzbänder. Die Breite eines Terzbandes ist nicht konstant und ergibt sich aus nachfolgender Berechnungsvorschrift (f_m Mittenfrequenz, f_o obere- und f_u untere Frequenzgrenze [56]). Eine Übersicht über die so ermittelten Frequenzen ist in Anhang A.26 dargestellt.

$$f_m = \sqrt[6]{2} f_u \quad (4.5)$$

$$f_o = \sqrt[3]{2} f_u \quad (4.6)$$

- **Diskrete Wavelet-Transformation (DWT)**

Mithilfe der Wavelet-Transformation können die Signale in Frequenzkomponenten zerlegt werden, deren zeitliche Auflösung an die Frequenzinformation adaptiert ist. Hierfür werden nahezu beliebig wählbare Mutter-Wavelets mit dem Signal korreliert. Diese Mutter-Wavelets werden dabei kontrahiert (gestaucht) bzw. dilatiert (gedehnt) und zeitlich verschoben. Das Ergebnis sind die sogenannten Wavelet-Koeffizienten, die Anteile der einzelnen Versionen des Wavelets am Gesamtsignal quantifizieren (analog zu den Fourier-Koeffizienten) [168]. Die Koeffizienten stellen eine kompakte Darstellung der Signalenergie in Zeit und Frequenz dar. Mittels statistischer Merkmale der Koeffizienten wird eine geeignete Reduzierung der Merkmalsvektoren erreicht [179, S. 41].

Untermerkmale

- **ZCR**

Ist definiert als die Anzahl der Vorzeichenwechsel des Signals im betrachteten Zeitbereich und gibt eine generelle Information über die beteiligten Frequenzen [87, S. 36].

- **Krestfaktor (Scheitelfaktor)**

Stellt das Verhältnis des Spitzenwertes zum quadratischen Mittelwert des Signals dar [13, S.62].

$$C_F(x) = \frac{\max |x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2}} \quad (4.7)$$

- **Kurtosis (Wölbung)**

Die Kurtosis liefert eine Aussage über die Wölbung der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Amplituden im Signal. Eine steilere Verteilung als die Normalverteilung hat eine positive Kurtosis, eine flache Verteilung weist eine negative Kurtosis auf [13, S. 60].

$$Kurt(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(\frac{x - \bar{x}_n}{\sigma} \right)^4 \quad (4.8)$$

- **Verteilungsschiefe**

Kennzeichnet die Symmetrie bzw. Asymmetrie einer Verteilung bezogen auf eine Gauß-Verteilung. Ein linksgipfelige Verteilung weist einen positiven Wert auf, eine rechtsgipfelige einen negativen Wert [187, S. 68].

$$g = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x}_n)^3}{\sigma^3} \quad (4.9)$$

- **Low-Energy-Rate**

Prozentsatz des Signals, der weniger als die durchschnittliche RMS-Energie des gesamten Signals aufweist [115, S. 7].

- **Spektraler Zentroid (Spectral Centroid)**

Ist der Schwerpunkt des Spektrums und wird in der Akustik häufig mit der Tonhöhe verbunden [115, S. 7].

$$SC = \frac{\sum_{k=1}^N f(k) X(k)}{\sum_{k=1}^N X(k)} \quad (4.10)$$

Dabei ist $X(k)$ die Amplitude zur Frequenzlinie k im Spektrum [46].

- **Spectral Rolloff**

Gibt an, bis zu welcher Frequenz sich α % (typ. $\alpha = 85\%$) der spektralen Energie aufsummieren [115, S. 6]. Die Berechnung erfolgt durch Variation der Bandgrenze K bis ein festgelegte Verhältnis r erreicht ist [46].

$$r = \frac{\sum_{k=0}^K X(k)}{\sum_{k=0}^N X(k)} \quad (4.11)$$

$$SR_\alpha = f(K) \quad (4.12)$$

- **Spectral Brightness**

Gibt die akkumulierte prozentuale spektrale Energie über einer festzulegenden Frequenz an [109, S. 102].

- **Spectral Flux**

Ist definiert über die Differenz spektralen Amplituden zwischen aktuellem und nachfolgendem Frame m . Das Merkmal beschreibt somit die lokalen spektralen Veränderungen [115, S. 6] [46].

$$SF(m) = \sum_{k=0}^K (X_m(k) - X_{m-1}(k))^2 \quad (4.13)$$

Die **(Psycho)akustik** befasst sich mit Untersuchungen zur Verknüpfung zwischen physikalischen Reizen und deren hervorgerufene Wahrnehmung beim Menschen. Dabei wird versucht aus einem gemessenen Zusammenhang zwischen Reiz und Empfindung ein mathematisches Modell abzuleiten [59, S. 53]. Nachstehend sind die in dieser Arbeit untersuchten (psycho)akustischen Parameter dargestellt. Die Berechnungen in Matlab[®] wurden aus [178] übernommen und erfolgen nach [2].

- **Lautheit**

Beurteilt die subjektiv empfundene Lautstärke von Geräuschen anhand einer linearen Skala. Als Vergleichswert wurde ein Sinuston der Frequenz $f = 1kHz$ mit einem Schalldruckpegel³ von 40 dB definiert. Dieses Signal hat die Lautheit von 1 *some*. Ein doppelt so laut empfundener Ton besitzt die Lautheit von 2 *some* [59, S. 54].

- **Lautstärkepegel**

Das Lautstärkeempfinden des Menschen ist frequenzabhängig. So können Geräusche

³ „Der Schalldruckpegel L beschreibt das Verhältnis des auftretenden Schalldrucks p_x zum willkürlich festgelegten Bezugsschalldruck p_0 “ [22].

mit gleichem Pegel aber unterschiedlicher Frequenz unterschiedliche Lautstärkeempfindungen hervorrufen. Wird ein Sinuston mit der Frequenz $f = 500 \text{ Hz}$ genauso laut empfunden wie ein 1 kHz Sinuston mit 50 dB, wird ein Lautstärkepegel von 50 *phon* zugeordnet. Der Lautstärkepegel ist nach DIN 45631 definiert [2].

- **Schärfe**

Diese Empfindungsgröße wird wahrgenommen, wenn Geräusche hohe Energie bei hohen Frequenzen aufweisen. Die Schärfe ist ein Maß für den Schwerpunkt der Fläche der Hüllkurve des Spektrums. Dabei wird das Verhältnis der Lautheiten der höherfrequenten Spektralanteile zur Gesamtlautheit bewertet [59, S. 61]. Die Einheit der Schärfe ist *acum* [2].

- **Tonalität**

Diese Empfindungsgröße beschreibt, ob ein Geräusch vorwiegend aus Klängen (Tönen) besteht oder rauschartigen Charakter hat [1]. Allerdings wirkt schmalbandiges Rauschen ebenfalls tonhaltig. Dieser Effekt nimmt allerdings deutlich mit steigender Frequenz ab. Die Einheit der Tonalität ist *tu*. Als Referenzgröße für 1 *tu* gilt ein 1 kHz-Ton mit einem Schalldruckpegel von 60 dB.

- **Artikulationsindex**

Dieser Index stellt ein Maß für die Sprachverständlichkeit dar und kann Werte zwischen 0 (schlechte Sprachverständlichkeit) und 1 annehmen. Die Ermittlung erfolgt aus den Differenzen des Sprachspitzenpegels und des Störschallpegels in relevanten Terz-, Oktav- oder Frequenzgruppenbändern. Die Pegeldifferenzen werden addiert, wobei die einzelnen Frequenzbänder Wichtungsfaktoren besitzen [126, S. 116].

4.2 Klassifikatorauswahl und Merkmalsselektion



Abbildung 4.3: Teilschritt der Mustererkennung - Merkmalsselektion

Bereits in Kapitel 2.3.2.1 wurde eine Auswahl an zu untersuchenden Klassifikatoren getroffen und diese kurz erläutert. In diesem Kapitel wird die Merkmalsreduktion und -selektion vorgestellt. Weiterhin wird aus den Klassifikatoren *Bayes*, *SVM*, *CART*, *LogReg*, *KNN* und *NN* das am beste geeignete Verfahren identifiziert.

Dabei wurden zunächst alle Klassifikationsverfahren, bis auf *CART und SVM* bei denen intern eine Merkmalsselektion vorgenommen wird, in einen Wrapperprozess eingebettet. Bei diesem wird eine Merkmalsselektion über die Güte eines angelerten Klassifikators durchgeführt (vgl. Kapitel 2.3.1). Die Kombination der Merkmalsselektion mit dem Klassifikator ist ein entscheidender Vorteil gegenüber den Filterverfahren. Weiterhin wurde in den Voruntersuchungen von [97] gezeigt, dass die Wrappermethode auf Basis weniger Merkmale gleiche bzw. bessere Klassifikationsergebnisse erzielte. Hinsichtlich der Suchmethode wurde die SFS hinsichtlich Merkmalanzahl, Klassifikationsgüte und Rechenaufwand in [97] als effektivstes Verfahren identifiziert. Durch die Verwendung der untersuchten Klassifikatoren mit dem genannten Wrapperprozess wird auch gleichzeitig eine Abschätzung der Güte der angelerten Klassifikatoren erzielt. Diese Ergebnisse werden für die Auswahl des am besten geeigneten Verfahrens verwendet.

Für die weiteren Untersuchungen wurde die Gesamtheit der Merkmale nach deren Komplexität in drei Gruppen unterteilt. So enthält die erste Merkmalsgruppe nur Merkmale im Zeitbereich, die Zweite Merkmale aus Zeitbereich und FFT-Spektrum und die Dritte alle Merkmale. Dabei wird das Ziel verfolgt, eine möglichst gute Klassifikationsrate mit einfachen bzw. wenigen Merkmalen zu erreichen, da dies für die Portierung auf ein Embedded System aus Gründen begrenzter Rechenperformanz wichtig ist. Für jede Gruppe wurde auf Basis einer 10-fachen Kreuzvalidierung der Wrapperprozess durchlaufen und so die Anzahl der benötigten Merkmale und die Klassifikationsgüte bestimmt. Die Untersuchungen wurden mit der zur Zeit am weitesten verbreiteten Open-Source Software für Data Mining ermittelt - *RapidMiner* [101].

4.2.1 Klassifikation von Krafteinwirkungen

Da eine ungleiche Häufigkeitsverteilung in den Referenzdaten vorliegt, werden die Klassifikatoren nicht auf Grundlage der Korrektklassifikationsrate sondern der Sensitivität, der gemittelten Sensitivität über die vier Klassen, der AUC und der Anzahl der benötigten Merkmale bewertet. In Tabelle 4.1 sind für die drei Merkmalsgruppierungen die Ergebnisse für alle untersuchten Klassifikatoren für jede Klasse dargestellt.

In der ersten Merkmalsgruppe, die Merkmale aus dem Zeitbereich beinhaltet, ist zu sehen, dass die SVM im Vergleich zu den anderen Klassifikatoren sehr schlechte Ergebnisse erzielt. Dieses Verhalten spiegelt sich auch in den weiteren zwei Merkmalsgruppierungen wider, sodass die SVM nicht auf das vorliegende Problem anzuwenden ist. Weiterhin ist zu sehen, dass kein Klassifikator unter den Untersuchten existiert, der für alle vorherzusagenden Klassen die beste Sensitivität besitzt. So hat jedes Klassifikationsverfahren Vor- und Nachteile in der

Tabelle 4.1: Sensitivität und AUC der Klassifikation von Krafterwirkungen

Merkmale	Krafterwirkung	Bayes	SVM	CART	LogReg	KNN	NN
Gruppe 1 ¹	Parkrempler	77%	3%	80%	78%	79%	85%
	Sonstige	82%	87%	91%	94%	92%	94%
	Glasbruch	50%	0%	30%	35%	0%	20%
	Irrelevantes Ereignis	98%	99%	99%	99%	99%	99%
	Korrektklassifikationsrate	91%	89%	95%	95%	94%	97%
	Mittlere Sensitivität	77%	47%	75%	77%	68%	75%
	AUC	0,926	* ⁴	0,969	0,957	0,990	0,920
	Anzahl der Merkmale	6	*	24	11	9	12
Gruppe 2 ²	Parkrempler	83%	4%	78%	82%	81%	89%
	Sonstige	88%	93%	94%	96%	94%	96%
	Glasbruch	65%	0%	40%	75%	5%	0%
	Irrelevantes Ereignis	99%	100%	99%	99%	99%	99%
	Korrektklassifikationsrate	94%	92%	95%	97%	95%	97%
	Mittlere Sensitivität	84%	49%	78%	89%	70%	71%
	AUC	0,974	* ⁴	0,952	0,985	0,992	0,955
	Anzahl der Merkmale	9	*	20	9	6	9
Gruppe 3 ³	Parkrempler	79%	4%	79%	87%	79%	89%
	Sonstige	91%	97%	95%	96%	93%	91%
	Glasbruch	30%	10%	40%	70%	15%	30%
	Irrelevantes Ereignis	75%	100%	99%	99%	99%	99%
	Korrektklassifikationsrate	95%	93%	96%	97%	95%	97%
	Mittlere Sensitivität	83%	53%	78%	88%	72%	77%
	AUC	0,955	* ⁴	0,973	0,988	0,978	0,949
	Anzahl der Merkmale	9	*	21	19	8	7

Vorhersagewahrscheinlichkeit einer der untersuchten Klassenausprägungen.

Allgemeingültig ist festzustellen, dass die besten Vorhersagewerte für irrelevante Ereignisse erzielt werden. Ein zu konzipierende System kann somit sehr gut zwischen relevanten und irrelevanten Ereignissen differenzieren. Die schlechtesten Werte sind bei der Klasse Glasbruch zu beobachten. Dies liegt einerseits an der durch den hohen Aufwand begründeten kleinen Stichmenge an Referenzdaten. Somit resultiert ein falsch klassifizierter Datensatz sofort in eine hohe Sensitivitätsänderung. Weiterhin lassen sich die schlechten Ergebnisse für Glasbrüche

¹Merkmale aus dem Zeitbereich

²Merkmale aus Zeitbereich und FFT-Spektrum

³Alle Merkmale

⁴Eine Berechnung der AUC war auf Grundlage der verwendeten Software nicht möglich. Auf eine alternative Implementierung in Matlab[®] wurde aus Gründen der schlechten Klassifikationsergebnisse verzichtet.

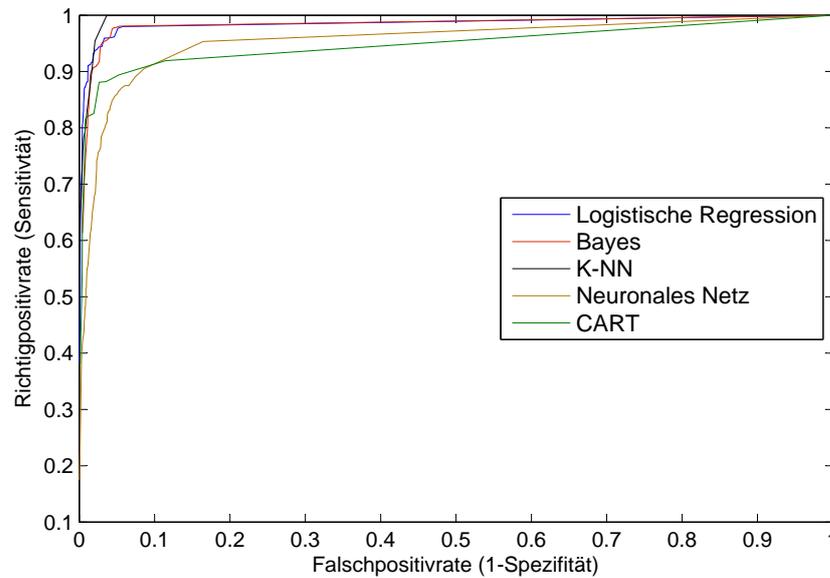


Abbildung 4.4: ROC-Kurven auf Grundlage der *One-versus-all* Methode der untersuchten Klassifikatoren für die Merkmalsgruppe 2

anhand des Aufbaus begründen. Die Glasscheiben sind nicht direkt mit der Fahrzeugaußenhaut verbunden, sondern nur indirekt über Anbauteile. Untersuchungen haben ergeben, dass alle korrekt klassifizierte Glasbrüche dadurch gekennzeichnet waren, dass das zersplitterte Glas an der Innenseite der Fahrzeugaußenhaut heruntergefallen ist. In diesem Fall wird die Fahrzeugaußenhaut mit appliziertem Sensor zu Schwingungen angeregt. Bei den restlichen nicht korrekt klassifizierten Glasbrüchen führte die Krafteinwirkung nur zu einem Loch in der Glasscheibe ohne herabfallende Glassplitter. In diesen Fällen wiesen fast alle Klassifikatoren das Ereignis der Klasse „Sonstige Krafteinwirkungen“ zu.

Beim Vergleich mit der zweiten Merkmalsgruppierung ist bei fast allen Klassifikationsverfahren eine Verbesserung der Sensitivität zu beobachten. Daraus lässt sich schließen, dass für die Klassifikation wichtige Informationen in den spektralen Merkmalen enthalten sind.

In der dritten Merkmalsgruppe fällt auf, dass die Sensitivitäten der einzelnen Klassifikatoren weniger stark ansteigen als beim Vergleich der ersten zur zweiten Merkmalsgruppe. Teilweise ist sogar eine Verringerung der Klassifikationsgüte wie z.B. im Fall der Parkrempler bei Bayes zu sehen. Dies resultiert aus der Arbeitsweise des verwendeten Wrapper-Prozesses, der eine Optimierung anhand der Korrektklassifikationsrate vornimmt. Diese wird durch das Ungleichgewicht der Referenzdatenmenge der einzelnen Klassen größer, aber gleichzeitig können die Sensitivitäten sinken. Ein ähnliches Verhalten ist anhand des Bewertungsmaßes AUC zu sehen. Während bei fast allen Klassifikatoren ein Anstieg der AUC von Merkmalsgruppe eins zu zwei zu beobachten ist, nimmt der Wert zur dritten Merkmalsgruppe ab. Diese Klassifikationsmodell sind damit als weniger Performant einzuschätzen. Abbildung 4.4 zeigt beispielhaft den Verlauf der ROC-Kurven auf Basis der *One-versus-all* Methode (vgl. Kapitel 2.3.2.3) für die zweite Merkmalsgruppe.

Ein weiteres Bewertungskriterium für einen auszuwählenden Klassifikator ist die in Tabelle 4.2 dargestellte Falschnegativrate. Diese Rate gibt an, wie viel relevante Ereignisse fälschlicherweise als irrelevant detektiert wurden. Insgesamt fällt auf, dass bis auf die SVM alle Klassifikatoren ähnliche Werte aufweisen.

Zusammenfassend ist festzustellen, dass eine Konzentrierung auf die Merkmalsgruppe zwei am sinnvollsten erscheint. Diese stellt einen guten Kompromiss zwischen Anzahl und Komplexität der Merkmale und der Klassifikationsgüte dar. Speziell die Verringerung der Merkmalsanzahl und -komplexität ist in Hinsicht auf die Implementierung eines Embedded Systems von Bedeutung. Aus diesen Gründen wird die folgende Bewertung und die Auswahl eines Klassifikators auf die Ergebnisse der zweiten Merkmalsgruppe bezogen.

Tabelle 4.2: Falschnegativrate der Klassifikation von Krafteinwirkungen

Merkmale	Bayes	SVM	CART	LogReg	KNN	NN
Zeitbereich	5%	12%	2%	1%	2%	1%
Zeit-/Frequenzbereich	2%	3%	2%	0%	1%	1%
Alle	2%	2%	1%	1%	3%	2%

Auswahl des Klassifikationsalgorithmus für Krafteinwirkungen

In Tabelle 4.3 ist eine Bewertung der untersuchten Klassifikationsverfahren abhängig der Parameter Klassifikationsgüte, Falschklassifikationsrate, Anzahl der verwendeten Merkmale und Implementierungsaufwand dargestellt.

Die Verfahren Bayes und logistische Regression weisen über alle Klassen die höchsten Sensitivitäten der Klassifikationsverfahren auf. Alle anderen Klassifikatoren besitzen eine sehr schlechte Ergebnisse bei der Prädiktion der Glasbrüche. Die in Tabelle 4.2 dargestellten Falschnegativraten für die zweite Merkmalsgruppe sind für alle Klassifikatoren sehr gering.

Tabelle 4.3: Bewertung der Klassifikationsverfahren für Krafteinwirkungen: - schlecht, 0 mittel, + gut

	Bayes	CART	LogReg	KNN	NN
Klassifikationsgüte	+	0	+	0	-
Falschklassifikationsrate	0	0	+	0	+
Anzahl der Merkmale	0	-	0	+	0
Implementierungsaufwand	0	+	+	-	0

Das Optimum mit einer Falschnegativrate von 0% stellt die logistische Regression dar. Hinsichtlich der verwendeten Anzahl an Merkmalen ist das KNN-Verfahren am besten zu bewerten. Der Entscheidungsbaum CART hingegen benötigt mehr als doppelt so viele Merkmale wie die restlichen Klassifikatoren. Der Implementierungsaufwand stellt einen entscheidenden Bewertungspunkt für die Auswahl eines Klassifikators dar. Bei einem Naiven-Bayes Verfahren muss für jedes Merkmal und jede Klasse eine Häufigkeitsverteilung vorgehalten werden. Der Entscheidungsbaum lässt sich relativ einfach durch fest ermittelte Vergleiche von Merkmalsausprägungen realisieren. Ähnlich komfortabel ist der Aufwand bei einer logistischen Regression, da die Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeit über einen Satz von Multiplikationen und Additionen in der Regressionsfunktion ermittelt werden kann. Das aufwändigste Verfahren ist der KNN Klassifikator. Hierfür müssen alle in der Referenzdatenbank ermittelten Merkmalsausprägungen vorgehalten werden, sodass der geringste Abstand des zu klassifizierenden Musters berechnet werden kann. Ein neuronales Netz hingegen setzt Matrixoperationen voraus, die sich auf eine Reihe von Multiplikationen und Additionen zurückführen lassen.

Aus der Übersicht wird deutlich, dass die logistische Regression das größte Potential für die Klassifikation von Krafteinwirkungen besitzt. Aus diesem Grund werden in Kapitel 4.4.1 Untersuchungen für die endgültig zu verwendende Merkmalsanzahl vorgestellt.

4.2.2 Schadensprognose

Tabelle 4.4 zeigt eine Übersicht über die Klassifikationsgüte der untersuchten Verfahren für die Schadensprognose.

Analog zur Klassifikation von Krafteinwirkungen weist die SVM die schlechtesten Ergebnisse auf. Die geringste Sensitivität ist bei plastischen Schäden zu sehen. Dies ist einerseits erneut mit der geringeren Anzahl von Referenzdaten zu begründen und andererseits wurden in den Referenzdaten auch sehr geringe plastische Verformungen erzeugt, bei denen nur eine sehr kleine „Delle“ zu beobachten war. Es wird vermutet, dass bei diesen Versuchsreihen charakteristische Merkmale für eindeutig sichtbare plastische Verformungen nicht stark genug ausgeprägt waren. Dies begründet sich darin, dass alle korrekt klassifizierten Messreihen größere plastische Verformungen aufweisen (z.B. nach einem Parkrempler). Kleinere plastische Verformungen, z.B. infolge eines Einkaufswagen, wurden der elastischen Gruppe zugeordnet.

Im Vergleich zu den Ergebnissen der Klassifikation der Krafteinwirkungen ist wiederum kein signifikanter Anstieg der Sensitivität und AUC von der zweiten zur dritten Merkmalsgruppe zu beobachten. Aus diesem Grund wird auch für die Schadensprognose die zweite Merkmalsgruppe ausgewählt.

Tabelle 4.4: Sensitivität der Schadensprognose

Merkmale	Krafteinwirkung	Bayes	SVM	CART	LogReg	KNN	NN
Gruppe 1 ¹	Elastisch	95%	99%	93%	96%	98%	96%
	Plastisch	50%	0%	52%	51%	3%	26%
	Kratzer	85%	34%	84%	85%	84%	83%
	Korrektklassifikationsrate	88%	76%	86%	87%	82%	84%
	Mittlere Sensitivität	77%	44%	76%	77%	62%	68%
	AUC	0,891	*	0,962	0,910	0,756	0,882
	Anzahl der Merkmale	6	*	25	8	2	4
Gruppe 2 ²	Elastisch	95%	99%	95%	97%	96%	96%
	Plastisch	57%	35%	60%	63%	58%	65%
	Kratzer	94%	88%	90%	92%	92%	93%
	Korrektklassifikationsrate	89%	88%	89%	92%	90%	91%
	Mittlere Sensitivität	82%	74%	82%	84%	82%	85%
	AUC	0,934	*	0,934	0,944	0,974	0,943
	Anzahl der Merkmale	4	*	10	6	4	6
Gruppe 3 ³	Elastisch	95%	98%	96%	97%	97%	97%
	Plastisch	60%	39%	60%	69%	63%	68%
	Kratzer	94%	92%	89%	94%	93%	93%
	Korrektklassifikationsrate	90%	89%	90%	92%	92%	92%
	Mittlere Sensitivität	83%	75%	82%	87%	84%	86%
	AUC	0,938	*	0,939	0,955	0,981	0,943
	Anzahl der Merkmale	4	*	6	10	5	8

Auswahl des Klassifikationsalgorithmus zur Schadensprognose

Die Tabelle 4.5 stellt eine Bewertungsübersicht der Klassifikationsverfahren für die Schadensprognose mit der zweiten Merkmalsgruppe dar. Bei den mittleren Sensitivitäten ist kein großer Unterschied der untersuchten Verfahren festzustellen. Die größte mittlere Sensitivität weist die logistische Regression und das neuronale Netz auf.

Die Anzahl der Merkmale ist bei der Schadensprognose durchgängig geringer als bei Klassifikation von Krafteinwirkungen. So verwendet der Naive-Bayes-Klassifikator und KNN lediglich vier Merkmale, während der Entscheidungsbaum erneut die meisten Merkmale benötigt. Die Ausführungen zum Implementierungsaufwand sind analog zu denen bei der Klassifikation von Krafteinwirkungen. Zusammenfassend stellt die logistische Regression auch bei der Schadensprognose das beste Klassifikationsverfahren dar und wird in Kapitel 4.4.2 im Hinblick auf die effektivste Merkmalsanzahl hin optimiert.

¹Merkmale aus dem Zeitbereich

²Merkmale aus Zeitbereich und FFT-Spektrum

³Alle Merkmale

Tabelle 4.5: Bewertung Schadensprognose: - schlecht, 0 mittel, + gut

	Bayes	CART	LogReg	KNN	NN
Klassifikationsgüte	+	+	+	+	+
Anzahl der Merkmale	+	-	0	+	0
Implementierungsaufwand	0	+	+	-	0

4.3 Logistische Regression

In den vorangegangenen Untersuchungen hat sich die logistische Regression für das vorliegende Klassifikationsproblem als das beste Klassifikationsverfahren herausgestellt. In diesem Kapitel erfolgt daher eine detaillierte Beschreibung der Funktionsweise und Eigenschaften der logistischen Regression. Dabei wird zunächst auf das Verfahren für eine binäre Klassenausprägung eingegangen, gefolgt von einer Erweiterung für Mehrklassenprobleme. Die nachfolgenden Erläuterungen zur binären logistischen Regression stellen eine Zusammenfassung aus [39, 12, 55] dar.

Die logistische Regression ermittelt über einen Regressionsansatz die Wahrscheinlichkeit einer Klassenzugehörigkeit. Dabei dient als Ansatzpunkt ein Nachteil des einfachen linearen Regressionsmodells nach Gleichung 4.14 für einen Zwei-Variablen-Fall. Das lineare Regressionsmodell ist nicht geeignet, um auf Grundlage verschiedener Einflussfaktoren x_i eine Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeit y_i zu schätzen. Die Wahrscheinlichkeiten y_i dürfen nur Werte zwischen 0 und 1 annehmen. Das lineare Vorhersagemodell besitzt allerdings einen Wertebereich von $[-\infty, \infty]$. Ein logistischer Regressionsansatz ist ein Modell, das logisch konsistente Schätzwerte in einem Wertebereich von $[0, 1]$ besitzt.

$$y_i = a + bx_i \quad (4.14)$$

Die logistische Regression stellt ein verallgemeinertes lineares Modell dar. Hierbei werden Schätzwerte der abhängigen Variablen nicht unmittelbar durch eine lineare Gleichung bestimmt, sondern über eine sogenannte *Link-Funktion*. Diese Funktion transformiert die Regressionsgerade in einen nicht-linearen Verlauf [55]. Die logistische Regression besteht also auf einer Seite aus dem Regressionsausdruck $a + bx_i$ mit dem Wertebereich $[-\infty, \infty]$. Auf der anderen Seite wird nun ein Ausdruck gesucht, der den gleichen Wertebereich aufweist, aber eine binäre Variable einbinden kann [39]. Hierfür sind mehrere Zwischenschritte notwendig. Als Erstes wird nur noch die Wahrscheinlichkeit p_i dafür betrachtet, dass ein bestimmtes Untersuchungsobjekt die Ausprägung $y_i = 1$ aufweist - $p_i = P(y_i = 1)$. p_i kann in einem Bereich von 0 bis 1 variieren [55]. Im nächsten Schritt wird als abhängige Variable das Chancenverhältnis, zur Gruppe 1 anzugehören, betrachtet. Dieses Wahrscheinlichkeitsverhältnis

der Gruppe anzugehören wird durch die komplementäre Wahrscheinlichkeit ihr nicht anzugehören dividiert. Dieses auch *Odds* genannte Wahrscheinlichkeitsverhältnis kann nun Werte im Bereich $[0, \infty]$ annehmen [39, 55].

$$\frac{p_i}{1 - p_i} = Odds \quad (4.15)$$

Im letzten Schritt werden die *Odds* logarithmiert, sodass der neue Ausdruck im Bereich von $[-\infty, \infty]$ variiert. Der neue Ausdruck auf der linken Seite heißt *Logit* und stellt die oben erwähnte *Link-Funktion* dar. Daraus ergibt sich die Schätzgleichung für J unabhängige Variablen x_j ($j = 1, \dots, J$).

$$\ln\left(\frac{p_i}{(1 - p_i)}\right) = a + b_1x_{i1} + b_2x_{i2} + \dots + b_jx_{ij} + \dots + b_Jx_{iJ} = a + \sum_{j=1}^J b_jx_{ij} \quad (4.16)$$

Das Modell für die logistische Regression ergibt sich nun durch Auflösung der Gleichung nach der Wahrscheinlichkeit p_i . Die Regressionskoeffizienten a und b werden auch *Logit-Koeffizienten* bezeichnet.

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} \quad (4.17)$$

$$z_i = a + \sum_{j=1}^J b_jx_{ij} \quad (4.18)$$

Abbildung 4.5 zeigt den nichtlinearen Verlauf einer logistischen Regressionsfunktion im Logitintervall $[-6; +6]$. Die Funktionskurve hat immer eine S-förmige Gestalt und verläuft punktsymmetrisch zum Wendepunkt der Kurve, der immer bei $p_i = 0,5$ ist. Es ist zu sehen, dass sich die Werte für p_i an den Randbereichen asymptotisch 0 respektive 1 annähern [39]. Der Logit-Koeffizient a hat keinen Einfluss auf die Gestalt der Regressionsfunktion, sondern auf

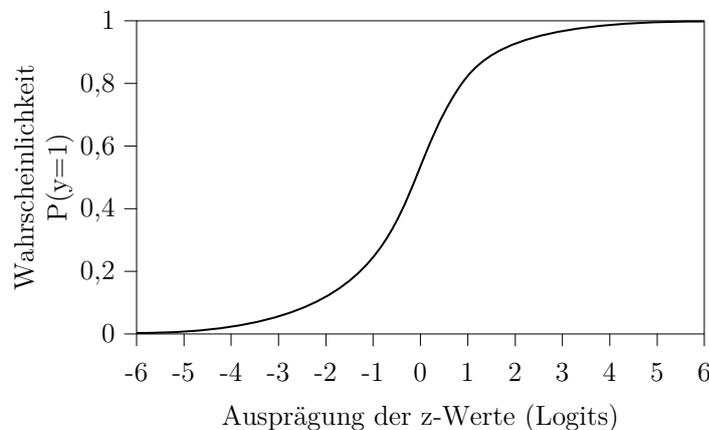


Abbildung 4.5: Verlauf der logistischen Regression nach [12, S. 432]

deren horizontale Lage. Die Koeffizienten b_j bestimmen die Steilheit der Kurve. Ein hoher Wert bewirkt eine große Steilheit. Je näher der Wert an Null liegt, umso flacher ist die Kurve. Negative b_j bewirken, dass die Kurve von links nach rechts abfällt [39, 55].

Die Bestimmung der Koeffizienten wird mit dem Maximum-Likelihood-Verfahren unter Verwendung von Referenzdaten geschätzt. Hierbei wird im Nachhinein die Wahrscheinlichkeit des Auftretens einer konkreten Stichprobe bei einem bestimmten Parameter bestimmt. Dabei werden die Koeffizienten mit der Likelihood-Funktion (Gleichung 4.19) iterativ so lange angepasst, bis das Produkt der Wahrscheinlichkeiten aller Objekte maximal ist [12, S. 437].

$$L = \prod_{i=1}^I \left(\frac{1}{1 + e^{-z_i}} \right)^{y_i} \cdot \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-z_i}} \right)^{1-y_i} \rightarrow \max \quad (4.19)$$

Zur Vereinfachung des Optimierungsproblems wird häufig die LogLikelihood-Funktion (LL) nach Gleichung 4.20 verwendet. Dabei wird an der Stelle des Produktes \prod der Logarithmus naturalis (\ln) der Likelihoodfunktion verwendet [12, S. 437].

$$LL = \sum_{i=1}^I \left[y_i \cdot \ln \left(\frac{1}{1 + e^{-z_i}} \right) \right] + \left[(1 - y_i) \cdot \ln \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-z_i}} \right) \right] \quad (4.20)$$

Anhand der Kurvenform aus Abbildung 4.5 wird ersichtlich, dass gleiche Veränderungen einer unabhängigen Variablen sich nicht gleichförmig auf die Eintrittswahrscheinlichkeit auswirken. So wirkt sich eine gleiche Veränderung der unabhängigen Variablen in unterschiedlichen Bereichen verschieden auf p_i aus. Aus diesem Grund können die Logit-Koeffizienten im Gegensatz zur linearen Regression nicht direkt als Einflussstärke einer unabhängigen Variablen angesehen werden. Hierfür wird das sogenannte *Odds-Ratio* nach Gleichung 4.21 verwendet. Es gibt den Faktor der Vervielfachung des Wahrscheinlichkeitsverhältnisses an, wenn die unabhängige Variable um eine Einheit erhöht wird. Das *Odds-Ratio* kann Werte im Bereich von 0 bis ∞ annehmen. Bei Effektkoeffizienten größer eins steigt die Eintrittswahrscheinlichkeit p_i , bei Werten kleiner eins sinkt sie. Ein Wert von 1 signalisiert, dass die Erhöhung der unabhängigen Variablen keinen Einfluss auf die Eintrittswahrscheinlichkeit [39, 55].

$$\text{oddsratio}_j = \exp(b_j) \quad (4.21)$$

Multinomiale logistische Regression

Die bisherigen Betrachtungen haben die logistische Regression für binäre Klassenausprägungen beschrieben. Im multinominalen Fall muss mehr als nur eine Übergangswahrscheinlichkeit geschätzt werden. Beispielhaft sind in Abbildung 4.6 die Übergangswahrscheinlichkeiten für ein Dreiklassenproblem dargestellt. Dementsprechend müssen in diesem Fall drei Logits bestimmt werden. In der Abbildung ist jedoch zu sehen, dass eine dieser drei Logits redundant

ist, da sich eine Übergangswahrscheinlichkeit nach Gleichung 4.22 aus den Restlichen ermitteln lässt. Somit müssen für N Klassen $N - 1$ Logits bestimmt werden, während ein Logit als Referenzkategorie bezeichnet und auf Null gesetzt wird [106, 113].

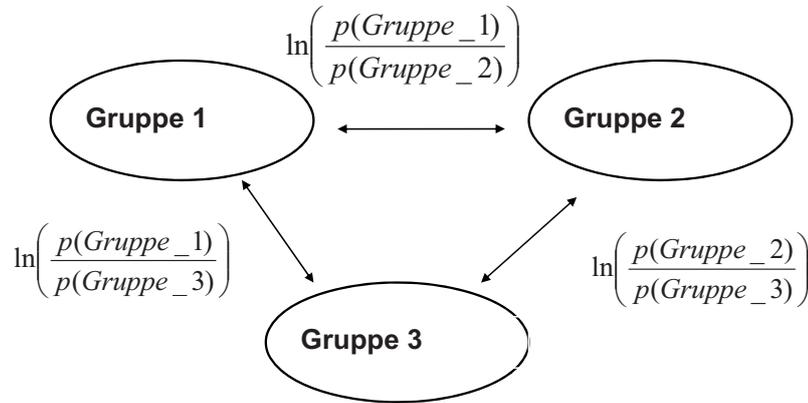


Abbildung 4.6: Wahrscheinlichkeitsübergänge im Dreiklassenfall [106]

$$\ln\left(\frac{p(\text{Gruppe}1)}{p(\text{Gruppe}2)}\right) = \ln\left(\frac{p(\text{Gruppe}1)}{p(\text{Gruppe}3)}\right) - \ln\left(\frac{p(\text{Gruppe}2)}{p(\text{Gruppe}3)}\right) \quad (4.22)$$

Die absoluten Wahrscheinlichkeiten der Zugehörigkeit zur Klasse n kann nun über Gleichung 4.23 berechnet werden [106].

$$p(\text{Klasse}_n) = \frac{e^{\text{Logit}_{\text{Klassen}}}}{\sum_{n=1}^N e^{\text{Logits}(n)}} \quad (4.23)$$

Bewertung des Gesamtmodells

Über die LogLikelihood-Funktion aus Gleichung 4.20 kann die sogenannte Devianz berechnet werden. Diese kann inhaltlich als Fehlerquadratsumme der klassischen Regressionsanalyse angesehen werden. Dabei ist ein Modell geeignet, wenn die Devianz mit Hinzunahme eines relevanten Merkmals sinkt.

$$\text{Dev} = -2 LL \quad (4.24)$$

Eine weitere Möglichkeit das Klassifikationsmodell zu beurteilen, stellt die Nagelkerke- R^2 -Statistik dar. Dabei wird das Ergebnis der Likelihood-Funktion (L_ν) mit dem des Nullmodells (L_0) in Abhängigkeit des Stichprobenumfangs n verglichen. Beim Nullmodell werden alle Merkmalsvariablen auf null gesetzt und lediglich die logistische Regressionskonstante wird ausgewertet [12]. Je größer der nach Gleichung 4.25 auf eins normierte berechnete Nagelkerke- R^2 -Wert ist, desto bessere Klassifikationsergebnisse sind im Vergleich zum Nullmodell zu

erwarten. Nach [12] sind Klassifikationsmodelle ab einem Wert von 0,2 akzeptabel, ab 0,4 gut und über 0,5 sehr gut.

$$R^2 = \frac{1 - \left(\frac{L_0}{L_v}\right)^{\frac{2}{n}}}{1 - (L_0)^{\frac{2}{n}}} \quad (4.25)$$

4.4 Klassifikation



Abbildung 4.7: Teilschritt der Mustererkennung - Klassifikation

4.4.1 Identifikation der Krafteinwirkungen

Die Voruntersuchungen zur Auswahl des Klassifikators haben die logistische Regression für das vorliegende Klassifikationsproblem als am besten geeignet identifiziert. Die Klassifikationsergebnisse zur Bewertung der Verfahren wurden mit allen Merkmalen aus dem Zeit- und Frequenzbereich ermittelt.

In diesem Kapitel wird die Anzahl der effektiv benötigten Merkmale untersucht. Als effektiv wird in diesem Zusammenhang ein bestmöglicher Kompromiss zwischen Klassifikationsgüte und gleichzeitig geringer Merkmalanzahl verstanden. Aus diesem Grund zeigt die Tabelle 4.6 eine Übersicht der Klassifikationsgüte (Sensitivität, mittlere Sensitivität, AUC und Nagelkerke-Werte) in Abhängigkeit der für die Klassifikation von Krafteinwirkungen verwendeten Merkmalanzahl. Diese Ergebnisse wurden erneut über den Wrapperansatz mit 10-facher Kreuzvalidierung ermittelt. Als Bewertungskriterium diente nicht mehr die Korrektklassifikationsrate, sondern die im vorangegangenen Kapitel eingeführte Devianz bzw. -minderung. Es ist zu sehen, dass alle Gütewerte mit größer werdender Anzahl an Merkmalen sukzessive steigen. Dabei existiert bis zur maximalen Merkmalanzahl keine Ausprägung, bei der keine signifikante Steigerung der Gütewerte zu beobachten ist. Aus diesem Grund wird die logistische Regression in der optimalen Ausprägung mit neun Merkmalen vorgeschlagen. Die für die Klassifikation zu verwendenden Merkmale und deren logistische Regressionskoeffizienten sind in Tabelle 4.7 dargestellt.

Tabelle 4.6: Klassifikationsgüte in Abhängigkeit der Merkmalanzahl

Anzahl	Sensitivität				Mittlere Sensitivität	AUC	R^2
	Parkrempler	Sonstige	Irr. Ereignis	Glasbruch			
1	0%	90%	97%	0%	47 %	0,816	0,79
2	6%	93%	99%	0%	49 %	0,910	0,84
3	34%	87%	92%	0%	53 %	0,945	0,88
4	76%	93%	99%	0%	72 %	0,966	0,90
5	76%	88%	100%	25%	82 %	0,967	0,91
6	75%	94%	100%	60%	84 %	0,982	0,92
7	77%	95%	100%	65%	84 %	0,983	0,93
8	78%	94%	100%	65%	84 %	0,984	0,93
9	82%	95%	100%	75%	88 %	0,985	0,94

Tabelle 4.7: Merkmale zur Klassifikation von Krafteinwirkungen und deren logistische Regressionskoeffizienten

Nr.	Merkmal	Koeffizient		
		Parkrempler	Sonstige	Irrelevantes Ereignis
0	Konstante	3,263	-21,918	102,935
1	Oktavspektrum_Mittelwert	4,914	6,863	-1,697
2	Terzspektrum_Mittelwert	-5,187	-7,018	-0,315
3	Spectral Rolloff	-0,004	0,001	-0,011
4	Zeitbereich_Kurtosis	-0,008	0,009	-0,616
5	Spektrum_Autokorrelation_RMS	-68,714	-47,321	-4,874
6	Lautheit	-0,440	-0,568	0,065
7	Zeitbereich_Hüllkurve_Kurtosis	-0,228	-0,106	-0,112
8	Terzspektrum_Schiefe	-3,425	-1,362	0,517
9	Spektrum_Kurtosis	-0,003	-0,001	0,001

4.4.2 Schadensprognose

Analog zu den Betrachtungen für die Klassifikation von Krafteinwirkungen zeigt Tabelle 4.8 eine Übersicht der Gütemaße für die Schadensprognose in Abhängigkeit der Merkmalanzahl. Die Ergebnisse wurden durch die gleiche Vorgehensweise mit einem Wrapperansatz, Kreuzvalidierung und Optimierung anhand Devianzminderung ermittelt. Grundsätzlich werden weniger Merkmale benötigt, da der vorliegende Fall eine Klassenausprägung weniger aufzeigt. Im Gegensatz zur Klassifikation von Krafteinwirkungen ist bereits ab vier Merkmalen keine signifikante Steigerung Gütewerte zu beobachten. Aus diesem Grund wird das effektivste logistische Regressionsmodell auf Basis von vier Merkmalen gewählt. Hierfür zeigt Tabelle 4.9

die Merkmale und deren logistische Regressionskoeffizienten.

Tabelle 4.8: Klassifikationsgüte in Abhängigkeit der Merkmalanzahl

Anzahl	Sensitivität			Mittlere Sensitivität	AUC	R_n^2
	Elastisch	Plastisch	Kratzer			
1	97%	21%	82%	67%	0,885	0,66
2	95%	58%	90%	81%	0,934	0,78
3	96%	60%	93%	83%	0,944	0,80
4	96%	62%	93%	84%	0,945	0,80
5	96%	62%	92%	84%	0,945	0,80
6	97%	62%	93%	84%	0,945	0,80

Tabelle 4.9: Merkmale zur Schadensprognose und deren logistische Regressionskoeffizienten

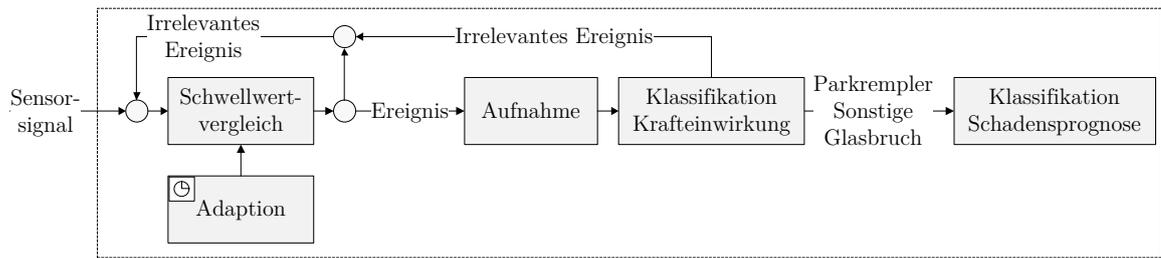
Nr.	Merkmal	Koeffizient	
		Elastisch	Plastisch
0	Konstante	5,617	-1,362
1	Spectral Rolloff	-0,007	-0,002
2	Zeitbereich_Min	-2,944	-3,148
3	Zeitbereich_Kurtosis	0,019	0,021
4	Spektraler Flux_AUC	-0,060	-0,051

5

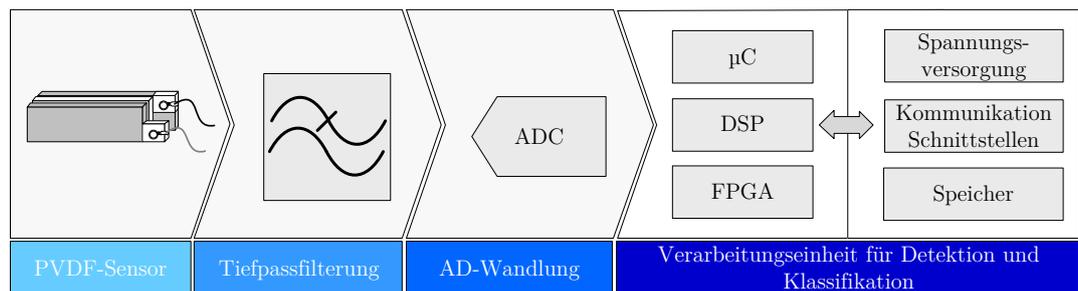
Anwendung auf Fahrzeuge im geparkten Zustand

In den vorangegangenen Kapiteln wurden auf Grundlage der Referenzdaten die Eigenschaften der piezoelektrischen Signale untersucht. Darauf basierend wurden Algorithmen zur Detektion, Lokalisation und Klassifikation untersucht. In diesem Kapitel besteht das Ziel, eine Evaluation der Algorithmen im Fahrzeugumfeld vorzunehmen. Es soll geprüft werden, ob die wissenschaftlich hergeleiteten Ergebnisse aus den vorangegangenen Kapiteln im Fahrzeugumfeld angewendet werden können. Hierfür wird eine Konzeption eines prototypischen Steuergerätes vorgestellt, das die im Systemschaltbild 5.1a dargestellten Bearbeitungsschritte integriert. Zunächst werden die Sensorsignale online, d.h. sukzessive jeder neue Sensorwert, gegen einen adaptiven Schwellwert verglichen. Wurde ein relevantes Ereignis detektiert, wird die Lokalisation der Krafteinwirkung vorgenommen. Das Signal des lokalisierten Sensors wird in einem internen Speicher aufgenommen. In der anschließenden offline-Klassifikation wird auf Basis der aufgenommenen Sensordaten mit dem logistischen Regressionsmodell dem Signal eine Krafteinwirkungsklasse und eine Schadensprognose zugeordnet.

Die einzelnen Teilkomponenten des Gesamtsystems sind in Abbildung 5.1b dargestellt. Zur Konzeption eines prototypischen Steuergerätes werden im folgenden Abschnitt zunächst Anforderungen an die einzelnen Komponenten aufgestellt. Basierend darauf wird die Hardwareauswahl und die Konzeption des Steuergerätes vorgestellt. Dies beinhaltet die effiziente Umsetzung der Teilfunktionen AD-Wandlung, Auslesen der digitalisierten Werte und Detektion einer Krafteinwirkung durch eine parallele Abarbeitung. Auf die zeitintensive Implementierung der Merkmalsberechnung und der Klassifikationsalgorithmen auf das Steuergerät wurde bewusst verzichtet. Anders als bei der Konzeption einer effizienten Auslesestrategie würde dies „nur“ einer Nachimplementierung vorhandener Algorithmen aus Matlab[®] auf das Steuergerät entsprechen und ist nicht von grundlegendem Charakter für die wissenschaftlichen Ergebnisse dieser Arbeit. Für eine Evaluation und Bewertung werden Testdaten im realen Fahrzeugumfeld mit dem konzipierten Steuergerät detektiert, lokalisiert, aufgenommen und in Matlab[®] klassifiziert. Abschließend wird die Machbarkeit des vorliegenden Systems diskutiert und Optimierungsansätze vorgestellt.



(a) Systemschaltbild



(b) Komponenten des prototypischen Steuergerätes

Abbildung 5.1: Komponenten Steuergerät

5.1 Anforderungsanalyse und Hardwaredefinition

Die Konzeption des prototypischen Steuergerätes verfolgt das Ziel, die Machbarkeit der entwickelten Algorithmen im automotiven Umfeld zu testen und zu bewerten. Die automotiven Anforderungen an elektronische Baugruppen sind in den entsprechenden Konzernnormen der Volkswagen AG spezifiziert. Hierin befinden sich u.a. Angaben und ausführliche Testverfahren bezüglich der erlaubten Ruhestromaufnahme, EMV, Temperatur- und Feuchtigkeitsbereiche, Überstromfestigkeit und viele mehr. Die Normen der ISO 16750 gelten als Grundlage der konzerninternen Richtlinien [52]. Da es nicht Gegenstand dieser Arbeit ist, ein seriennahes Steuergerät zu entwickeln, werden viele dieser Anforderungen bei der Konzeption nicht berücksichtigt. Es wird davon ausgegangen, dass mit entsprechenden Mitteln das prototypische Steuergerät an die gestellten Anforderungen angepasst werden kann. Gleiches wird auch für den in der Automobilindustrie enorm wichtigen Kostenfaktor angenommen, weshalb dieser nicht im primären Fokus der Konzeption liegt.

Ein Augenmerk bei der Konzeption wird auf die für das System kritischste Anforderung, der Ruhestromaufnahme, gelegt. Da der Energievorrat der Fahrzeugbatterie endlich ist, besteht das Ziel, mit der aktuell vorhanden Technik eine möglichst geringe Ruhestromaufnahme zu realisieren, um so eine Abschätzung über die Machbarkeit eines seriennahen Steuergerätes für den abgestellten Fahrzeugzustand zu treffen. Nach [141, S. 15] besitzen derzeitige Fahrzeuge eine Ruhestromaufnahme von $3 - 10 \text{ mA}$ bei 12 V Versorgungsspannung. Somit wird sichergestellt, dass das Fahrzeug nach einer festgelegten Zeit in Tagen noch startbar ist.

Tabelle 5.1: Erforderliche Dämpfung bei unterschiedlichen Auflösungen

Auflösung des AD-Wandlers in Bit	Dämpfung bei halber Abtastfrequenz in dB
10	61,96
12	74,00
14	86,04
16	98,08
18	110,12

Wird diese Stromaufnahme durch alle aktiven Funktionen (z.B. Diebstahlwarnanlage, Innenraumüberwachung, Funkfernbedienungsempfänger usw.) zu hoch, müssen größere und damit kostenintensivere Batterien verbaut werden. Diese Ruhestromaufnahme wird allerdings durch ein prototypisches Steuergerät aus Sicht der Forschung nicht zu erreichen sein. Daher dient das prototypische Steuergerät für eine Abschätzung der Machbarkeit und der Identifizierung von Optimierungsmöglichkeiten.

Tiefpassfilter und AD-Wandler

Ein ADC oder eine Kombination mehrerer ADCs muss dreizehn Signale von piezoelektrischen Foliensensoren digitalisieren können. Weiterhin zeigte Kapitel 3.3, dass die differentielle bipolare Messtechnik mit einem Spannungsbereich von mindestens $\pm 10 V$ entscheidende Vorteile besitzt. Damit die untere Grenzfrequenz der durch die Sensorik bedingten Hochpasscharakteristik niedrig ist, muss der ADC einen entsprechend hohen Innenwiderstand aufweisen. Allgemeingültig ist auf eine möglichst niedrige Ruhestromaufnahme zu achten.

Die Anforderungen an das Tiefpassfilter ergeben sich in Kombination mit den Eigenschaften des AD-Wandlers. Allgemeingültig sollte das Filter so steilflankig wie möglich sein, da so die Abtastfrequenz des AD-Wandlers minimiert werden kann. Dies führt in der nachfolgenden Verarbeitungseinheit zu geringeren Performanzanforderungen hinsichtlich Speichergröße und Verarbeitungsgeschwindigkeit. Die obere Grenzfrequenz ist analog zum Versuchsaufbau zur Aufnahme der Referenzdaten mit $f_{-3dB} \approx 4 kHz$ gegeben. Damit kein Aliasing auftritt, kann nach Gleichung 5.1 die benötigte Dämpfung des Signals bei halber Abtastfrequenz des AD-Wandlers berechnet werden [152]. Diese ist abhängig von der Auflösung n des AD-Wandlers. Tabelle 5.1 zeigt die unterschiedlichen Dämpfungswerte bei halber Abtastfrequenz für gängige Auflösungen.

$$SNR[dB] = n \cdot 20 \cdot \log(2)[dB] + 1,76[dB] = n \cdot 6,02[dB] + 1,76[dB] \quad (5.1)$$

In [98] wurde ein Vergleich und eine Auswahl geeigneter Komponenten anhand der formulierten Anforderungen vorgenommen. Dabei stellte sich der AD-Wandler *AD7609* der Firma

Analog Devices als optimales und derzeit verfügbares Bauteil heraus. Gegenüber den anderen Derivaten (vgl. Anhang A.6) besitzt er einen hohen bipolaren Eingangsspannungsbereich, acht differentielle Kanäle und ein integriertes Tiefpassfilter. Gleichzeitig besitzt er bei der Kombination von Tiefpassfilter und AD-Wandler die niedrigste Leistungsaufnahme von 100 mW bei einer Versorgungsspannung von $2,3\text{ V} - 5,25\text{ V}$. Da der AD-Wandler nur acht Kanäle zur Verfügung hat, müssen für das Steuergerät zwei Derivate vorgesehen werden. Damit liegen die ADCs mit Tiefpassfilter bereits über den automotiven Anforderungen der Gesamtleistungsaufnahme von $36\text{ mW} - 120\text{ mW}$, allerdings entspricht dies dem aktuellen Stand der Technik. Hieraus wird ersichtlich, dass das prototypische Steuergerät lediglich zur Abschätzung der Machbarkeit und der Identifizierung von Optimierungsmöglichkeiten dienen kann.

Abbildung 5.2 zeigt das Blockschaltbild des AD7609. Jeder Eingangskanal ist über eine *Clamp Protection* geschützt. Dies ist eine elektronische Schaltung, die die nachfolgende Elektronik vor Eingangsspannungen größer als $\pm 16,5\text{ V}$ schützt [7]. Weiterhin verfügt jedes Paar der differentiellen Eingänge über ein analoges Butterworth-Tiefpassfilter zweiter Ordnung mit anschließender Abtast-Halteschaltung. Über einen Multiplexer werden die Signale nacheinander in einem 18 Bit Sukzessive Approximations Register (SAR)-Wandler digitalisiert und anschließend noch einmal einem digitalen Tiefpassfilter zugeführt. Bei diesem Konzept der Anti-Aliasing-Filterung wird die *Multiraten-Signalverarbeitung* angewendet. Anstatt einen analogen Tiefpassfilter hoher Ordnung zu verwenden, wird durch eine Überabtastung ein Teil der Filterung in den digitalen Bereich ausgegliedert. Mit einer Überabtastung des Eingangssignals werden im Frequenzbereich das Signalspektrum und dessen an der halben Abtastfrequenz gespiegeltes Spektrum stärker voneinander getrennt. Somit werden geringe Anforderungen an die Steilheit und somit Ordnung des analogen Tiefpassfilters gestellt. Je höher diese Überabtastrate ist, desto geringer kann die Ordnung des Filters gewählt werden. Nachdem das Aliasing-freie Signal digitalisiert wurde, erfolgt eine steilflankige Tiefpassfilterung und Unterabtastung im digitalen Bereich auf die gewünschte maximale Signalfrequenz [54]. Die Analog-Digitalwandlung erfolgt nach dem Prinzip der sukzessiven Approximation, bei dem ein Wägeverfahren zur schrittweisen Annäherung an das analoge Eingangssignal angewandt wird. Hierfür wird zunächst die Eingangsspannung über das Abtast-Halte-Glied konstant gehalten. Daraufhin wird das höchstwertigste Bit (Most Significant Bit (MSB)) gesetzt, durch den Digital-Analog-Umsetzer in eine Spannung gewandelt und mittels eines Komparators mit der Eingangsspannung verglichen. Ist die Eingangsspannung größer oder gleich der Referenzspannung, bleibt das Bit gesetzt, ansonsten wird es zurückgesetzt. Nach diesem Vorgang wird jedes Bit ermittelt, wobei für jeden Vergleich ein Taktzyklus benötigt wird [172].

Verarbeitungseinheit

Zur Durchführung der Detektion und Klassifikation ist zunächst die Speichergröße von besonderer Bedeutung. Da das adaptive Schwellwertverfahren nicht nur auf dem aktuellsten sondern

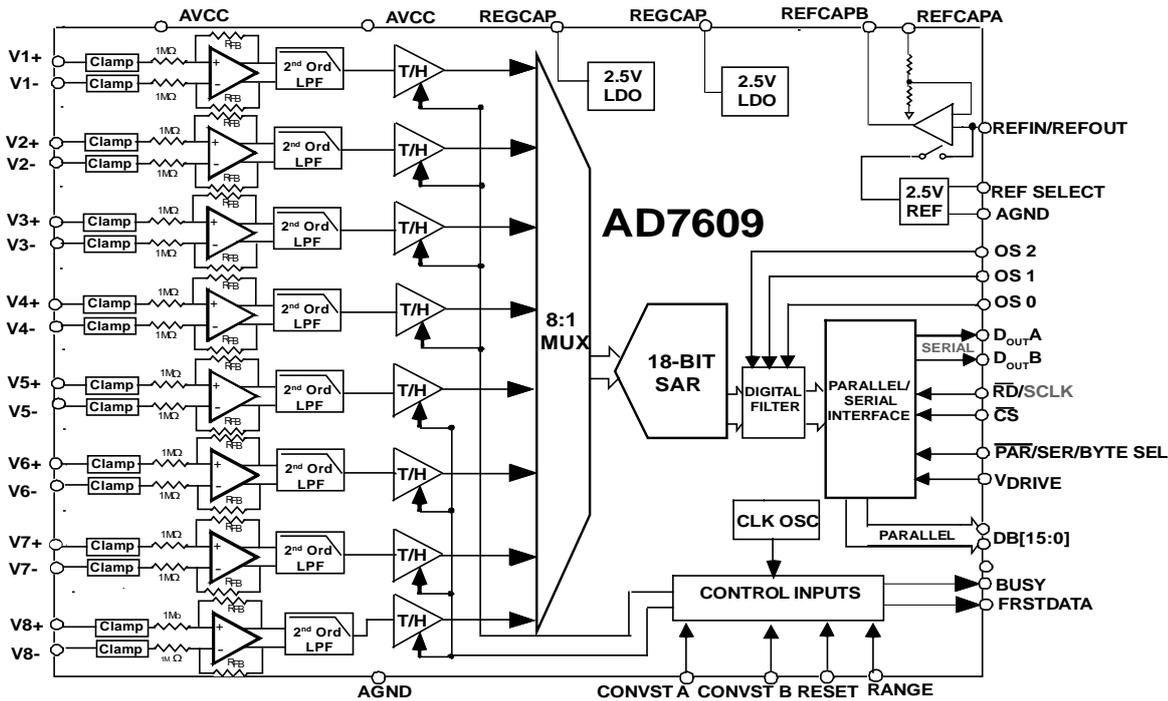


Abbildung 5.2: Blockschaltbild des AD7609 [7]

auch auf zurückliegende Sensorwerten basiert, müssen diese Werte im Speicher vorgehalten werden. Hierfür stehen bei eingebetteten Systemen hauptsächlich die drei verschiedene Speichertechnologien Static Random Access Memory (SRAM), Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory (EEPROM) und Flash(-EEPROM) zur Verfügung. Der flüchtige SRAM-Speicher zeichnet sich durch sehr schnelle Lese- und Schreibzugriffe aus. Im Gegensatz dazu besitzen die nichtflüchtigen EEPROM- und Flash-Speicher langsame Zugriffszeiten [21]. Aus diesem Grund müssen die Sensorwerte für die Detektionsaufgabe im SRAM-Speicher vorgehalten werden. Die Speichergröße für den Detektionsvorgang kann somit in Abhängigkeit von den ADC-Parametern nach Gleichung 5.3 ermittelt werden. Dabei wird von der maximalen Anforderung ausgegangen, in der alle Sensoren gleichzeitig eine Schwellwertüberschreitung aufzeigen. In diesem Fall muss der Pretrigger und die entsprechende Fensterlänge w an Signalwerten (vgl. Tabelle A.24) im Speicher aufgezeichnet werden. Die ermittelten Speichergrößen basieren auf der effektiven Abtastrate der AD-Wandler mit $f_s = 6250s^{-1}$ und 16 Bit digitalisierten Werten.

Um das Signal eines PVDF-Sensors für eine Klassifikation zu speichern, ergibt sich die maximale Speichergröße für einen Kanal nach Gleichung 5.5. Die maximale Länge der Aufnahme setzt sich dabei aus dem Pretrigger t_{pre} , der Fensterlänge w für die Detektion und dem Posttrigger t_{post} zusammen. Diese Größenangaben können nicht als Maximalanforderungen für den Speicher angesehen werden, da zusätzlich weitere Variablen für Zwischenspeicherungen,

Berechnungen und systembedingte Abläufe berücksichtigt werden müssen. Diese hängen allerdings sehr von der Implementierung, Optimierung und dem ausgewähltem System an sich ab, sodass eine Abschätzung ohne Modellierung des Zielsystems nicht möglich ist, und daher in dieser Arbeit nicht angegeben wird.

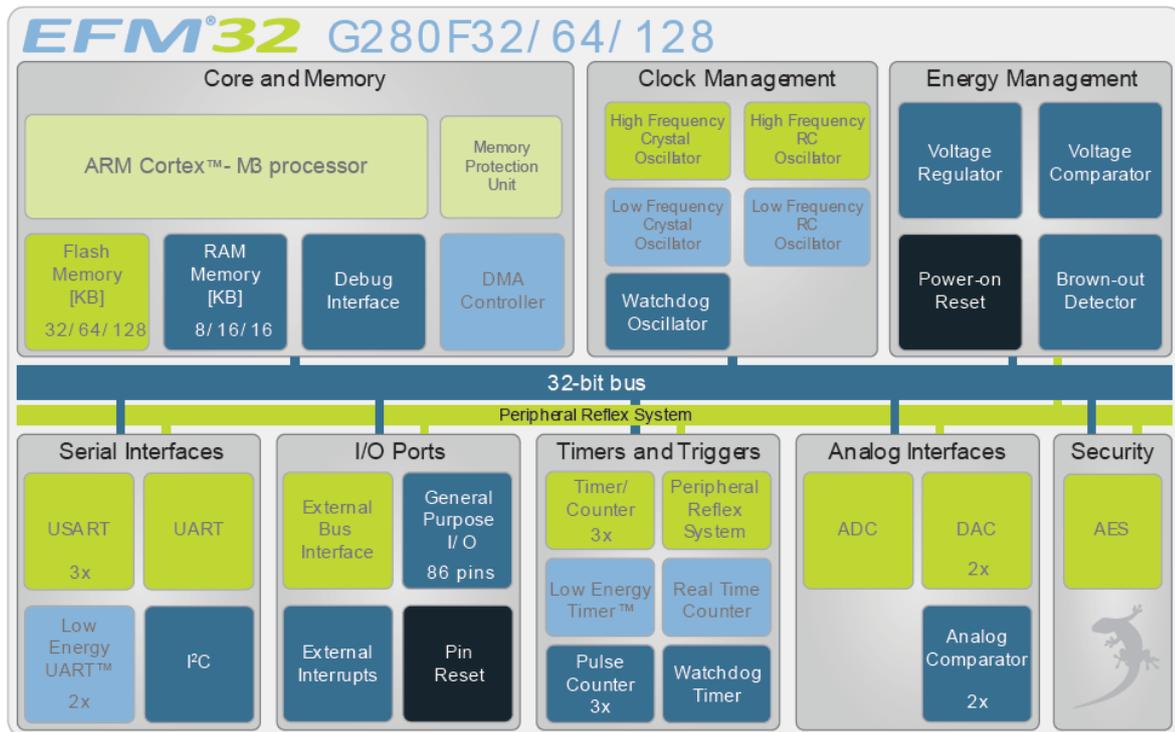
$$SRAM_{Detektion}[kB] = \frac{(t_{pre}(s) + w[s]) \cdot f_s[s^{-1}] \cdot N[bit]}{8 \cdot 1024} \quad (5.2)$$

$$= \frac{(13 * 0,1s + 0,74s) \cdot 6250s^{-1} \cdot 16bit}{8 \cdot 1024} \approx 25kB \quad (5.3)$$

$$SRAM_{Aufzeichnung}[kB] = \frac{(t_{pre}(s) + t_{post}(s) + w[s]) \cdot f_s[s^{-1}] \cdot N[bit]}{8 \cdot 1024} \quad (5.4)$$

$$= \frac{(0,1 + 0,11s + 1s) \cdot 6250s^{-1} \cdot 16bit}{8 \cdot 1024} \approx 15kB \quad (5.5)$$

Für Anwendungen der digitalen Signalverarbeitung werden häufig Digitale Signalprozessoren (DSPs) und Field Programmable Gate Arrays (FPGAs) eingesetzt. Gleichzeitig existieren aber auch Mikrocontroller, die spezielle DSP-Funktionalitäten unterstützen - u.a. *Infinion Tricore, Advanced RISC Machines (ARM) Cortex-M4-Prozessoren*. Weiterhin sind aber auch andere Mikrocontroller wie z.B. *ARM Cortex-M3-Prozessoren* über spezielle DSP-Bibliotheken in der Lage, Funktionen wie eine Fast Fourier Transformation (FFT) durchzuführen. In [98] wurde ein Vergleich und eine Auswahl geeigneter Verarbeitungseinheiten anhand der formulierten Anforderungen vorgenommen. Dabei wurde die Ruhestromaufnahme anhand typischer Vertreter und Vergleichsprojekten abgeschätzt, da u.a. eine genaue Bestimmung für FPGAs von der Konfiguration/Umsetzung abhängig ist. Zusammenfassend ist festzustellen, dass sowohl Mikrocontroller, DSPs als auch FPGAs in der Lage sein sollten, die geforderten Algorithmen auszuführen. Grundsätzlich sind DSPs und FPGAs aufgrund ihres internen Aufbaus bei Berechnungen für Signalverarbeitung dem Mikrocontroller im Vorteil. Bei der Betrachtung der Stromaufnahme und Bauteilkosten hat der Mikrocontroller seinen entscheidenden Vorteil. Somit stellt der *ARM Cortex-M4-Prozessoren* das am besten geeignete Bauteil dar. Das Derivat besitzt eine Leistungsaufnahme von $0,05 \frac{mW}{MHz}$ [144], DSP-Funktionalität und erfüllt die oben genannten Anforderungen. Allerdings war dieser Baustein zur Zeit der Konzeption noch in der Entwicklung und konnte somit nicht berücksichtigt werden. Da die weiteren Mikrocontroller mit DSP-Funktionalität eine zu hohe Leistungsaufnahme besitzen, wurde in [98] die Auswahl des *ARM Cortex-M3-Prozessors* der *EFM32-Familie von Energy Micro* vorgeschlagen. Die Spezifikationen des verwendeten Mikrocontrollers sind im Funktionsüberblick in Abbildung 5.3 dargestellt. Das Derivat besitzt verschiedene Energiemodi, wobei im laufenden Betrieb die Ruhestromaufnahme $180 \frac{\mu A}{MHz}$ beträgt. Die maximale Taktrate beträgt 32 MHz. Zum Auslesen der AD-Wandler steht eine parallele- oder serielle Schnittstelle zur Verfügung.

Abbildung 5.3: Funktionsüberblick des *EFM32-G280F128* [8]

5.2 Elektronik- und Softwarekonzept

In Abbildung 5.4 ist das prototypische Steuergerät mit den Hauptbestandteilen dargestellt. Die Signale der 13 PVDF-Sensoren werden in den zwei AD-Wandlern digitalisiert. Zur Zeit der Bauteilauswahl war der AD7609 lediglich als Nullserienmodell verfügbar. Weiterhin existierte damit noch kein Evaluationsboard, sodass eine Beschaltung über spezielle Adapterplatinen erfolgte. Die Daten werden durch den Mikrocontroller ausgelesen und verarbeitet. Wegen der hohen Übertragungsgeschwindigkeit wird die parallele Schnittstelle (External Bus Interface (EBI)) der seriellen Schnittstelle (Serial Peripheral Interface (SPI)) vorgezogen. Nachteilig daran sind der erhöhte Verkabelungsaufwand und ein erhöhtes Risiko an Übersprechen zwischen den Datenleitungen. Eine hohe Übertragungsgeschwindigkeit ist allerdings nötig, um zwischen zwei Abtastzeitpunkten die Algorithmik zur Detektion einer Krafteinwirkung ausführen zu können. Um das Auslesen zusätzlich effektiv zu gestalten, wird der Direct Memory Access (DMA)-Modus gewählt. In dieser Betriebsart übernimmt ein separater DMA-Controller die Aufgabe des Datenaustauschs zwischen der EBI-Schnittstelle und dem SRAM. Auf diese Weise wird der Prozessor entlastet und kann andere Aufgaben ausführen [150]. Dieses Vorgehen ermöglicht eine Parallelisierung, da das Auslesen neuer digitalisierter Werte „parallel“ zum eigentlichen Detektionsalgorithmus ausgeführt werden kann. Die Parallelisierung ist dabei nicht durchgängig gegeben, da sich der Prozessor und der DMA-Controller als Master den gleichen Bus zur Kommunikation mit den als Slaves ausgeführten SRAM und EBI teilen. Über ein Arbitrierungsverfahren wird immer nur einem Master der Buszugriff

gewährt. Nach Abschluss der durchgeführten Aufgaben wird der Bus freigegeben und kann erneut durch einen Master angefordert werden [50]. Trotz dieser Busteilung kann von annähernd paralleler Abarbeitung ausgegangen werden, da der ARM-Prozessor nach der *load-store Architektur* arbeitet. Um Operationen auf Daten auszuführen, müssen diese in internen Registern vorliegen. Somit werden von dem Prozessor Daten aus dem Speicher in die Register geladen, Operationen auf diesen ausgeführt und abschließend wieder in den Speicher abgelegt [160, 61]. Bei der Ausführung dieser Operationen wird der Buszugriff durch den Prozessor nicht benötigt, sodass der DMA-Controller die Daten aus dem AD-Wandler in den Speicher kopieren kann. Der vollständige Schaltplan ist im Anhang A.7 zu finden.

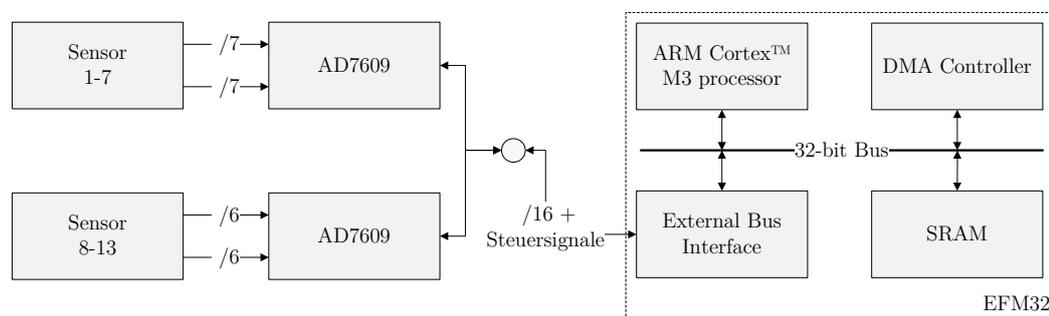


Abbildung 5.4: Systemschaltbild des Prototypensteuergerätes

5.2.1 Ausleseroutine

Bei dem vorliegenden AD-Wandler lässt sich die Grenz- und Abtastfrequenz f_{-3dB} über die Überabtastrate einstellen. Hierfür zeigt Tabelle 5.2 die möglichen Einstellungen. Findet keine Überabtastrung statt, so beträgt die Zykluszeit der AD-Wandlung $5 \mu s$. Je höher die Überabtastrate ist, desto geringer wird die Grenzfrequenz und desto länger die Zykluszeit der Wandlung. Die Untersuchungen zur benötigten Bandbreite aus Kapitel 3.3.2.1 zeigten, dass eine Grenzfrequenz von $f_{-3dB} = 3 kHz$ ausreichend sein sollte. Durch die komplexen Timinganforderungen durch das Auslesen der beiden AD-Wandler, Speicherung der Daten und der Detektion von Kräfteinwirkungen wird durch diese hohe Überabtastrate die Zeit zur Abarbeitung dieser Aufgaben maximiert.

Im Timing-Diagramm in Abbildung 5.5 ist das komplette Verfahren mit zugehörigen Laufzeiten abgebildet. Die effektive Abtastrate beträgt $f_s = 6250 s^{-1}$, sodass eine neue AD-Wandlung mit einer Zykluszeit von $160 \mu s$ gestartet werden muss. Die Wandlungsdauer, signalisiert durch das *Busy-Flag*, beträgt laut Datenblatt zwischen $133 \mu s$ und $158 \mu s$ [7]. Beide AD-Wandler werden synchron gestartet, sodass die Signale aller Sensoren keinen zeitlichen Versatz aufweisen. Mit dem Betriebsmodus *reading during conversion* können während der AD-Wandlung

Tabelle 5.2: Grenzfrequenz und effektive Abtastrate bei unterschiedlichen Überabtastraten [7]

Kennwert	Überabtastrate	3 dB Grenzfrequenz [kHz]	Abtastrate [kHz]
000	-	33,0	200,000
001	2	28,9	100,000
010	4	21,5	50,000
011	8	12,0	25,000
100	16	6,0	12,500
101	32	3,0	6,250
110	64	1,5	3,125

die im vorangegangenen Zyklus digitalisierten Werte über die parallele Schnittstelle ausgelesen werden. Das Auslesen und Kopieren der Daten in den SRAM übernimmt der DMA-Controller. Über die Chip Select (CS)-Leitung werden die beiden AD-Wandler nacheinander ausgelesen. Um die Parallelität der verschiedenen Aufgaben zu gewährleisten, wird das DMA-Verfahren im so genannten *Ping-Pong-Modus* betrieben. In diesem Modus werden die Daten mit den Wandlungszyklen alternierend in einen Speicherbereich *Ping* oder *Pong* geschrieben [8]. Während des Schreibens auf den aktuellen Speicherbereich, kann das Detektionsverfahren auf den anderen Speicherbereich mit den älteren Daten zugreifen und diese verarbeiten. Über diese Methodik erfolgt eine annähernd parallele Abarbeitung der Funktionen AD-Wandlung, Speicherung der dreizehn Signalwerte und Detektion auf eine relevante Kraftereinwirkung. Die

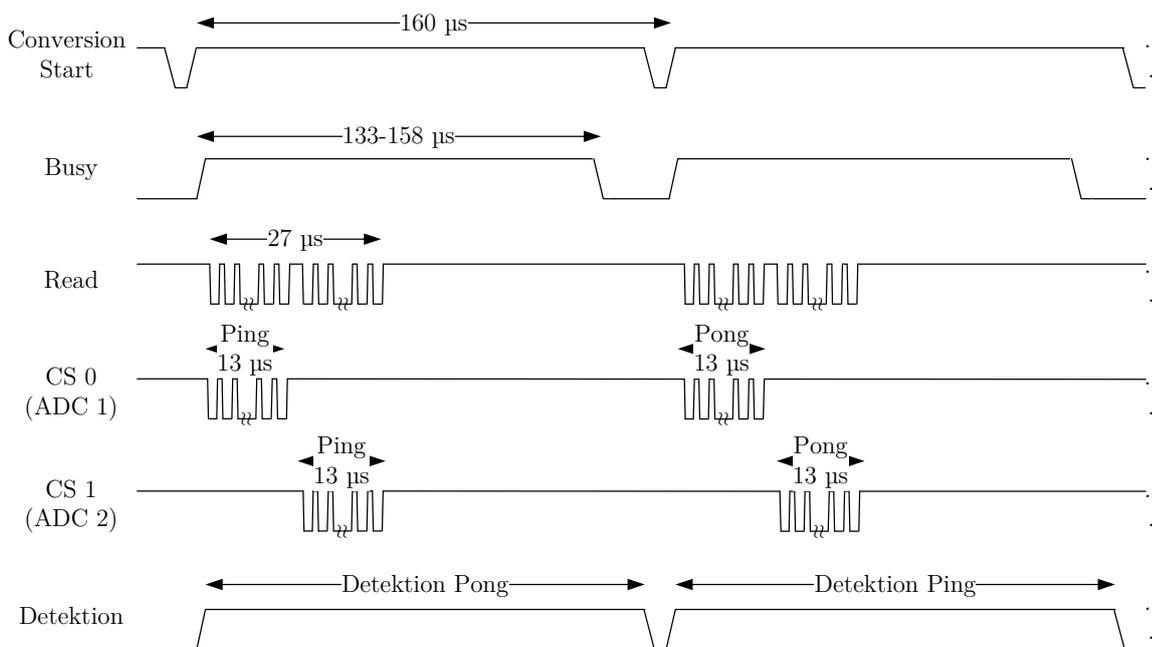


Abbildung 5.5: Timing Diagramm der ADC-Ausleseroutine

genaue Bestimmung des verfügbaren Zeitfensters für die Detektion, und damit der Anzahl der zu verarbeiteten Sensoren, wird im folgenden Kapitel untersucht.

5.2.2 Detektionsalgorithmus

Auf Grundlage der vorgestellten Ausleseroutine wird das adaptive Schwellwertverfahren integriert. Hierfür stellt Abbildung 5.6 das komplette Verfahren in Form eines Sequenzdiagramms dar. In der Initialisierungsphase werden die grundsätzlichen Einstellungen für den AD-Wandler, die parallele Schnittstelle und den DMA-Vorgang festgelegt. Ein Timer mit einer Zykluszeit von $160\ \mu\text{s}$ dient als Zeitgeber zum Starten der AD-Wandlung. Anschließend wird das DMA-Verfahren zum Auslesen der vorangegangenen digitalisierten Werte aktiviert. Parallel dazu überprüft das in Kapitel 3.4 vorgestellte adaptive bipolare Schwellwertverfahren, ob eine relevante Krafeinwirkung stattgefunden hat.

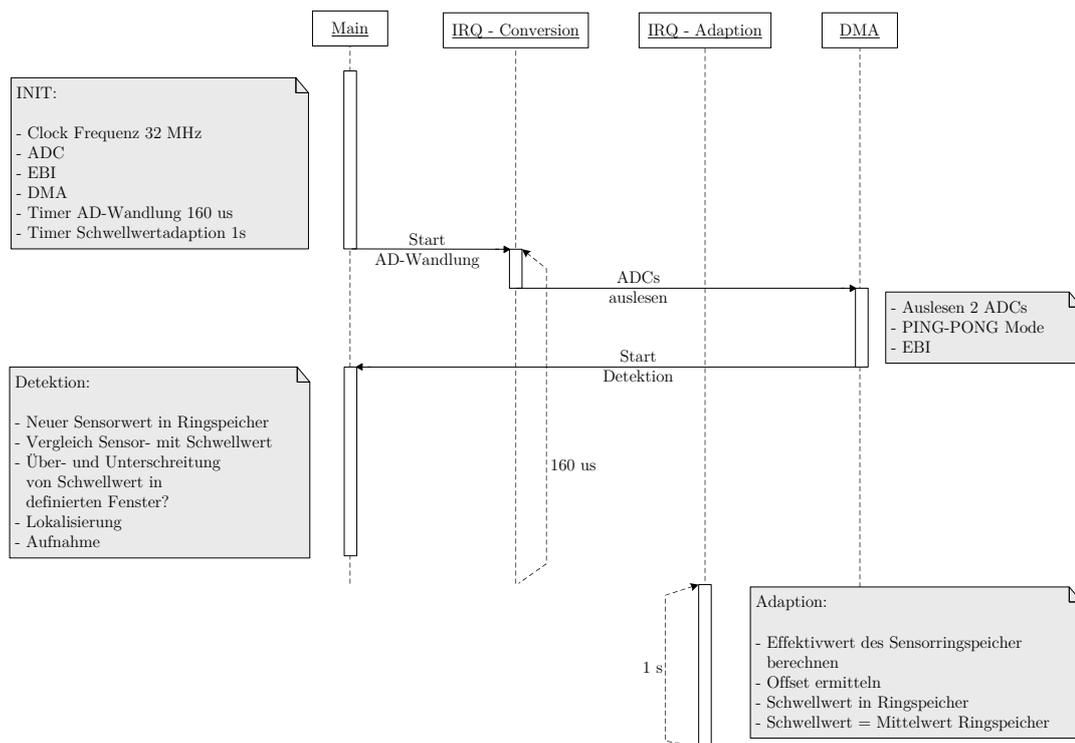


Abbildung 5.6: Sequenzdiagramm des Softwarekonzepts

Ist dies der Fall, und haben mehrere Sensoren ausgelöst, bestimmt das Lokalisationsverfahren nach Kapitel 3.5 den Sensor der primären Krafeinwirkung. Daraufhin wird das Signal für die nachfolgende offline-Klassifikation gespeichert. Die Adaption des Schwellwertes auf die aktuellen Umgebungsbedingungen wird durch einen zweiten Timer mit einer Zykluszeit von einer Sekunde aktiviert.

Das implementierte System zeigt das Timingverhalten aus Abbildung 5.7 auf, mit dem es möglich ist, die Anzahl der mit dem Steuergerät zu verarbeitenden Sensoren zu bestimmen. Nach der Aktivierung der neuen AD-Wandlung beansprucht das Starten des DMA-Verfahrens $8,4 \mu s$. Das für das adaptive Schwellwertverfahren verfügbare Zeitfenster beträgt $131 \mu s$. Messungen ergaben, dass das Verfahren des Schwellwertvergleichs inklusive einer möglichen Lokalisation und Aufnahme für einen Sensor eine maximale Zeitdauer von $12 \mu s$ aufweist. Für zwei Sensoren ergab sich eine maximale Abarbeitungsdauer von $22 \mu s$ und für drei Sensoren $33 \mu s$. Diese Zeiten wurden als Maximalausprägung ermittelt, sodass je nach Ablauf der Routine auch geringere Zeiten auftreten können. Wird von dem maximal möglichen Zeitfenster von $12 \mu s$ pro Sensor ausgegangen, kann mit dem Steuergerät eine Überwachung von zehn Sensoren sichergestellt werden. Eine Verarbeitung von mehr als zehn Sensoren würde dazu führen, dass der AD-Wandler nicht mehr mit der nötigen Zykluszeit und Abtastrate gestartet werden kann. Die maximale Verarbeitungszeit für die Adaption des bipolaren Schwellwertes

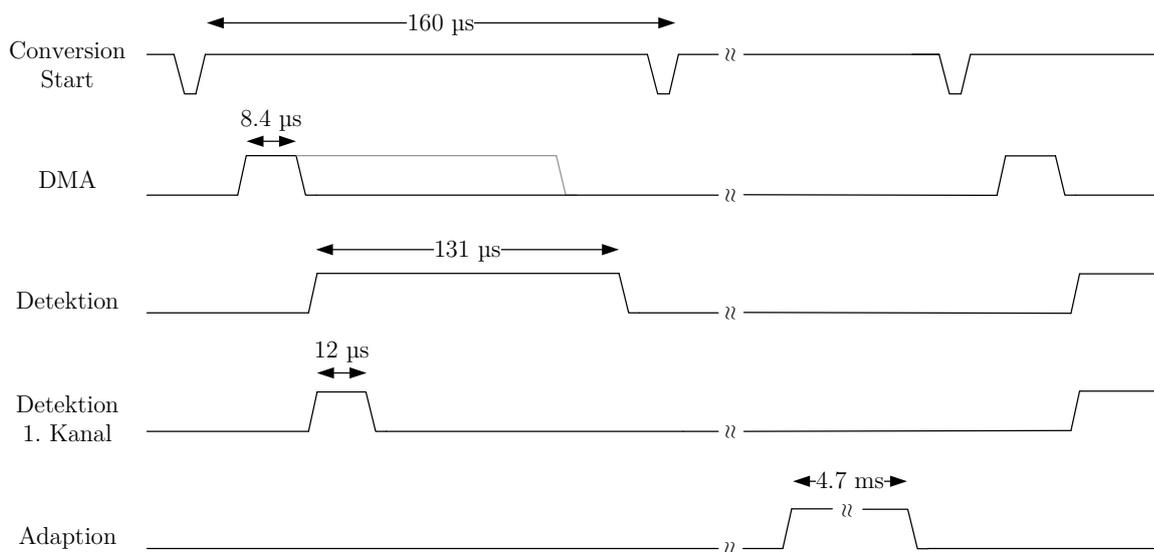


Abbildung 5.7: Timing Diagramm der Detektionsalgorithmus

beträgt mit $4,7 ms$ pro Sensor ein Vielfaches der Detektionszeit. Eine Adaption von zehn Kanälen würde $47,5 ms$ in Anspruch nehmen. Das Verfahren der Adaption ist deutlich aufwändiger als das des Schwellwertvergleichs. Für jeden Sensor muss zunächst der Effektivwert des Pretriggers ($0,1 s = 625 samples$) bestimmt werden und in den FIFO-Speicher aus zehn Werten geschrieben werden. Dessen Mittelwert ergibt den neuen Schwellwert des Sensors. Resultierend aus dieser Verarbeitungszeit muss für diesen Zeitraum die Überprüfung auf eine Krafteinwirkung deaktiviert werden.

5.3 Evaluation und Bewertung

In diesem Kapitel sind die Testabläufe und -ergebnisse für das Embedded System beschrieben. Dabei existieren verschiedene Testverfahren für das adaptive Schwellwertverfahren und die Klassifikation. Diese ermittelten Ergebnisse dienen als Grundlage für die Bewertung der Machbarkeit der Funktionalität im automotiven Umfeld.

5.3.1 Detektion (Adaptives Schwellwertverfahren)

Zur Evaluation des adaptiven Schwellwertalgorithmus wurde ein Hardware-in-the-Loop (HIL) Ansatz nach Abbildung 5.8 verwendet. Als Grundlage dienen die Referenzdaten aus Kapitel 3.3. Zunächst wird ein zusammengestelltes Testsignal in Matlab[®] an die Abtastrate des Embedded Systems angepasst und in einer American Standard Code for Information Interchange (ASCII)-Datei gespeichert. Die Entwicklungsumgebung, IAR Embedded Workbench[®], ermöglicht das Einlesen dieses Testsignal im Debug-Modus und ersetzt somit die Funktionalität des AD-Wandlers. Sowohl in Matlab[®], als auch auf dem Steuergerät, wird das adaptive Schwellwertverfahren auf das Testsignal angewendet. Als Ergebnis werden die Schwellwertverläufe und die Detektionszeitpunkte verglichen. Auf diese Weise konnte das Steuergerät effizient getestet und aufgetretene Fehler beseitigt werden.

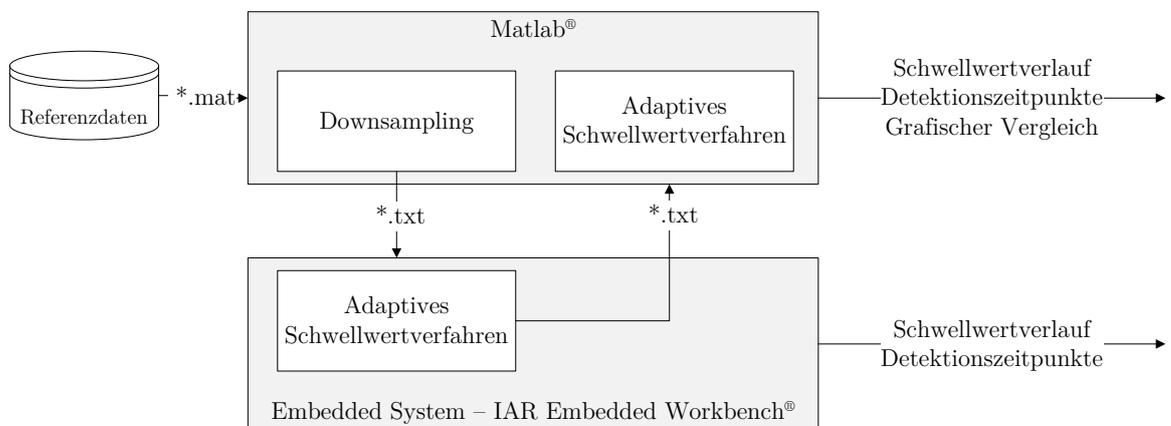


Abbildung 5.8: HIL-Simulation

Nachdem die korrekte Funktionalität sichergestellt wurde, erfolgte eine abschließende Evaluation im realen Fahrzeugumfeld. Zur Abschätzung der Falschpositivrate, d.h. Falschauslösungen, wurde das Fahrzeug über sechs Stunden an unterschiedlichen Zeitpunkten den irrelevanten Ereignissen Regen, Wind und vorbeifahrenden Fahrzeugen ausgesetzt. In der kompletten Zeit wurde keine Auslösung des Systems registriert. Zur Ermittlung der Falschnegativrate, d.h. verpasste relevante Kräfteinwirkungen, wurden 145 Kräfteinwirkungen über alle Bauteile generiert. Aus dieser Auswahl wurde lediglich eine Kräfteinwirkung in Form eines Kratzers nicht detektiert. Durch die geringe Stichprobe können die Ergebnisse lediglich als ein erster Beweis der korrekten Funktionsweise des adaptiven Schwellwertverfahrens im

automotiven Umfeld angenommen werden, zeigen aber dennoch, dass das Potential für die Detektion einer Krafteinwirkung sehr hoch ist.

5.3.2 Klassifikation

Zur Evaluation der Klassifikationsalgorithmen wurden relevante Krafteinwirkungen generiert und durch das Steuergerät dokumentiert aufgenommen. Diese Datenreihen wurden in Matlab® importiert und die Merkmale und die Klassifikationsergebnisse berechnet. Im nächsten Abschnitt werden die Ergebnisse für die Identifikation der Krafteinwirkung und der Schadensprognose vorgestellt. Diese geben einen ersten Hinweis darauf, ob die entwickelten Methoden im automotiven Umfeld in Kombination mit dem Embedded System funktionieren. Eine Diskussion über die Auswirkung der Ergebnisse wird im nachfolgenden Kapitel 5.4 gegeben.

Identifikation der Krafteinwirkung

Für die erste der zwei Klassifikationen wurden 121 Messreihen über verschiedene Bauteile aufgezeichnet. Die auf Grundlage der berechneten Merkmale ermittelten Ergebnisse der logistischen Regression sind in Tabelle 5.3 in Form einer Konfusionsmatrix dargestellt. Die Klasse Parkrempler, Glasbruch und irrelevante Ereignisse zeigen annähernd die simulierten Ergebnisse aus Kapitel 4.4.1. Eine deutliche Abweichung besitzt die Sensitivität der Klasse Sonstige Krafteinwirkung. Bei dieser tritt eine hohe Falschzuweisung in die Klasse Parkrempler und Glasbruch auf. Es lässt sich lediglich eine gute Abgrenzung zur den irrelevanten Krafteinwirkungen treffen. Mögliche Ursachen für die von der Simulation abweichenden Ergebnisse sind im Rahmen der Machbarkeitsanalyse diskutiert.

Tabelle 5.3: Konfusionsmatrix Krafteinwirkung

Vorhersage \ Real	Real	Parkrempler	Sonstige	Glasbruch	Irrelevantes Ereignis
Parkrempler		13	11	0	0
Sonstige		1	36	2	0
Glasbruch		1	20	7	1
Irrelevantes Ereignis		0	1	0	28
Sensitivität		86,67 %	52,94 %	77,78 %	96,55 %

Schadensprognose

Die in den Klassen Parkrempler und Sonstige enthaltenen 83 Messreihen werden der zweiten Klassifikation zur Schadensprognose zugeführt. Im Gegensatz zu den Ergebnissen der ersten Klassifikation, zeigt die Schadensprognose für alle Klassen die Sensitivitätswerte aus Kapitel

4.4.2. Lediglich im Fall elastischer Schäden ist die Sensitivität etwas geringer, was aber in der geringen Anzahl an Evaluationsdaten begründet sein kann.

Tabelle 5.4: Konfusionsmatrix der Schadensprognose

Vorhersage \	Real	Elastisch	Plastisch	Kratzer
Elastisch		46	2	1
Plastisch		4	4	1
Kratzer		4	0	21
Sensitivität		85,19%	66,67%	91,30 %

5.4 Machbarkeitsanalyse und Optimierungsansätze

Zur Darstellung der Machbarkeit ist in Tabelle 5.5 ein Überblick der einzelnen Anforderungen und der Funktionalität des Embedded Systems dargestellt. Die derzeit gültigen Ruhestromaufnahmen im Fahrzeug von 36 – 120 *mW* [141, S. 15] werden mit ca. 250 *mW* um ein Vielfaches überschritten. Allerdings repräsentiert die vorliegende Kombination aus Tiefpassfilter, AD-Wandler und Verarbeitungseinheit den aktuellen Stand der Technik. Die Anforderungen hinsichtlich Temperaturbereich, Tiefpassfilterung und des bipolaren Messbereichs wurden erfüllt.

Auf funktionaler Seite wurde ein effizientes Verfahren zum Auslesen der AD-Wandler entwickelt und erfolgreich getestet. Mit diesem Vorgehen ist es möglich, die adaptive Schwellwertüberwachung parallel zum Ausleseprozess durchzuführen. Eine Überwachung aller 13 Sensoren kann durch das Steuergerät allerdings nicht sichergestellt werden. So wurde eine maximale Anzahl von 10 Sensoren zur Überwachung ermittelt. Hinsichtlich der Detektion wird dabei die Reduzierung der Sensoren an der Heckklappe und den beiden Kotflügeln vorgeschlagen. Die Sensorredundanzuntersuchungen aus Kapitel 3.3.2.2 zeigten, dass die Frontstoßstange das Potential hat, Krafteinwirkungen an den Kotflügel zu sensieren. Bei Beschädigungen an der Heckklappe fiel auf, dass dabei häufig die Heckstoßstange berührt wird.

Die Klassifikation zur Schadensprognose bestätigte die ermittelten Gütewerte auf Basis der Referenzdaten. Das durch die Referenzdaten ermittelte logistische Regressionsmodell kann somit ohne spezielle Anpassung im Steuergerät verwendet werden. Bei der Identifikation von Krafteinwirkungen weisen lediglich drei der vier Klassen ähnliche Gütewerte zu den Ergebnissen der Referenzdaten auf. Eine Klassifikation von „Sonstigen Krafteinwirkung“ ist mit einer Sensitivität von 53% unerwartet. Die Ursache dafür kann vielseitig sein. Bevor aber weiterführende Untersuchungen durchgeführt werden, wird die Überarbeitung des prototypischen

Tabelle 5.5: Systemspezifische Anforderungen und Funktionalität, erfüllt (✓) / nicht erfüllt (✗)

Systemspezifische Anforderungen		Funktionalität	
Ruhestromaufnahme	✗	Effizientes Auslesen der AD-Wandler über DMA	✓
Temperaturbereich	✓	Adaptives Schwellwertverfahren	✓
Tiefpassfilter	✓	Verarbeitung von 13 Sensoren	✗
A/D - Wandler		Identifikation der Kraftereinwirkung	✗
bipolar ± 10 V	✓	Schadensprognose	✓
13 differenzielle Eingänge	✓		

Steuergerätes vorgeschlagen. Wie bereits erwähnt, handelt es sich bei dem AD-Wandler um ein Nullserienmodell. Weiterhin existieren für das Leiterplattendesign spezielle Layoutvorlagen, die zum Zeitpunkt der Integration noch nicht vorlagen. Mit Abschluss dieser Arbeit wurde ein Evaluations-Board mit dem verwendeten AD-Wandler veröffentlicht. Dieses enthält den AD-Wandler in seiner Serienausführung in Kombination mit dem speziellen Leiterplattendesign. Erst mit dem überarbeiteten Steuergerät lässt sich auf Grundlage neuer Messreihen eine endgültige Aussage zur Güte der Klasse „Sonstige Kraftereinwirkung“ treffen. Zeigen diese Ergebnisse ähnlich schlechte Gütewerte auf, kann das auf Basis der Referenzdaten ermittelte logistische Regressionsmodell nicht ohne Anpassung auf das Steuergerät übertragen werden. In diesem Fall müssen mit dem Steuergerät neue Referenzdaten aufgenommen werden und eine Neuberechnung der logistischen Regressionskoeffizienten durchgeführt werden.

Aus Zeit- und Ressourcengründen wurden alle Untersuchungen an einem Versuchsfahrzeug durchgeführt. Somit basiert die dargestellte Machbarkeitsanalyse mit allen wissenschaftlichen Ergebnissen zunächst maßgeblich für den verwendeten Fahrzeugtyp. Ohne weitere Untersuchungen kann nicht von einer Allgemeingültigkeit der Algorithmen und Ergebnisse ausgegangen werden. Bei der Bestimmung zur optimalen Sensorposition wurde die Allgemeingültigkeit der Bestimmung der notwendigen Eigenfrequenzen und -schwingformen diskutiert. Es wurden Ansätze aufgezeigt, mit denen eventuell auf die aufwändige experimentelle Modalanalyse verzichtet werden kann. Das adaptive Detektionsverfahren hingegen ist auf andere Fahrzeuge zu übertragen. Bestätigt wird diese These durch die ähnliche Charakteristik in der Parametrierung der unterschiedlichen Bauteile. Dies weist darauf hin, dass die Parametrierung nicht bauteil- sondern kraftereinwirkungsabhängig ist. Über die Allgemeingültigkeit der entwickelten Klassifikationsalgorithmen kann gleichfalls keine Aussage getroffen werden.

5.4.1 Mechanisches Tiefpassverhalten

Die Untersuchungen von [98] zur Auswahl geeigneter AD-Wandler und Tiefpassfilter zeigten, dass letztere das größte Optimierungspotential aufweisen. So könnte ohne Anti-Aliasing

Filter durch einen alternativen AD-Wandler (Max1032) die Leistungsaufnahme pro Kanal von 10 mW auf $1,62\text{ mW}$ reduziert werden [98]. Daher wird im Folgenden der Verzicht des analogen Tiefpassfilters diskutiert.

Das Anti-Aliasing Filter ist dafür verantwortlich, Signalanteile größer der halben Abtastfrequenz des AD-Wandlers auf einen ausreichend geringen Amplitudenwert zu dämpfen. Diese höherfrequenten Signalanteile werden bei dem vorliegenden Verbund aus PVDF-Sensor und Fahrzeugaußenhaut maßgeblich durch folgende Faktoren bestimmt:

- Elektromagnetische Einkopplung/Störungen auf dem Signalübertragungsweg von Sensor zum AD-Wandler
- Bauteilbedingte Schwingungscharakteristik
- Anregungsfrequenz der Außenhaut

Wenn der Einfluss dieser Faktoren durch einen geeigneten Systemaufbau nicht gegeben ist, kann auf einen Anti-Aliasing Filter verzichtet werden.

Dem ersten Punkt der elektromagnetischen Einkopplung wird durch die verwendete differentielle Messmethode mit verdrehten Twisted-Pair Kabeln begegnet. Der AD-Wandler besitzt eine Gleichaktunterdrückung von -70 dB [7], sodass eine auf beide signalführenden verdrehten Leitungen induzierte Störung keinen signifikanten Einfluß auf das Spektrum hat. Der Einfluß der bauteil- und anregungsbedingten Schwingungscharakteristik kann in dieser Arbeit nur auf Grundlage der Referenzdaten betrachtet werden. Hierfür zeigt Abbildung 5.9 beispielhaft für vier Bauteile ein globalisiertes Spektrum. Bei den Abbildungen wurde aus allen Referenzdaten das Spektrum ermittelt und die maximalen Amplituden der jeweiligen Frequenzen aufgetragen. Auf diese Weise ergibt sich eine Hüllkurve über die maximalen Amplituden für jede Frequenz. Bei allen Frequenzgängen ist ein ähnliches tiefpassbildendes Verhalten zu sehen, nämlich ein stetiges Abklingen der Amplitude nach dem Maximum. Die Grenzfrequenz des verwendeten Tiefpassfilters lag bei $f_{-3dB} = 4,1\text{ kHz}$, sodass die sichtbare Tiefpasscharakteristik auf die mechanischen Eigenschaften der Fahrzeugaußenhaut und der Anregung zurückzuführen sind. Daher wird die These formuliert, dass die Fahrzeugaußenhaut durch ihre Beschaffenheit einen mechanischen Tiefpass darstellt und mit größer werdender Frequenz immer kleinere Schwingungsamplituden besitzt. In [38, 130] wurde die Nutzung eines mechanischen Tiefpasses beschrieben, in [185] als Anti-Aliasing Filter. Dabei werden meist spezielle Bauteile mit den gezielten mechanischen Eigenschaften in das System eingebracht. Für den vorliegenden Fall am Fahrzeug scheint die Außenhaut an sich ein mechanischer Tiefpass zu sein.

Die Aufgabe des Tiefpassfilters zur Vermeidung von Anti-Aliasing ist die Unterdrückung der Frequenzanteile größer der halben Abtastfrequenz des AD-Wandlers auf $\leq \frac{1}{2}$ Least significant bit (LSB) [30]. Das LSB ist von der Full scale range (Aussteuerungsbereich) (FSR) und

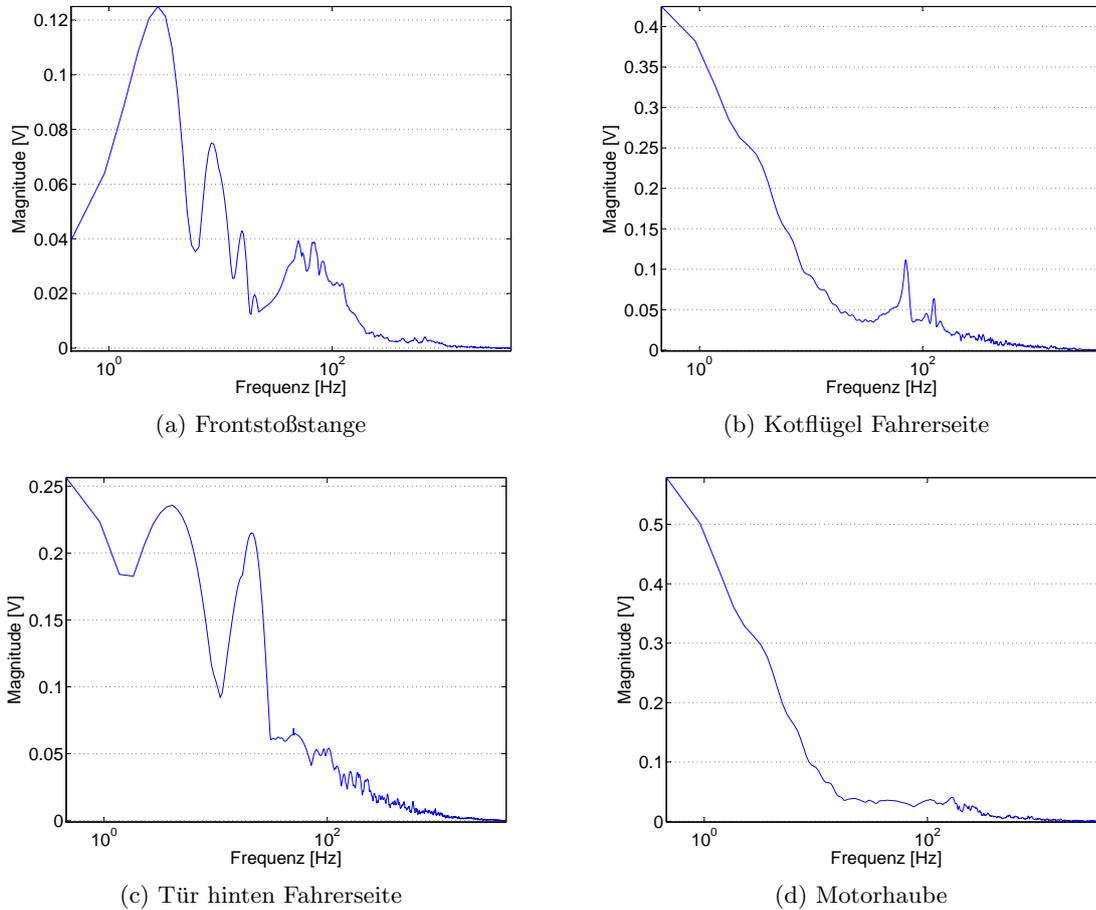


Abbildung 5.9: Hüllkurvenspektren

der Anzahl der Quantisierungsstufen N abhängig und lässt sich nach Gleichung 5.7 berechnen [7].

$$LSB = \frac{+FSR - (-FSR)}{N} \quad (5.6)$$

$$LSB_{13 \text{ bit}} = \frac{40 \text{ V}}{2^{13}} = 4,88 \text{ mV} \quad (5.7)$$

Unter der Annahme, dass ein mechanisches Tiefpassverhalten besteht, beschreibt Abbildung 5.10a schematisch, unter welcher Bedingung ein Anti-Aliasing Filter überflüssig wird. Führt das mechanische Tiefpassverhalten dazu, dass ab einer Frequenz f_c alle Frequenzen in der Amplitude kleiner $\frac{1}{2}$ LSB sind, so entsteht bei einer Abtastrate des AD-Wandlers von $f_s \geq 2f_c$ kein Anti-Aliasing. In Abbildung 5.10b ist das Spektrum der Frontstoßstange auf den interessanten Bereich vergrößert. Da die Signale aus den Referenzdaten aus dem Ruhezustand nach der Krafteinwirkung auf Null abklingen, entstehen bei der FFT-Transformation keine Leck-Effekte. Damit entsprechen die Amplituden im Frequenzspektrum denen aus dem Zeitbereich

[73, 154]. Wenn das abgebildete Spektrum das wahre Verhalten des Bauteils widerspiegelt, so ist mit einer Abtastfrequenz von $f_s \approx 2 \text{ kHz}$ kein Aliasing zu erwarten. Ähnliche Ergebnisse sind bei den anderen Bauteilen zu beobachten. Da das abgebildete Spektrum auf den Referenzdaten beruht, diese wiederum ein Tiefpassfilter mit einer Grenzfrequenz von $f_{-3dB} = 4,1 \text{ kHz}$ in der Messkette enthielten, kann das dargestellte Spektrum nicht verallgemeinert werden. Für eine allgemeingültige Aussage müßte die Messkette auf einen breiteren Frequenzbereich ausgelegt werden. Alternativ könnten diese Spektren auch mit dem LDV-Aufbau aus Kapitel 3.1.5 ermittelt werden.

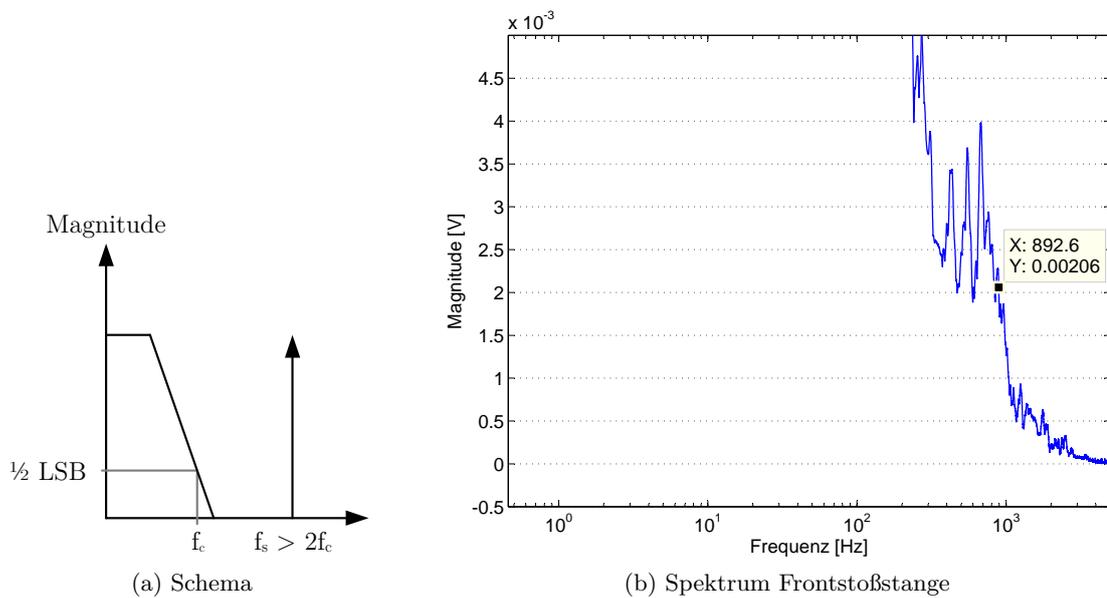


Abbildung 5.10: Mechanisches Tiefpassverhalten

Grundsätzlich bestätigen diese Betrachtungen ein mechanisches Tiefpassverhalten, auch wenn die ermittelte Grenzfrequenz nicht als allgemeingültig anzusehen ist. Zu Bestimmen ist jedoch die benötigte Abtastrate des AD-Wandlers. Unter Betrachtung der Spektren aus Abbildung 5.9 ist aber davon auszugehen, dass ab einer ausreichend hohen Abtastrate, z.B. 30 kHz aus dem Referenzaufbau, antialiasingfreie Signale ohne Tiefpassfilter vorliegen. Untersuchungen in [98] belegten anhand von Messungen mit dem Referenzaufbau, dass das Spektrum mit und ohne analoges Tiefpassfilter die gleichen Eigenschaften aufwies. Unter diesen Voraussetzungen ist das Potential für die Einsparung eines Tiefpassfilters gegeben.

6

Zusammenfassung und Ausblick

Das Ziel der vorliegenden Arbeit war eine Algorithmenentwicklung für ein Überwachungssystem eines geparkten Fahrzeugs. Das System registrierte einwirkende Kräfte auf die Fahrzeugaußenhaut, die zu einer Schädigung führen und somit Kosten für den Fahrzeughalter verursachen können. Dabei wurde ein dreistufiges Konzept verfolgt, welches zunächst eine Krafteinwirkung detektiert, dieser eine der vier Krafteinwirkungsgruppen *Parkrempler*, *Glasbruch*, *Sonstige oder irrelevant* zuweist und abschließend eine Prognose des entstandenen Schadens vornimmt. Der Schaden wird in eine der Gruppen *elastische Verformung*, *plastische Verformung* oder *Kratzer* klassifiziert. Die entwickelten Algorithmen werden abschließend auf einem prototypischen Steuergerät getestet und hinsichtlich der Machbarkeit für den Einsatz im Automobil bewertet.

Für die Sensierung von Krafteinwirkungen auf mechanische Strukturen werden in themenverwandten Bereichen bereits diverse Sensorkonzepte eingesetzt. Aus einem Vergleich der verwendeten Konzepte geht der PVDF-Foliensensor als der am besten geeignete Sensor hervor. Durch die passive Arbeitsweise des Sensors wird eine geringe Ruhestromaufnahme begünstigt. Der begrenzte Energievorrat stellt für ein geparktes Fahrzeug eine maßgebende Anforderung dar. Weiterhin weist der Sensor eine gute Applizierbarkeit an gekrümmte Flächen auf. Ein erster Schwerpunkt dieser Arbeit liegt in der Fragestellung nach einer geeigneten Anbringungsposition der Sensoren an den Bauteilen Front- und Heckstoßstange, Türen, Kotflügel, C-Säulen, Heckklappe, Dach und Motorhaube. Die Grundlage stellt eine experimentelle Modalanalyse dar, mit der sich die charakteristischen Eigenfrequenzen des betrachteten Bauteils ermitteln lassen. Die Krümmungsverläufe der den Eigenfrequenzen zugehörigen Schwingungsformen geben einen Hinweis auf eine optimale Position des Sensors am Bauteil. Diese Methodik definiert eine optimale Position als jenen Punkt, an dem alle Eigenfrequenzen sensiert werden können. Mit der Kenntnis der optimalen Sensorpositionen wurde ein Versuchsfahrzeug mit 13 Sensoren und Messtechnik, bestehend aus Tiefpassfilter, Messkarte und Verarbeitungseinheit, in Form eines Laborrechners, aufgebaut. Untersuchungen identifizierten die differentielle Messweise mit verdrehten Signalleitungen ohne Ladungsverstärker als einen effizienten Messaufbau hinsichtlich Ruhestromaufnahme, Verkabelungsaufwand und Störunterdrückung. Der Versuchsaufbau dient zur Aufnahme von Referenzdaten. Hierfür wurden die Sensorsignale

relevanter Krafteinwirkungen, u.a. Parkrempler, Kratzer, und irrelevante Krafteinwirkungen, u.a. Regen, Wind, aufgezeichnet und dokumentiert abgelegt. Auf Grundlage der Referenzdaten werden die Algorithmen für eine Detektion und Klassifikation der Krafteinwirkungen entwickelt.

Ein signalverarbeitungstechnisch einfaches Detektionsverfahren hat die Aufgabe, zwischen irrelevanten Krafteinwirkungen, z.B. Wind, Regen, und relevanten Krafteinwirkungen zu unterscheiden. Hierfür wurden vier verschiedene schwellwertbasierte Verfahren entwickelt, parametrisiert und getestet. Das beste Verfahren hinsichtlich Erkennungsleistung und Allgemeingültigkeit ist ein adaptives Verfahren, welches den Schwellwert anhand von Umgebungsbedingungen zyklisch neu berechnet. Wird eine relevante Krafteinwirkung detektiert, wird das entsprechende Signal aufgezeichnet. In einer offline-Klassifikation wird eine Krafteinwirkungsklasse zugewiesen und der Schaden prognostiziert. Klassifikationsverfahren arbeiten auf Grundlage von relevanten Merkmalen der Sensorsignale, die das zu klassifizierende Objekt in Form eines Musters beschreiben. Eine Auswahl möglicher relevanter Merkmale im Zeit- und Frequenzbereich, sowie in der Statistik, erfolgte anhand themenverwandter Disziplinen, wie der Schwingungsanalyse, Bio- und Medizintechnik und der Akustik. Zur Findung charakteristischer Merkmale wurde der Wrapperansatz verwendet, da dieser die Merkmalsreduktion/-selektion mit der Bestimmung von Klassifikationsgüten bestimmt. Eine open-source Software erlaubte auf Grundlage der Referenzdaten für die zwei Klassifikationsaufgaben jeweils sechs Klassifikationsalgorithmen zu testen. Eine vergleichende Bewertung hinsichtlich Klassifikationsgüte, Anzahl und Komplexität der verwendeten Merkmale und Implementierungsaufwand favorisierte die logistische Regression für beide Klassifikationsaufgaben. Das logistische Regressionsmodell wurde mit repräsentativen Kennwerten optimiert und die effektive Merkmalsanzahl bestimmt. Für eine Klassifikation der Krafteinwirkung sind neun Merkmale, für die Schadensprognose lediglich vier Merkmale, ausreichend.

Nachdem die Entwicklung der Algorithmen zur Detektion und Klassifikation abgeschlossen ist, wurde zur Bewertung der technischen Machbarkeit im Fahrzeugumfeld ein prototypisches Steuergerät konzeptioniert und auf Grundlage der methodischen Ergebnisse implementiert. Dieses besteht aus zwei AD-Wandlern, integriertes Tiefpassfilter und einem ARM-Cortex-M3-Prozessor. Die Signale der dreizehn PVDF-Sensoren werden mit der differentiellen Messweise digitalisiert. Ein effizientes Konzept mittels DMA-Funktionalität erlaubt das annähernd parallele Auslesen der Signalwerte und der Durchführung des adaptiven Detektionsverfahrens. Die Timing-Diagramme belegten, dass das entwickelte Steuergerät lediglich zehn Sensoren überwachen kann. In praktischen Feldversuchen konnte die Funktionalität des adaptiven Detektionsverfahrens nachgewiesen werden. Die Schadensprognose ermöglicht eine sehr gute Vorhersage von elastischen Schäden und Kratzern. Plastische Schädigungen können allerdings nur in zwei Drittel der Fälle korrekt prognostiziert werden. Das Klassifikationsverfahren für Krafteinwirkungen zeigt für drei der vier Klassen die erwarteten Ergebnisse. So können

Parkrempler, Glasbrüche und irrelevante Ereignisse gut voneinander unterschieden werden. Die Einstufung in die Klasse *sonstige Krafteinwirkung* zeigt deutlich schlechtere Ergebnisse mit einer Güte von 52 %. Hinsichtlich der Machbarkeit bestehen gegenwärtig Probleme in der zu hohen Ruhestromaufnahme, der Reduzierung auf zehn zu überwachende Sensoren und der schlechten Klassifikationsergebnisse für die beschriebenen Klassen. Hierfür sind Ansatz- und Optimierungspunkte für weiterführende Arbeiten gegeben. So wird u.a. belegt, unter welchen Umständen auf das analoge Tiefpassfilter verzichtet werden kann.

Unbetrachtet in dieser Arbeit bleibt die Allgemeingültigkeit der entwickelten Klassifikationsalgorithmen. So können keine Aussagen zur Übertragbarkeit der Algorithmen und Ergebnisse auf andere Fahrzeuge getroffen werden. Für die Sensorpositionierung wurde die Allgemeingültigkeit diskutiert und Ansatzpunkte für weitere Forschungsarbeiten dargestellt. Mit diesen könnte es möglich sein auf die aufwändige experimentelle Modalanalyse zu verzichten. Mit dem adaptiven Detektionsalgorithmus wurde ein allgemeingültiges Verfahren entwickelt, das auch auf andere Fahrzeuge anwendbar ist. Das größte Problem stellt die Ruhestromproblematik des Systems da. Neben der genannten Optimierungsmöglichkeit des Tiefpassfilters, stellt das sogenannte *Energy-Harvesting* ein vielversprechendes Forschungsgebiet dar. So existieren diverse Forschungsbeiträge, in denen PVDF-Sensoren zur Energierückgewinnung auf Grundlage einer mechanischen Krafteinwirkung verwendet werden [81, 162, 180]. Somit ist es grundsätzlich denkbar, dass die relevanten und auch irrelevanten Krafteinwirkungen zur Energiegewinnung durch die Sensorik verwendet werden können.

Funktional wurde in dieser Arbeit die Überwachung des Fahrzeugs im geparkten Zustand untersucht. Es ist durchaus denkbar, dass die vorhandenen Methoden in weiterführenden Forschungsarbeiten auf den Fahrbetrieb erweitert werden können. Die Motivation für diesen Forschungsansatz liegt in einer Art digitalen Schadenheftes. Würde die Fahrzeugaußenhaut sowohl im abgestellten Zustand, als auch bei Niedriggeschwindigkeiten, überwacht werden, ließe sich eine digital gespeicherte Schadenshistorie erstellen. Für diesen erweiterten Funktionszustand existieren allerdings neue zusätzliche Schwingungsquellen in Form des Motors, Fahrzeuguntergrundes und Beladung des Fahrzeugs. Diese können dazu führen, dass die ermittelten Merkmale nicht mehr charakteristisch für die vorliegenden Klassifikationsaufgaben sind.

Tabellenverzeichnis

2.1	Zwei Beispiele für Irrelevanz	16
2.2	Auswirkung der Kombination irrelevanter Merkmale	16
2.3	Beispiele für Filter-, Wrapper- und Embedded- Merkmalsselektionsverfahren. Für die Wrapper sind Generierungsverfahren angegeben, die in Kombination mit einem beliebigen Klassifikator einen Wrapper bilden [147]	19
2.4	Konfusionsmatrix, in Anlehnung an [117, S. 855]	23
2.5	Sensorikcluster mit Eingangs- und Ausgangsgrößen (in Anlehnung an [34, S.61])	27
2.6	Eigenschaften und Kennwerte piezoresistiver Beschleunigungssensoren [135, 15, 129, 53, 142, 174]	29
2.7	Eigenschaften und Kennwerte piezoelektrischer Beschleunigungssensoren [129, 53, 195]	30
2.8	Eigenschaften und Kennwerte kapazitiver Beschleunigungssensoren [129, 53, 195, 95]	32
2.9	Eigenschaften und Kennwerte von PVDF-Sensoren [164, 195]	32
2.10	Eigenschaften und Kennwerte von Faser-Bragg-Sensoren [77, 44, 114, 23] . . .	33
2.11	Eigenschaften und Kennwerte von Dehnungsmessstreifen [135, 15, 23]	36
2.12	Eigenschaften und Kennwerte von MFC-Sensoren [119, 37]	37
2.13	Eigenschaften und Kennwerte von piezokeramischen Sensoren [23]	38
2.14	Qualitative Bewertung von Sensortechnologien zur Krafteinwirkungsdetektion (<i>Bewertung: - schlecht, 0 mittel, + gut</i>)	39
3.1	Übersicht der Anzahl der aufgenommenen Trainingsdaten und Abschätzung der benötigten Anzahl an Trainingsdaten	63
3.2	Vergleich der Fehlerraten der vier Schwellwertverfahren an der C-Säule Fah- rerseite	80
3.3	Gegenüberstellung der Schwellwertverfahren: + positiv, 0 neutral, - negativ .	81
4.1	Sensitivität und AUC der Klassifikation von Krafteinwirkungen	96
4.2	Falschnegativrate der Klassifikation von Krafteinwirkungen	98
4.3	Bewertung der Klassifikationsverfahren für Krafteinwirkungen: - schlecht, 0 mittel, + gut	98
4.4	Sensitivität der Schadensprognose	100
4.5	Bewertung Schadensprognose: - schlecht, 0 mittel, + gut	101
4.6	Klassifikationsgüte in Abhängigkeit der Merkmalanzahl	106
4.7	Merkmale zur Klassifikation von Krafteinwirkungen und deren logistische Re- gressionskoeffizienten	106

4.8	Klassifikationsgüte in Abhängigkeit der Merkmalanzahl	107
4.9	Merkmale zur Schadensprognose und deren logistische Regressionskoeffizienten	107
5.1	Erforderliche Dämpfung bei unterschiedlichen Auflösungen	110
5.2	Grenzfrequenz und effektive Abtastrate bei unterschiedlichen Überabtastraten [7]	116
5.3	Konfusionsmatrix Krafteinwirkung	120
5.4	Konfusionsmatrix der Schadensprognose	121
5.5	Systemspezifische Anforderungen und Funktionalität, erfüllt (✓) / nicht erfüllt (×)	122
A.1	Kennwerte des PVDF-Sensors [164, 156]	152
A.2	Allgemeine Parameter zur Durchführung der experimentellen Modalanalyse .	152
A.3	Kennwerte der Messgeräte zur experimentellen Modalanalyse	153
A.4	Kennwerte der Ausstattung des Laborrechners und der verwendeten Software	153
A.5	Kennwerte der Ausstattung der zwei verwendeten Tiefpassfilter [4]	154
A.6	Kennwerte der Ausstattung der Messkarte [84]	154
A.7	Allgemeine Parameter zur Aufnahme der Referenzwerte	154
A.8	Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Frontstoßstange	155
A.9	Eigenfrequenzen Frontstoßstange [139]	155
A.10	Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Motorhaube	156
A.11	Eigenfrequenzen der Motorhaube [139]	156
A.12	Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der vorderen und hinteren Fahrzeugtüren	157
A.13	Eigenfrequenzen Türen [139]	158
A.14	Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Heckklappe	158
A.15	Eigenfrequenzen Heckklappe [139]	158
A.16	Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Heckstoßstange	159
A.17	Eigenfrequenzen Heckstoßstange [139]	159
A.18	Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte des Dachs	160
A.19	Eigenfrequenzen Dach	160
A.20	161
A.21	Eigenfrequenzen der C-Säulen	161
A.22	Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Kotflügel	162
A.23	Eigenfrequenzen der Kotflügel	163
A.24	Parametrierung der Schwellwertverfahren aller Bauteile	163
A.25	Vergleich der Fehlerraten der Schwellwertverfahren	165
A.26	Einteilung der Frequenzen des Oktav- und Terzspektrums [56]	167
A.27	Gegenüberstellung ausgewählter A/D-Wandler und Filter [98]	168
A.28	Pinbelegung	169

Abbildungsverzeichnis

1.1	Verteilung beschädigter Bauteile auf Grundlage von Parkremplern (Stichmenge N=77) und Vandalismus (Stichmenge N=64) [58]	3
1.2	Statistik über die mittleren Kosten von Bauteilen verursacht durch Parkrempler (Stichmenge N=77) und Vandalismus (Stichmenge N=64) [58]	3
1.3	Aufklärungsquote von Sachbeschädigungen an Fahrzeugen von 1997 bis 2007 [92]	4
1.4	Rahmen der Arbeit	5
1.5	Ursache-Wirkungs Diagramm für äußere Krafteinwirkungen auf das Fahrzeug	6
1.6	Gruppeneinteilung der Klassifikation von Krafteinwirkungen und Schadensprognose	6
1.7	Aufbau und Gliederung der Arbeit	8
2.1	Schematische Explosionszeichnung der Fahrzeugkarosserie [128, S. 95]	10
2.2	Typischer Aufbau einer Fahrzeugtür: A) Türaußenblech/-haut, B) Türinnenenteil, C-F) Verstärkungen, G) Aufprallträger, H) Scharniere [128, S. 330] . . .	10
2.3	Schematischer Aufbau des vorderen Stoßfängers: A) Flexible Außenhaut B) Querträger, C) Deformationsschaum, D) Typschadenelement [128, S. 208] [163, S. 67]	11
2.4	Berechnete Eigenschwingform einer eckigen Platte nach [196, S. 133]	12
2.5	Wellenarten der Fahrzeugaußenhaut und -struktur in Anlehnung an [110] . .	13
2.6	Schematischer Ablauf der Mustererkennung nach [189, S. 6]	14
2.7	Allgemeiner Aufbau von Merkmalsauswahlverfahren in Anlehnung an [36] . .	16
2.8	ROC-Kurve [107]	24
2.9	Cobweg Repräsentation nach [136]	25
2.10	Prinzip eines piezoresistiven Beschleunigungsaufnehmers nach [129, S. 440] . .	28
2.11	Modellvorstellung eines Kristalls nach [135]	30
2.12	Aufbau eines kapazitiven Beschleunigungssensors nach [135]	31
2.13	Prinzipdarstellung eines FBG [121]	34
2.14	Schematischer Aufbau der aktiven Lamb-Wellen Strukturüberwachungstechnik	35
2.15	Dehnungsmessstreifen und ein Applikationsbeispiel [135]	35
2.16	Aufbau und Abbildung eines MFC-Sensors [28]	37
2.17	Chemischer Aufbau von PVDF	40
2.18	Schematische Darstellung der Teilkristallinität in PVDF	41
2.19	Aufbau PVDF - Sensor nach [122]: A-Kleber, B-Schutzbeschichtung, C-Metallisierung (Elektrode), D-Piezo-Film	42

2.20	Erklärungsmodell des piezo- und pyroelektrischen Effektes von polarisierten PVDF-Folien nach <i>Broadhurst</i> - in Anlehnung an [35]	42
2.21	Richtungskonventionen: 1...3 - Richtung, 4..6 - Scherung	43
2.22	Prinzipdarstellung der generierten Ladung bei harmonischer Dehnungsverlauf mit Knotenpunkt im Sensormittelpunkt	44
2.23	Übertragungskennlinie piezoelektrischer Sensor [90]	45
2.24	Ersatzschaltbilder Piezofoliensensor nach [164, 85, 112]	45
2.25	$\log(Z)$ und $\log(f)$: Bode-Diagramm des PVDF- und MFC-Sensors	46
3.1	Übersicht der Vorgehensweise von der Signalerzeugung bis -verarbeitung . . .	48
3.2	Schematische Darstellung der Messanordnung zur Aufnahme der Frequenzgänge der Fahrzeugkomponenten	51
3.3	Frequenzgang und Eigenfrequenzen der Motorhaube	52
3.4	Eigenform und Krümmungsverlauf der Motorhaube bei der Eigenfrequenz 35,2 Hz	53
3.5	Schematische Darstellung des Algorithmus zur Bestimmung der Beobachtungswerte(Güte) anhand des Krümmungsverlaufes nach [139]	54
3.6	Sensorposition und Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Motorhaube .	54
3.7	Prinzipielle Beanspruchung der PVDF-Foliensensoren bei unterschiedlicher Schwingungsrichtung	55
3.8	Applizierter Sensor an der Motorhaube	56
3.9	Zeitverlauf des PVDF-Signals bei Kraftereinwirkung nach [164]	58
3.10	Vergleich der Messmethoden nach [131]	59
3.11	Schematischer Aufbau der Messkette	59
3.12	Frequenzgang des 8. Ordnung Bessel-Filters	60
3.13	Teilschritt der Mustererkennung - Datenerfassung	60
3.14	Ursache-Wirkungs Diagramm für Kraftereinwirkungen auf die Fahrzeuaußenhaut	61
3.15	Verteilung des spektralen Roll-Off ($\alpha = 95\%$) über alle Bauteile auf Basis aller Referenzdaten	65
3.16	Verteilung des spektralen Roll-Off ($\alpha = 95\%$) über alle Bauteile auf Basis aller relevanten Kraftereinwirkungen	66
3.17	Sensorredundanz - Amplitudenverhältnis mit Spannungsteiler	67
3.18	Sensorredundanz - Amplitudenverhältnis ohne Spannungsteiler	68
3.19	Sensorredundanz - Kreuzkorrelation	69
3.20	Sensorredundanz - Wilcoxon-Test	69
3.21	Verlauf der FNR und FPR über dem Schwellwert τ mit den Arbeitspunkten EER und $FNR = 0\%$ am Bauteil C-Säule Fahrerseite	71
3.22	Statisches Schwellwertverfahren anhand einer Beispielrealisierung: I - Parkrempler, II - Kratzer, III - Schlag, sonstige - Regen, Wind	72

3.23	Verlauf der FNR und FPR über dem positiven und negativen Schwellwert τ mit den Arbeitspunkten EER und $FNR = 0\%$ am Bauteil C-Säule Fahrerseite	73
3.24	Verlauf der Falschpositiv- und Falschnegativrate über der Fensterlänge	74
3.25	Schematischer Aufbau des adaptives Schwellwertverfahren	75
3.26	Adaptives Schwellwertverfahren anhand einer Beispielrealisierung: I - Parkrempler, II - Kratzer, III - Schlag, sonstige - Regen, Wind	76
3.27	Verteilungsdichte der Amplituden aller irrelevanten Krafteinwirkungen an der C-Säule links	77
3.28	Fehlerraten des adaptiven Schwellwertverfahrens ($\tau = 1\sigma$) gemittelt über fünf Realisierungen	79
3.29	Signalantwort von vier Sensoren bei Parkrempler an der Frontstoßstange . . .	82
3.30	Unterschiedlicher Auslösezeitpunkt des Detektionsverfahrens	84
3.31	Relative Häufigkeitsverteilung von Signalanfang zu -maximum	85
3.32	Schematische Darstellung des Vorgehens zur Bestimmung des (I) Pretriggers und (II) Posttriggers	86
3.33	Relative Häufigkeitsverteilung von Signalmaximum bis -ende	87
3.34	87
3.34	Beispielsignale mit Pre- und Posttrigger und adaptiven bipolaren Detektionsalgorithmus	88
4.1	Teilschritt der Mustererkennung - Merkmalsgenerierung/-extraktion	89
4.2	Merkmalsübersicht	90
4.3	Teilschritt der Mustererkennung - Merkmalsselektion	94
4.4	ROC-Kurven auf Grundlage der <i>One-versus-all</i> Methode der untersuchten Klassifikatoren für die Merkmalsgruppe 2	97
4.5	Verlauf der logistischen Regression nach [12, S. 432]	102
4.6	Wahrscheinlichkeitsübergänge im Dreiklassenfall [106]	104
4.7	Teilschritt der Mustererkennung - Klassifikation	105
5.1	KomponentenSteuergerät	109
5.2	Blockschaltbild des AD7609 [7]	112
5.3	Funktionsüberblick des <i>EFM32-G280F128</i> [8]	114
5.4	Systemschaltbild des Prototypensteuergerätes	115
5.5	Timing Diagramm der ADC-Ausleseroutine	116
5.6	Sequenzdiagramm des Softwarekonzepts	117
5.7	Timing Diagramm der Detektionsalgorithmus	118
5.8	HIL-Simulation	119
5.9	Hüllkurvenspektren	124
5.10	Mechanisches Tiefpassverhalten	125
A.1	Sensorposition Frontstoßstange	155

A.2	Sensorposition Motorhaube	156
A.3	Sensorpositionen Fahrzeugtüren	157
A.4	Sensorposition Heckklappe	158
A.5	Sensorposition Heckstoßstange	159
A.6	Sensorposition Heckstoßstange	160
A.7	Schaltplan Embedded System	170

Literaturverzeichnis

- [1] ACOUSTICS, HEAD: Rauigkeit, Schwankungsstärke und Tonalität. In: HEAD Application Note, Psychoakustische Parameter in ArtemiS II (2008), 11
- [2] ACOUSTICS, HEAD: Lautheits- und Schärfe-Berechnung in ArtemiS. In: HEAD Application Note, Psychoakustische Analysen in ArtemiS I (2009), 02
- [3] ADAC: Fit für den Winter. 12 2009. – URL http://www1.adac.de/Auto_Motorrad/Reparatur_Pflege/fit_winter/. – Internet, Abruf: 13.12.2009
- [4] ALLIGATOR TECHNOLOGIES, Inc.: AAF-2. Guide to Operations. PCI Plug-In Precision Filter Board System. Part Number 400011 Revision B, Costa Mesa (CA, USA) 2003
- [5] ALTERA: The Automotive-Grade Device Handbook, 05 2011. – URL http://www.altera.com/literature/hb/auto/automotive_handbook.pdf. – Internet, Abruf: 11.05.2011
- [6] ALY, Mohamed: Survey on Multiclass Classification Methods. 11 2005. – URL <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.175.107&rep=rep1&type=pdf>. – Internet, Abruf: 07.07.2012
- [7] ANALOG DEVICES, Inc.: Preliminary Technical Data AD7609, 8-Channel Differential DAS with 18-Bit, Bipolar, Simultaneous Sampling ADC. Rev. PrC, 2010
- [8] AS, Energy M.: Reference Manual EFM32G Microcontroller Family, 2010. – URL http://downloads.energymicro.com/devices/pdf/d0001_efm32g_reference_manual.pdf. – Internet, Abruf: 07.07.2012
- [9] AUDI: Diebstahlwarnanlage. (2010). – URL http://www.audi.de/de/brand/de/tools/advice/glossary/diebstahlwarnanlage.carline_r8.html. – Internet, Abruf: 19.09.2010
- [10] AUSTIN, Homer: Sample size: How much is enough? In: Quality & Quantity: International Journal of Methodology 17 (1983), Nr. 3, S. 239–245
- [11] AVITABILE, P.: Experimental Modal Analysis. A Simple Non-Mathematical Presentation. In: Sound and Vibration 35 (2001), Nr. 1, S. 20–31
- [12] BACKHAUS, Klaus ; ERICHSON, Bern ; PLINKE, Wulff: Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung. Springer Berlin Heidelberg, 2005

- [13] BADER, Daniel: Entwicklung einer flexiblen akustischen Messmethode zur Detektierung von verzahnungstechnischen Qualitätsproblemen, Technischen Universität Ilmenau, Fakultät für Maschinenbau, Dissertation, 2006
- [14] BARTELD, G. ; HEIDA, J. H. ; MCFEAT, J. ; BOLLER, C.: Health Monitoring of Aerospace Structures. John Wiley & Sons, Ltd, 2004
- [15] BAUMGARTNER, Franz: DMS - Dehnungsmessstreifen, Fachhochschule Buchs. Internet. 06 2001. – URL http://mb-s1.upb.de/LTM/EMM/Themen%20und%20Inhalte%20der%20Experimentellen%20Mechanik/Elektrische%20Methoden/Dehnungsmessung%20mittels%20DMS/NTB_Sensordatentechnik_DMS.pdf. – Internet, Abruf: 06.05.2010
- [16] BENDER, Katja: Entwicklung und Charakterisierung verschiedener biomimetischer Lipidmembransysteme zur Untersuchung von Membranproteinen, Johannes Gutenberg-Universität Mainz, Fachbereich Chemie und Pharmazie, Dissertation, 2004
- [17] BETZ, Daniel C.: Application of Optical Fibre Sensors for Structural Health and Usage Monitoring, University of Sheffield, Dissertation, 06 2004
- [18] BEUCHER, Ottmar: Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik mit MATLAB. Springer Verlag, Berlin Heidelberg 2007
- [19] BIFFI, E. ; GHEZZI, D. ; PEDROCCHI, A. ; FERRIGNO, G.: Development and validation of a spike detection and classification algorithm aimed at implementation on hardware devices. In: Computational Intelligence and Neuroscience 2010 (2010), 01, S. 8:1–8:10. – URL <http://dx.doi.org/10.1155/2010/659050>
- [20] BIHLER, Eckardt: Stabilität des Piezoeffekts in Polyvinylidenfluorid (PVDF). In: Fortschrittberichte VDI Bd. Reihe 21: Elektrotechnik, Nr. 62, Stuttgart, 1990
- [21] BÖGE, W.: Vieweg-Handbuch Elektrotechnik: Grundlagen und Anwendungen für Elektrotechniker. Vieweg, 2007. – URL <http://books.google.de/books?id=E4-oEj9ef7IC>
- [22] BRAUN, T. ; RÖHLER, A. ; WEBER, F.: Kurzlehrbuch Physiologie. Elsevier, Urban & Fischer, 2006. – URL <http://books.google.de/books?id=hCUDoNhnAygC>
- [23] BREI, Diann: Smart Structures: Sensing Technologies for Structural Health Monitoring. In: SAE Earthmoving Industry Conference & Exposition (1998)
- [24] BREITMAIER, E. ; JUNG, G.: Organische Chemie. Thieme, 2005. – URL <http://books.google.de/books?id=Ld-AGnffxXIC>
- [25] Brüel & Kjær (Veranst.): Data Sheet. Impact Hammers - Types 8206, 8206-001, 8206-002 and 8206-003. 2005

- [26] BROCKMANN, Tobias H.: Theory of Adaptive Fiber Composites From Piezoelectric Material Behavior to Dynamics of Rotating Structures. Bd. 161. Kap. Piezoelectric Composites, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2009
- [27] BRUCE, P.Y. ; LAZAR, T. ; REISER, O.: Organische Chemie. Pearson Studium, 2007 (Pearson Studium)
- [28] BRÄUTIGAM, Volker: Gießtechnische Integration piezokeramischer Module in Aluminiumdruckgussbauteile, Technischen Fakultät der Universität Erlangen-Nürnberg, Dissertation, 2008
- [29] BURHKHARDT, Prof. Dr. H.: Grundlagen der Bilderzeugung und Bildanalyse Mustererkennung. In: Universität Freiburg, Institut für Informatik, Lehrstuhl für Mustererkennung und Bildverarbeitung (2003)
- [30] CARTER, B. ; MANCINI, R.: Op Amps for Everyone. Newnes/Elsevier, 2009 (Electronics & Electrical). – URL <http://books.google.de/books?id=nnCNsjpicJIC>
- [31] COLLINS, Simon A.: Sensors for Structural Control Applications Using Piezoelectric Polymer Film, Massachusetts Institute of Technology, Masterarbeit, 09 1990
- [32] COYLE, Damien ; PRASAD, Girijesh ; MCGINNITY, T. M.: A time-frequency approach to feature extraction for a brain-computer interface with a comparative analysis of performance measures. In: EURASIP J. Appl. Signal Process. 2005 (2005), 01, S. 3141–3151. – URL <http://dx.doi.org/10.1155/ASP.2005.3141>
- [33] CREMER, Lothar ; HECKL, Manfred: Körperschall : physikalische Grundlagen und technische Anwendungen. Berlin ; Heidelberg : Springer, 1996
- [34] CZICHOS, Horst: Mechatronik. Bd. 2. aktualisierte und erweiterte Auflage. Vieweg+Teubner, 2008
- [35] DANZ, R.; GEISS, D.: Struktur und Eigenschaften piezo- und pyroelektrischer Polymerfolien. In: Acta Polymerica 38 (1987), Nr. 6, S. 399–406
- [36] DASH, M. ; LIU, H.: Feature Selection for Classification. In: Intelligent Data Analysis 1 (1997), S. 131–156
- [37] DAUE, Thomas P. ; KUNZMANN, Jan ; SCHONECKER, Andreas: Energy Harvesting Systems Using Piezo-electric Macro Fiber Composites. In: Fraunhofer IKTS and Smart Material Corp. joint publication (1990)
- [38] DEAN, Robert ; FLOWERS, George ; HODEL, Scotte ; MACALLISTER, Ken ; HORVATH, Roland ; MATRAS, Alex ; GLOVER, Rob: Vibration Isolation of MEMS Sensors for Aerospace Applications. In: Proc. of the IMAPS International Conference and Exhibition on Advanced Packaging and Systems, Reno, NV (2002), S. 166–170

- [39] DIAZ-BONE, Rainer ; KÜNEMUND, Harald: Einführung in die binäre logistische Regression. (2003), 05
- [40] DIENEROWITZ, Frank: Der Helixaktor - Zum Konzept eines vorverwundenen Biegeaktors, Universität Karlsruhe (TH), Fakultät für Maschinenbau, Dissertation, 2008
- [41] DOBBIN, Kevin K. ; SIMON, Richard M.: Sample size planning for developing classifiers using high-dimensional DNA microarray data. In: Oxford Journals Biostatistics 8 (2006), 04
- [42] DOBRAS, Jens: Klassifikation von Schwingungssignalen technischer Systeme mittels FUZZY-Methoden, Technischen Universität Clausthal, Dissertation, 06 2004
- [43] DUTTER, Clemens Reimann; Peter Filzmoser; Robert Garrett; R.: Statistical Data Analysis Explained: Applied Environmental Statistics with R. Wiley, 2008
- [44] ECKE, Wolfgang: Applications of Fibre Bragg Grating Sensors. 04 2008. – URL http://obel.ee.uwa.edu.au/OFS-19/technical_programme/Ecke_tutorial.pdf. – Internet, Abruf: 29.07.2011
- [45] ECKSTEIN, Peter P.: Repetitorium Statistik, Deskriptive Statistik - Stochastik - Induktive Statistik. Bd. 6. Auflage. Gabler, 2006
- [46] EISENBERG, G.: Identifikation und Klassifikation von Musikinstrumentenklängen in monophoner und polyphoner Musik. Cuvillier, 2008. – URL <http://books.google.de/books?id=ocBPMCdu7zwC>
- [47] EISENBERG, Gunnar: Identifikation und Klassifikation von Musikinstrumentenklängen in monophoner und polyphoner Musik, Technische Universität Berlin, Fakultät Elektrotechnik und Informatik, Dissertation, 2008
- [48] ELSPASS, W.J.; FLEMMING, M.: Aktive Funktionsbauweisen. Eine Einführung in die Strukturonik. Springer Verlag, Berlin Heidelberg 1998
- [49] FLEMMING, W. J.: Overview of automotive sensors. In: Sensors Journal, IEEE 1 (2001), Nr. 4, S. 296–308
- [50] FLIK, T.: Mikroprozessortechnik und Rechnerstrukturen. Springer, 2004. – URL <http://books.google.de/books?id=iGz0mknq2IsC>
- [51] FOODY, Giles M. ; MARTHUR, Ajay ; SANCHEZ-HERNANDEZ, Carolina ; BOYD, Doreen S.: Training set size requirements for the classification of a specific class. In: ELSEVIER Remote Sensing of Environment 104 (2006)

- [52] FORM, Thomas: 3 Elektronik im Fahrzeugeinsatz. (2010), 10. – URL http://www.ifr.ing.tu-bs.de/lehre/downloads/skripte/Folien_FE1_Teil3.pdf. – Internet, Abruf: 11.09.2011
- [53] FRADEN, J.: Handbook of modern sensors: physics, designs, and applications. Springer, 2004. – URL <http://books.google.de/books?id=SB7g10c4V1AC>. – ISBN 9780387007502
- [54] FRANCA, J ; PETRAGLIA, A ; MITRA, S K.: Multirate analog-digital systems for signal processing and conversion. In: Proceedings of the IEEE 85 (1997), Nr. 2, S. 242–262
- [55] FROMM, Sabine: Binäre logistische Regressionsanalyse. In: Bamberger Beiträge zur empirischen Sozialforschung Nr. 11 (2005)
- [56] GABI, Prof. Dr.-Ing. M. ; PANTLE, Dr.-Ing. I.: Skript zur Vorlesung Technischen Akustik. In: Universität Karlsruhe (2006)
- [57] GALLUS, Jürgen ; GUT, Thomas ; WOLFER, Bernd: Bemerkbarkeit von Klein-kollisionen. In: BURG, Heinz (Hrsg.) ; MOSER, Andreas (Hrsg.): Handbuch Verkehrsunfallrekonstruktion. Vieweg, 2007, S. 821–827. – ISBN 978-3-8348-9412-0
- [58] GASSNER, Franziska: Dokumentation Auswertung VVD-Datensatz (2006/2007), Praktikumsbericht Volkswagen AG. 05 2009
- [59] GENUIT, K.: Sound-Engineering Im Automobilbereich: Methoden Zur Messung und Auswertung Von Geräuschen und Schwingungen. Springer, 2010. – URL <http://books.google.de/books?id=hMNcyJah9WcC>. – ISBN 9783642014147
- [60] GMBH, LEONI K.: Automotive Wires and Cables. – URL http://www.leoni.com/uploads/tx_downloadleoni/en_fahrzeug_06.pdf. – Internet, Abruf: 31.10.2011
- [61] GODSE, D.A.G.A.P.: Microcontroller And Embedded Systems. Technical Publications, 2007. – URL <http://books.google.de/books?id=4GrXJeC6HFkC>. – ISBN 9788184311051
- [62] GOPALAKRISHNAN, Srinivasan ; RUZZENE, Massimo ; HANAGUD, Sathyanarayana: Computational Techniques for Structural Health Monitoring. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011
- [63] GRAY, A.: Modern Differential Geometry of Curves and Surfaces with Mathematica. 2. Auflage. CRC Press, Boca Raton, Fla. (u.a.) 1999
- [64] GRENIER, M. ; LABRECQUE, S. ; BENOIT, M. ; ALLARD, M.: ACCURACY ASSESSMENT METHOD FOR WETLAND OBJECT-BASED CLASSIFICATION. In: International Society for Photogrammetry and Remote Sensing XXXVIII (2008)

- [65] GROTH, Peter: FEM-Anwendungen: Statik-, Dynamik- und Potenzialprobleme mit professioneller Software lösen. Springer-Verlag, 2002 (ISBN 3-540-41483-5)
- [66] GRUPPE, Kistler: In-Line-Ladungsverstärker Typ 5027A, 2011. – URL http://www.kistler.com/mediaaccess/5027A_BP__000-299d-03.11.pdf. – Internet, Abruf: 31.10.2011
- [67] GUYON, Isabelle ; GUNN, Steve ; NIKRAVESH massoud ; ZADEH, Lotfi A.: Feature Extraction Foundations and Applications. Springer, 2006
- [68] HAGL, S.: Schnelleinstieg Statistik. Haufe, 2007 (Haufe Schnelleinstieg). – URL <http://books.google.de/books?id=Cq7v0xuF56kC>. – ISBN 9783448086218
- [69] HALL, Jeyanthi ; BARBEAU, Michel ; KRANAKIS, Evangelos: Detection of Transient in Radio Frequency Fingerprinting Using Signal Phase. In: Proceedings of IASTED International Conference on Wireless and Optical Communications (WOC '03), 2003
- [70] HANSEN, Colin H. ; SNYDER, Scott D.: Active control of noise and vibration / Colin H. Hansen and Scott D. Snyder. E. & FN Spon, London :, 1997. – xix, 1267 p. : S. – ISBN 0419193901
- [71] HANSEN, K.-H.: Einfache Dimensionierungsregeln für die Elektronik beim Messen stoßartiger Vorgänge mit piezoelektrischen Aufnehmern. In: VDI-Berichte Nr. 135 (1969)
- [72] HARRISON, R R.: A low-power integrated circuit for adaptive detection of action potentials in noisy signals. In: Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society IEEE Cat No03CH37439 4 (2003), S. 3325–3328
- [73] HAVELOCK, D.I. ; KUWANO, S. ; VORLÄNDER, M.: Handbook of signal processing in acoustics. Springer, 2008 (Bd. 1). – URL <http://books.google.de/books?id=TDPI001DLSUC>. – ISBN 9780387776989
- [74] HAYKIN, Simon: Neural Networks and Learning Machines. Bd. 3. Pearson Education Inc., 2009
- [75] HELTEN, Elmar (Hrsg.) ; KOOLWIJK, Jürgen (Hrsg.) ; ALBRECHT, Günter (Hrsg.): Statistische Forschungsstrategien. Oldenbourg, 1974. – ISBN 3486448919
- [76] HERING ; BRESSLER ; GUTEKUNST: Elektronik für Ingenieure und Naturwissenschaftler. Bd. 5. Auflage. Spinger-Verlag Berlin Heidelberg, 2005
- [77] HERING, Ekbert (Hrsg.) ; MARTIN, Rolf (Hrsg.): Photonik: Grundlagen, Technologie und Anwendung. Spinger-Verlag Berlin Heidelberg, 2006
- [78] HERING, E.; MARTIN, R. (HRSG.): Photonik. Grundlagen, Technologie und Anwendung. Springer Verlag, Berlin Heidelberg 2006

- [79] HEYLEN, W.; LAMMENS, S.; SAS, P.: Modal Analysis Theory And Testing. Katholieke Universiteit Leuven - Departement Werktuigkunde, Leuven (Belgium) 2007
- [80] HOSMER, David W. ; LEMESHOW, Stanley: Applied Logistic Regression. Bd. 2. Wiley Series in Probability and Statistics, 2000
- [81] HU, Shun di ; CHUANG, Kuo chih ; TZOU, Horn sen: PVDF energy harvester on flexible rings. In: Piezoelectricity, Acoustic Waves and Device Applications (SPAWDA), 2010 Symposium on, dec. 2010, S. 100 –105
- [82] INDIRA, V. ; VASANTHAKUMARI, R. ; SUGUMARAN, V.: Minimum sample size determination of vibration signals in machine learning approach to fault diagnosis using power analysis. In: ELSEVIER Expoert Systems with Applications 37 (2010)
- [83] INSTRUMENTS, National: M Series User Manual, 07 2008. – URL <http://www.ni.com/pdf/manuals/371022k.pdf>. – Internet, Abruf: 04.12.2010
- [84] INSTRUMENTS, National: Data-Sheet: NI USB-6255. Rev.: 2009-04-15 14:45:28.0, 2009. – URL <http://sine.ni.com/ds/app/doc/p/id/ds-20/lang/en>. – Internet, Abruf: 25.01.2010
- [85] INSTRUMENTS, Texas: Signal Conditioning Piezoelectric Sensors, Application Report , SLOA033A, 09 2000
- [86] IRRETIER, H.: Experimentelle Modalanalyse I. Institut für Mechanik, Universität Kassel, Kassel 2004
- [87] ISER, Bernd ; MINKER, Wolfgang ; SCHMIDT, Gerhard: Bandwidth Extension of Speech Signals. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008
- [88] ISERMANN, Rolf: Mechatronische Systeme Grundlagen. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008
- [89] JAIN, Anil K. ; DUIN, Robert P. ; MAO, Jianchang: Statistical Pattern Recognition: A Review. In: IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE 22 (2000), 01, Nr. 1, S. 4–37
- [90] JANOCHA, Hartmut: Adaptronics and Smart Structures. Bd. 2. Springer, 2007
- [91] JOHN, George H. ; KOHAVI, Ron ; PFLEGER, Karl: Irrelevant features and the subset selection problem. In: International Conference on Machine Learning (1994), S. 121–129
- [92] JUSTIZ, Bundesministerium der: Zweiter Periodischer Sicherheitsbericht. Internet. 11 2006. – URL <http://www.bmj.bund.de/files/-/1485/2.%20Periodischer%20Sicherheitsbericht%20Langfassung.pdf>. – Internet, Abruf: 05.10.2010

- [93] K. TASHIRO, H. T. ; KOBAYASHI, M.: Structure and piezoelectricity of poly(vinylidene fluoride). In: Ferroelectrics 32 (1981), S. 167–175
- [94] KAMDAR, Pratik: Mean Curvature. Calculate the Mean curvature of a given surface (x, y, z) using vectorized form. März 2006. – URL <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/10010>. – Internet, Abruf: 09.11.2009
- [95] KARG, Michelle: Mikromechanische Drucksensoren. Internet. 09 2004. – URL http://www.leb.eei.uni-erlangen.de/termine/ferienakademie/2008/mikrosysteme/Karg_Drucksensoren_Zusammenfassung.pdf. – Internet, Abruf: 22.12.2011
- [96] KERN, Thorsten A. (Hrsg.): Entwicklung haptischer Geräte. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2009
- [97] KESTNER, Tobias: Merkmalsselektion im Data-Mining-Prozess zur Klassifizierung piezoelektrischer Signale mit RapidMiner, TH Mittelhessen, Fachbereich Elektro- und Informationstechnik, Studienarbeit, 10 2010
- [98] KESTNER, Tobias: Konzeption und Aufbau eines prototypischen Steuergeräts zur Detektion und Klassifikation von Krafterwirkungen am Fahrzeug, TH Mittelhessen, Fachbereich Elektro- und Informationstechnik, Diplomarbeit, 06 2011
- [99] KLEIN, Bernd: Leichtbau-Konstruktion Berechnungsgrundlagen und Gestaltung. Bd. 8. Auflage. Vieweg+Teubner, 2009
- [100] KLEINBAUM, David G. ; KLEIN, Mitchel: Logistic Regression A Self-Learning Text. Bd. 3. Springer, 2010
- [101] KLINKENBERG, Ralf: Führende Open Source Data Mining Software RapidMiner weiter verbessert. 2008. – URL <http://www.openpr.de/pdf/216639/Fuehrende-Open-Source-Data-Mining-Software-RapidMiner-weiter-verbessert.pdf>. – Internet, Abruf: 20.03.2011
- [102] KNAEBEL, M.; JÄGER, H.; MASTEL, R.: Technische Schwingungslehre. Teubner Verlag, Wiesbaden 2006
- [103] KOKAVECZ, Judith: Modalanalyse. In: MÖSER, Michael (Hrsg.): Messtechnik der Akustik. Springer Berlin Heidelberg, 2010, S. 499–535. – ISBN 978-3-540-68087-1
- [104] KOLLMANN, Franz G.: Maschinenakustik: Grundlagen, Messtechnik, Berechnung, Beeinflussung. Springer-Verlag, 5 1993. – ISBN 9783540551966
- [105] KOLLMANN, F.G.; SCHÖSSER, T.F.; ANGERT, R.: Praktische Maschinenakustik. Springer Verlag, 2006 (ISBN 3-540-20094-0)

- [106] KOPP, Johannes ; LOIS, Daniel: Multinomiale logistische Regression. In: TU Chemnitz, Institut für Soziologie, Professur für empirische Sozialforschung (2009), 07
- [107] KREFT, Fabian: Realisierung und Evaluation eines probabilistischen Vorhersagemodells zur Bewertung und Zustandsanalyse eines Fahrerbeobachtungssystemss, Westsächsische Hochschule Zwickau, Diplomarbeit, 10 2010
- [108] LAL, T.N. ; CHAPELLE, O. ; WESTON, J. ; ELISSEEFF, A.: Studies in Fuzziness and Soft Computing. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006 (207). – 137–165 S
- [109] LARTILLOT, Olivier: MIRtoolbox 1.3, User's Manual. – URL <https://www.jyu.fi/hum/laitokset/musiikki/en/research/coe/materials/mirtoolbox/MIRtoolbox%20Users%20Guide%201.3>. – Internet, Abruf: 07.07.2012
- [110] LAUERER, Christian: Ein Beitrag zur Erhöhung des Insassenschutzes durch Körperschallmessung in der Crashererkennung, Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Dissertation, 09 2009
- [111] LAY, Andreas ; EBERLE, Klaus ; KRÖPLIN, Bernd H.: Ein Beitrag zur Applikation und Ansteuerung von piezoelektrischen Aktoren und Sensoren. In: Mehrfeldprobleme in der Kontinuumsmechanik Universität Stuttgart, Sonderforschungsbereich 404 (Veranst.), 1997
- [112] LOHMANN, Stefan: Optoakustische Tomographie mit laserinduziertem Ultraschall in der medizinischen Diagnostik, Universität Hannover, Fachbereich Physik, Dissertation, 1998
- [113] LOIS, Daniel: Arbeitspapier: Binäre und multinomiale logistische Regression. In: TU Chemnitz, Institut für Soziologie, Professur für empirische Sozialforschung (2010), 01
- [114] LÓPEZ-HIGUERA, José M. (Hrsg.): Handbook of Optical Fibre Sensing Technology. Wiley, 2002
- [115] LUKAS, Anzengruber: Projektbericht Feature Extraction Audio A. (2005), 01. – URL http://www.hobbyist.de/dsp/fae_anzengruber.pdf. – Internet, Abruf: 13.12.2010
- [116] MA, Chien-Ching ; HUANG, Yu-Hsi ; PAN, Shan-Ying: Investigation of the Transient Behavior of a Cantilever Beam Using PVDF Sensors. In: Sensors 12 (2012), Nr. 2, S. 2088–2117
- [117] MAIMON, Oded ; ROKACH, Lior: Data Mining and Knowledge Discovery Handbook. Springer Science+Business Media, 2005
- [118] MARKERT, R.: Schwingungsmeßtechnik / Technische Universität Darmstadt, Fachbereich Mechanik. 2005 (1. Auflage). – Forschungsbericht

- [119] MATERIAL, Smart: MACRO FIBER COMPOSITE - MFC. – URL <http://www.smart-material.com/media/Datasheet/MFC-V2.0-2011-web.pdf>. – Internet, Abruf: 10.08.2011
- [120] MAUCH, F.-J. Stolze; C.-A. Kurt; H.: Experimentelle Modalanalyse zur Verbesserung der Aussagegüte der Karosserieerprobung auf dem Gesamtfahrzeugprüfstand. In: DVM-Arbeitskreis Betriebsfestigkeit : Tagung 35 (2008)
- [121] MAUL, Jochen ; KIPP, Tobias: Messung von Oberflächendehnung mit flexiblen Faser-Bragg-Dehnungsmessstreifen / HBM GmbH. 05 2011. – Forschungsbericht
- [122] MEASUREMENT SPECIALTIES, INC.: DT Series Elements with Lead Attachment. DT Series Rev 1, Mai 2009. – URL http://www.meas-spec.com/downloads/DT_Series_LeadAttach.pdf. – Internet, Abruf: 09.05.2009
- [123] MICHAELI, W.: Einführung in die Kunststoffverarbeitung. Hanser, 2006. – URL <http://books.google.de/books?id=z7eoyS0xd-4C>. – ISBN 9783446405806
- [124] MIEDREICH, Mathias ; SCHÖBER, Herbert: Fußgängerschutzsystem mit faseroptischem Sensor. In: ATZ 2005-03 (2005)
- [125] MIROW, Paul: High Resolution Piezo Film Sensor Systems for Automotive Applications. In: VALLDORF, Jürgen (Hrsg.) ; GESSNER, Wolfgang (Hrsg.): Advanced Microsystems for Automotive Applications 2003. Springer Berlin Heidelberg, 2003 (VDI-Buch), S. 249–259. – ISBN 978-3-540-76988-0
- [126] MÜLLER, G. ; MÖSER, M.: Taschenbuch Der Technischen Akustik. Springer, 2003. – URL http://books.google.de/books?id=99_004Seq0AC. – ISBN 9783540412427
- [127] MOHEIMANI, S.O.R.; FLEMING, A.J.: Piezoelectric Transducers for Vibration Control and Damping. Springer Verlag London Ltd., London 2006
- [128] MORELLO, Lorenzo ; ROSSINI, Lorenzo R. ; PIA, Giuseppe ; TONOLI, Andrea: The Automotive Body - Volume I: Components Design. Springer Netherlands, 2011
- [129] MÖSER, Michael (Hrsg.): Messtechnik der Akustik. Springer, 2010 (ISBN: 978-3-540-68086-4)
- [130] MUELLER, F. ; HEUGEL, S. ; WANG, L. J.: Femto-Newton Sensitivity Opto-Mechanical Force Measurement. In: CLEO/Europe and IQEC 2007 Conference Digest, Optical Society of America, 2007
- [131] MUTH, O.: Differenzierung und Auswertung von Karosserieschäden am Fahrzeug mittels piezoelektrischer Sensoren, Fachhochschule Berlin, Diplomarbeit, Berlin 2009

- [132] NEFSKE, D. J. ; WOLF, J. A. ; HOWELL, L. J.: Structural-acoustic finite element analysis of the automobile passenger compartment: A review of current practice. In: Journal of Sound and Vibration 80 (1982), Nr. 2, S. 247 – 266. – URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/B6WM3-4951DSB-JG/2/97e86d45a4a55a119c600427159a8b07>. – ISSN 0022-460X
- [133] NIEMANN, Heinrich: Klassifikation von Mustern. 2. URL <http://www5.informatik.uni-erlangen.de/fileadmin/Persons/NiemannHeinrich/klassifikation-von-mustern/m00-www.pdf>, Mai 2003. – Internet, Abruf: 20.02.2012
- [134] NITSCHKE, Wolfgang ; BRUNN, André: Strömungsmesstechnik. Bd. 2. Auflage. 2006
- [135] PARTHIER, Rainer: Messtechnik: Grundlagen und Anwendungen der elektrischen Messtechnik für alle technischen Fachrichtungen und Wirtschaftsingenieure. Bd. 3. Vieweg+Teubner, 2006
- [136] PATEL, Amit C. ; MARKEY, Mia K.: Comparison of three-class classification performance metrics: a case study in breast cancer CAD. In: SPIE Medical Imaging 2005: Image Perception, Observer Performance, and Technology Assessment 5749 (2005)
- [137] PATZELT, Rupert ; SCHWEINZER, Herbert: Elektrische Meßtechnik. Bd. 2. Springer-Verlag, 1996
- [138] PEETERS, Geoffroy: A large set of audio features for sound description (similarity and classification) in the CUIDADO project. (2004), 04
- [139] PERNER, Marcus: Modale Charakterisierung der Antworten piezoelektrischer Sensoren auf definierte Krafteinwirkungen am stehenden Fahrzeug, OvG Universität Magdeburg, Fakultät für Maschinenbau, Diplomarbeit, 2010
- [140] QUIROGA, R. Q.: Spike sorting. In: Scholarpedia 2 (2007), Nr. 12, S. 3583
- [141] REIF, K.: Batterien, Bordnetze und Vernetzung. Vieweg+teubner Verlag, 2010 (Bosch Fachinformation Automobil). – URL <http://books.google.de/books?id=W2ReaLqBqCsC>. – ISBN 9783834813107
- [142] REIF, Konrad (Hrsg.): Bosch Autoelektrik und Autoelektronik - Bordnetze, Sensoren und elektronische Systeme. Vieweg+Teubner Verlag, 2011
- [143] REY, G.D. ; WENDER, K.F.: Neuronale Netze: eine Einführung in die Grundlagen, Anwendungen und Datenauswertung. Huber Hans, 2010 (Aus dem Programm Huber: Psychologie-Lehrbuch). – URL <http://books.google.de/books?id=CJSrbwAACAAJ>. – ISBN 9783456848815

- [144] RIEMENSCHNEIDER, Frank: NXP's LPC4300 MCU with Coprocessor: NXP Unveils Its First ARM® Cortex™-M4 Based Controller Family / IQ Magazine. 2011 (1, Volume 10). – Forschungsbericht
- [145] RUF, Daniel: Erweiterung einer Geräuschdatenbank und Entwurf eines effizienten und transparenten Mustererkennungsverfahrens zur Messdatenanalyse, TU Ilmenau, Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik, Diplomarbeit, 06 2009
- [146] RUNKLER, T.A.: Data Mining: Methoden und Algorithmen intelligenter Datenanalyse. Vieweg+teubner Verlag, 2009 (Computational Intelligence). – ISBN 9783834808585
- [147] SAEYS, Yvan ; INZA, Inaki ; LARRANAGA, Pedro: A review of feature selection techniques in bioinformatics. In: Oxford Journals, Bioinformatics 23 (2007), Nr. 19., S. 2507–2517
- [148] SAMMON, John W. ; FOLEY, Donald ; PROCTOR, Albert: Considerations of Dimensionality versus Sample Size. In: IEEE Adaptive Processes (9th) Decision Control (1970)
- [149] SAUER, D. U.: Impedanzspektroskopie - eine Methode, viele Anwendungen - Definitionen, physikalische Bedeutungen, Darstellungen. In: Technische Mitteilungen HT Esse 1/2 (2006), S. 7–11
- [150] SCHÄUFFELE, J. ; ZURAWKA, T.: Automotive Software Engineering: Grundlagen, Prozesse, Methoden und Werkzeuge effizient einsetzen. Vieweg, 2009 (ATZ-MTZ Fachbuch). – URL <http://books.google.de/books?id=dIb7Nk1Lo-4C>. – ISBN 9783834803641
- [151] SCHMEDDING, Klaus: Leichtkollisionen, Wahrnehmbarkeit und Nachweis von PKW-Kollisionen. Vieweg+Teubner Verlag, 2011
- [152] SCHMID, E.: DDS-signalgeneratoren praktisch aufbauen und anwenden. Franzis, 2006. – URL <http://books.google.de/books?id=EaS9f-kjookC>. – ISBN 9783772352065
- [153] SCHROTT, R.: Integration eines Neuro-Sensors in ein Messsystem sowie Untersuchungen zur Unit-Separation, Universität Rostock, Fakultät für Informatik und Elektrotechnik, Dissertation, 2009. – URL <http://books.google.com/books?id=WWkAcgAACAAJ>
- [154] SCHWARZ, Brian J. ; RICHARDSON, Mark H.: Experimental modal analysis. In: Proceedings of CSI Reliability Week. Orlando, Florida, 1999
- [155] SCOBEL, Wolfgang ; LINDSTRÖM, Gunnar ; LANGKAU, Rudolf: Physik kompakt 1. Bd. 2. Springer, 2002
- [156] SENSING TECHNOLOGIES GMBH & CO. KG: Datenblatt introSense® HT4-110K/L Piezofoliensensor, 04 2009

- [157] SHIRINOV, Aleksandr: Entwicklung von Druckwächtern für die Ventilüberwachung aus Polyvinylidenfluorid, TU Aachen, Fakultät für Maschinenwesen, Dissertation, 2007
- [158] SIROHI, J.; CHOPRA, I.: Fundamental Understanding of Piezoelectric Strain Sensors. In: Journal of Intelligent Material Systems and Structures 11 (2000), S. 246ff
- [159] SLEEF, Gerard E. ; LADD, Mark D. ; GALLEGOS, Daniel E. ; SICKING, Carl W. ; ERTEZA, Ireena A.: A novel algorithm for real-time adaptive signal detection and identification. In: SPIE Conference on Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VII 3374 (1998)
- [160] SLOSS, A.N. ; SYMES, D. ; WRIGHT, C.: ARM system developer's guide: designing and optimizing system software. Elsevier/ Morgan Kaufman, 2004 (The Morgan Kaufmann Series in Computer Architecture and Design). – URL <http://books.google.de/books?id=vdk4ZGRqMskC>. – ISBN 9781558608740
- [161] SODAGAR, A. M. ; WISE, K. D. ; ; NAJAFI, K.: A Fully-Integrated Mixed-Signal Neural Processor for Implantable Multi-Channel Cortical Recording. In: IEEE Transactions on Biomedical Engineering 54 (2007), 06, S. 1075–1088. – ISSN 0033-5177
- [162] SODANO, Henry A. ; INMAN, Daniel J. ; PARK, Gyuhae: Comparison of Piezoelectric Energy Harvesting Devices for Recharging Batteries. In: Journal of Intelligent Material Systems and Structures 16 (2005), 10, Nr. 10, S. 799–807. – URL <http://dx.doi.org/10.1177/1045389X05056681>
- [163] SPANNAUS, Paul: Körperschallentstehung im Fahrzeugcrash: Ein Beitrag zur Verbesserung der Unfallerkennung, Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg, Dissertation, 2009
- [164] SPECIALITIES, Measurement: Piezo Film Sensors Manual, 03 2006. – URL <http://www.imagesco.com/sensors/piezofilm.pdf>. – Internet, Abruf: 07.07.2012
- [165] STADLER, Martin: Die KfZ-Versicherung. Bd. 2. Verlag Versicherungswirtschaft, 2008
- [166] STANDARDIZATION, International O. for: ISO 16750-4, Road vehicles – Environmental conditions and testing for electrical and electronic equipment – Part 4: Climatic loads. 2010
- [167] STEINMAIR, Gernot ; ENGLMAIER, Arming: EMV-Simulation zur Bewertung möglicher Ursachen für Gleichtaktstörungen auf Kfz-Busleitungen. In: GMM-Fachbericht: Elektromagnetische Verträglichkeit in der KFZ-Technik 48 (2005), 10
- [168] STOCKMANN, Gudrun: Wavelet-Analyse zur Detektion von Zustandsänderungen, Gerhard-Mercator-Universität (GMU) Duisburg, Dissertation, 2000
- [169] STOHRER, Hering / Martin /.: Physik für Ingenieure. Bd. 10. Aufl. Springer. – 420 S

- [170] STOLZ, Dipl. Ing. M. ; VASILEV, M.Sc. G. ; BUSS, Prof. M.: Sensorsystem zur Interaktionskraftbestimmung an einer Fahrzeugtür. (2008). – URL <http://www.lsr.ei.tum.de/fileadmin/backup/Strolz2008Sensoren.pdf>. – Internet, Abruf: 27.10.2009
- [171] STRACKELJAN, Jens: Klassifikation von Schwingungssignalen mit Methoden der unscharfen Mustererkennung, Technische Universität Clausthal, Dissertation, 06 1993
- [172] STUHLMÜLLER, P.: A/D-Wandler in Embedded Systemen. Aufbau und Anwendung. 2004
- [173] SUSSNER, H.; DRANSFELD, K.: Der piezoelektrische Effekt in Polyvinyliden Fluorid und seine Anwendungen. In: Colloid & Polymer Science 257 (1979), Nr. 6, S. 591–602
- [174] TECHNISCHE UNIVERSITÄT ILMENAU, Fachgebiet M.: Übersicht - Messgröße/Sensorprinzip, Messgröße: Druck. Internet. 12 11. – URL http://mechatronik.tu-ilmeneau.de/lernmodul_mechatronik/komponenten/sensoren/sensoren_druck.html. – Internet, Abruf: 22.12.2011
- [175] THEODORIDIS, Sergios: Pattern Recognition. Bd. 4. Elsevier, 2009
- [176] TICHÝ, J. ; GAUTSCHI, G.: Piezoelektrische Meßtechnik, Physikalische Grundlagen Kraft-, Druck- und Beschleunigungsaufnehmer Verstärker. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1980
- [177] TIETZE, Ulrich ; SCHENK, Christoph: Halbleiter-Schaltungstechnik. Bd. 12. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2002
- [178] TWIEG, Stefan: Selbstlernende akustische Mustererkennung zur Erfassung von Bauteilfehlern im Automobil, Universität Rostock, Fakultät für Informatik und Elektrotechnik, Institut für Gerätesysteme und Schaltungstechnik, Dissertation, 2010
- [179] TZANETAKIS, George: Manipulation, Analysis and Retrieval Systems for Audio Signals, Princeton University, Dissertation, 06 2002
- [180] VATANSEVER, D ; HADIMANI, R L. ; SHAH, T ; SIORES, E: An investigation of energy harvesting from renewable sources with PVDF and PZT. In: Smart Materials and Structures 20 (2011), Nr. 5, S. 055019. – URL <http://stacks.iop.org/0964-1726/20/i=5/a=055019>
- [181] VODICKA, Roger ; GALEA, Stephen C.: Use of PVDF Strain Sensors for Health Monitoring of Bonded Composite Patches. In: DSTO Aeronautical and Maritime Research Laboratory (1998), 06
- [182] VOLKSWAGEN: Selbststudienprogramm 318, Der Golf 2004, 2004
- [183] VOLKSWAGEN AG: Einrichtung und Verfahren zur Berührungsdetektion für ein Kraftfahrzeug. 02.11.2006. – Pr.: 10 2005 018 665.3 21.04.2005

- [184] WAGENKNECHT, Christian: Algorithmen und Komplexität. Fachbuchverlag Leipzig im Carl Hanser Verlag, 2003
- [185] WANG, Zefeng ; HU, Yongming: Investigations of a novel mechanical anti-aliasing filtering fiber-optic hydrophone with a cylindrical Helmholtz resonator, SPIE, 2008, S. 71342B. – URL <http://link.aip.org/link/?PSI/7134/71342B/1>
- [186] WATKINS, Paul T. ; SANTHANAM, Gopal ; SHENOY, Krishna V. ; HARRISON, Reid R.: Validation of adaptive threshold spike detector for neural recording. In: Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS (2004), S. 4079–4082
- [187] WEISS, Christel ; RZANY, Berthold: Basiswissen Medizinische Statistik. Bd. 5. Auflage. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010
- [188] WEIGAND, Christoph: Statistik mit und ohne Zufall Eine anwendungsorientierte Einführung. Bd. 2. Auflage. Physica-Verlag
- [189] WIRTH, Georg: Ein Fehlerdiagnosesystem zur automatischen Klassifikation akustischer Signale, Universität Fridericiana Karlsruhe, Dissertation, 06 2000
- [190] WITTEN, Ian H. ; FRANK, Eibe: Data mining: practical machine learning tools and techniques. Bd. 2. ELSEVIER, 2005
- [191] WOLFF, Harmuth: Möglichkeiten und Grenzen der Wahrnehmbarkeit leichter PKW-Kollisionen. eurotax (International) AG, 1993
- [192] WU, Xindong ; KUMAR, Vipin ; ROSS QUINLAN, J. ; GHOSH, Joydeep ; YANG, Qiang ; MOTODA, Hiroshi ; MCLACHLAN, Geoffrey J. ; NG, Angus ; LIU, Bing ; YU, Philip S. ; ZHOU, Zhi-Hua ; STEINBACH, Michael ; HAND, David J. ; STEINBERG, Dan: Top 10 algorithms in data mining. In: Knowledge and Information Systems 14 (2007), December, S. 1–37. – ISSN 0219-1377
- [193] XU, M. G. ; DONG, L. ; REEKIE, L. ; TUCKNOTT, J. A. ; CRUZ, J. L.: Temperature-independent strain sensor using a chirped Bragg grating in a tapered optical fibre. In: IEEE Electronics Letters 31 (1995)
- [194] YOUNG, Ian T.: Further Consideration of Sample and Feature Size. In: IEEE Transactions on Information Theory 24 Issue:6 (2003), 11
- [195] ZANDER, Dipl.-Ing. André G.: Alternative Sensierungskonzepte zur Seitencrashererkennung, TU Berlin, Dissertation, 10 2003
- [196] ZELLER, Peter: Handbuch Fahrzeugakustik Grundlagen, Auslegung, Berechnung, Versuch. Vieweg+Teubner, 1. Auflage 2009 (383480651X)
- [197] ZELLER, Peter: Körperschall. In: Handbuch Fahrzeugakustik: Grundlagen, Auslegung, Berechnung, Versuch. Vieweg+Teubner Verlag, 2009

- [198] ZHANG, J.: Vorlesung: Angewandte Sensorik. Universität Hamburg, Fachbereich Informatik, 11 2003. – URL http://tams-www.informatik.uni-hamburg.de/lehre/2003ws/vorlesung/angewandte_sensorik/vorlesung_04.pdf. – Internet, Abruf: 03.05.2010



Anhang

A.1 Spezifikationen

Kennwert	Symbol	PVDF-Sensor	Einheit
Folienstärke	t	110	μm
Temperaturbereich	T	-40 bis +105	$^{\circ}C$
Dichte	ρ	1.78	$10^3 \frac{kg}{m^3}$
Volumenwiderstand	ρ_m	$> 10^{13}$	Ωm
Kapazität bei 1kHz	C	380	$\frac{pF}{cm^2}$
Relative Permittivität	$\frac{\epsilon_{33}}{\epsilon_0}$	12-13	
Permittivität	ϵ_{33}	106-113	$10^{-12} \frac{F}{m}$
piezoel. Ladungskonstante	d_{31}	23	$10^{-12} \frac{m^2}{N}$
piezoel. Ladungskonstante	d_{33}	-33	$10^{-12} \frac{m^2}{N}$
piezoel. Spannungskonstante	g_{31}	216	$10^{-3} \frac{m}{N}$
piezoel. Spannungskonstante	g_{33}	-330	$10^{-3} \frac{m}{N}$
Kopplungsfaktor	k_{31}	0.12	
Kopplungsfaktor	k_{33}	0.19	
Pyroel. Koeffizient	p	30	$10^{-6} \frac{C}{m^2 K}$

Tabelle A.1: Kennwerte des PVDF-Sensors [164, 156]

Parameter	Impulshammer	LDV
Messgröße	Kraft	Geschwindigkeit
Sensitivität	11, 4mV/N	8V/(m/s)
Frequenzbereich ($-3dB$)	10Hz - 10kHz	$< 20MHz$
Erfasste Bandbreite		1024Hz
Spektrallinien		2048
Auflösung		0,5Hz
Messzeit		2s
Mittelung		3 Versuche

Tabelle A.2: Allgemeine Parameter zur Durchführung der experimentellen Modalanalyse

Impulshammer 8206-001 Brüel & Kjær	
Frequenzbereich	10 - 10kHz (-3dB)
Sensitivität	11,4mV/N
Laser Vibrometer OFV-303.8 Polytec	
Frequenzbereich	< 20MHz
Sensitivität	8,1V/ms ⁻¹
Controller OFV-3001 Polytec	
Interface OFV-042 Polytec	
Panel PSV Z 050 Polytec	
Handgeräte	
Focus Control	OFV-310
Spiegeleinstellung LDV	OFV-044
LMS Scadas 111	
Type	SC310
Kanalanzahl	8

Tabelle A.3: Kennwerte der Messgeräte zur experimentellen Modalanalyse

Laborrechner Versuchsfahrzeug	
Prozessor	Intel Core 2 T7600 2,33GHz
Festplatte	1 TB
Arbeitsspeicher	3 GB
Grafikkarte	Matrox Millenium G550 PCIe
Betriebssystem	Microsoft Windows XP Professional Service Pack 3
MATLAB [®] -Version notwendige Toolboxes	The Mathworks [®] , Inc., MATLAB [®] R2009b Data Acquisition Signal Processing Statistics
RapidMiner	Version 5.0.010

Tabelle A.4: Kennwerte der Ausstattung des Laborrechners und der verwendeten Software

Tiefpassfilter	
Hersteller	Alligator Technologies, Inc.
Bezeichnung	AAF-2
Eck-Frequenz	10kHz
Art/Ordnung	Bessel-Filter 8. Ordnung
Spannungsbereich	$\pm 10V$
Eingangsimpedanz	$10M\Omega$
Messmethode	Differentiell
Kanalanzahl	8 (Differentiell)

Tabelle A.5: Kennwerte der Ausstattung der zwei verwendeten Tiefpassfilter [4]

Messkarte	
Hersteller	National Instruments
Bezeichnung	NI USB-6255
Auflösung	16 Bit
Abtastrate	max. 1,25MHz/s
Spannungsbereich	$\pm 10V$
Eingangsimpedanz	$10G\Omega$
Eingangskapazität	$100pF$
Kanalanzahl	40 analoge Eingänge (Differentiell)

Tabelle A.6: Kennwerte der Ausstattung der Messkarte [84]

Parameter	Wert
Abtastrate	30 kHz
Messzeit	2 s
Pre-Trigger	0,1 s
Trigger-Schwelle	0,01V
Trigger-Sensor	aktuelle Position

Tabelle A.7: Allgemeine Parameter zur Aufnahme der Referenzwerte

A.2 Sensorpositionen

Im Folgendem sind die Sensorpositionen dargestellt. Der Kreis kennzeichnet die Punkte mit größerem Evaluierungswert der modalen Krümmung. Das Rechteck skizziert die neue Sensorposition. Das Dreieck präsentiert den Erregungspunkt zur experimentellen Modalanalyse.

A.2.1 Frontstoßstange

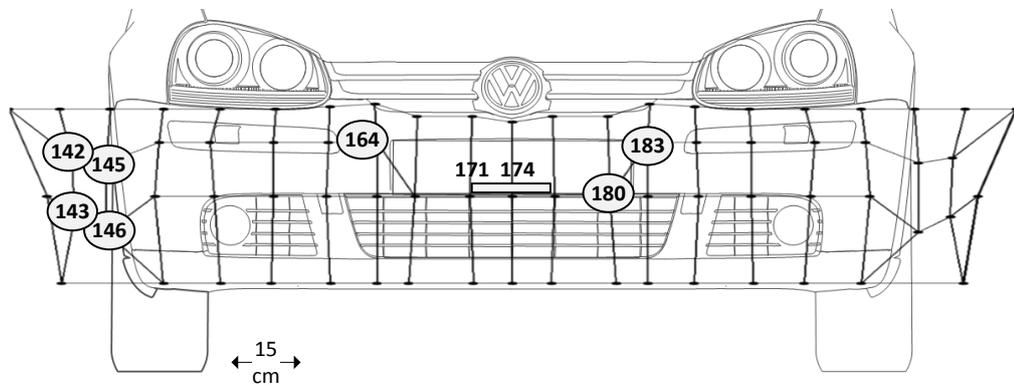


Abbildung A.1: Sensorposition Frontstoßstange

Frontstoßstange	Beobachtbarkeit	Frontstoßstange	Beobachtbarkeit
143	1	174	$4 \cdot 10^{-6}$
146	$5 \cdot 10^{-4}$	171	$2 \cdot 10^{-6}$
142	$2 \cdot 10^{-4}$	145	10^{-6}
183	$7 \cdot 10^{-5}$	164	$7 \cdot 10^{-7}$
180	10^{-5}	-	-

Tabelle A.8: Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Frontstoßstange

Eigenfrequenzen
24,1 28,1 30,4 42,9 46,2 50,6 59,7 90,3 102,1 122,6 130,0 136,5 184,5 200,0 242,2 266,3 301,0 380,7 525,8 572,9

Tabelle A.9: Eigenfrequenzen Frontstoßstange [139]

A.2.2 Motorhaube

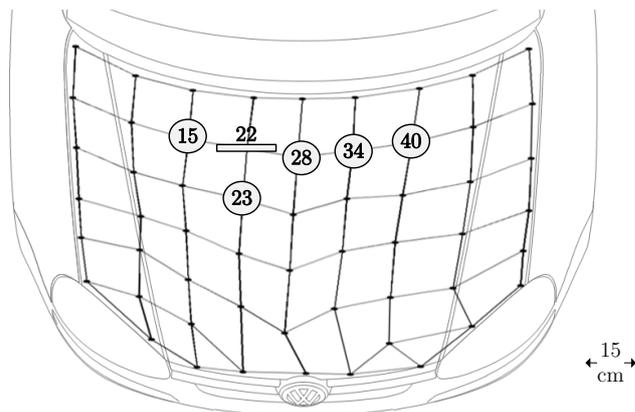


Abbildung A.2: Sensorposition Motorhaube

Motorhaube	Beobachtbarkeit	Motorhaube	Beobachtbarkeit
22	1	15	$15 \cdot 10^{-3}$
28	$5 \cdot 10^{-1}$	40	$23 \cdot 10^{-4}$
34	$1 \cdot 10^{-1}$	23	$6 \cdot 10^{-4}$

Tabelle A.10: Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Motorhaube

Eigenfrequenzen
35,2 48,0 52,9 62,9 72,9 101,7 106,9 113,1 120,5 158,3 175,7 194,0 210,0 218,8 133,5 271,6 300,5 319,0 353,6 487,4 571,1 647,5

Tabelle A.11: Eigenfrequenzen der Motorhaube [139]

A.2.3 Türen Links und Rechts

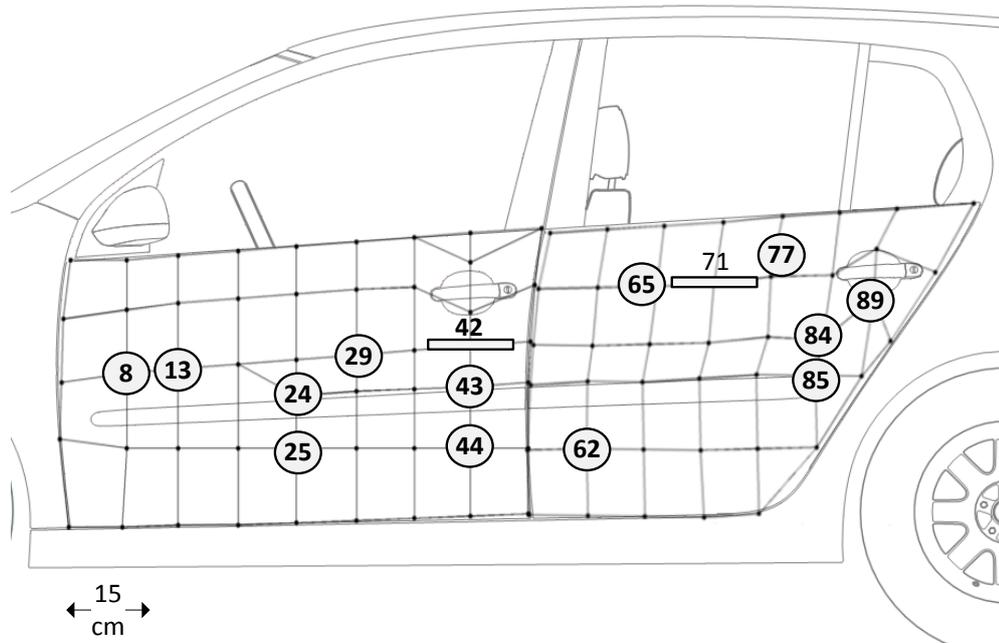


Abbildung A.3: Sensorpositionen Fahrzeugtüren

Tür Vorne	Beobachtbarkeit	Tür Hinten	Beobachtbarkeit
42	1	71	1
24	$3 \cdot 10^{-3}$	89	$3 \cdot 10^{-5}$
13	$2 \cdot 10^{-4}$	77	$2 \cdot 10^{-5}$
25	$1 \cdot 10^{-5}$	85	$5 \cdot 10^{-6}$
43	$3 \cdot 10^{-6}$	62	$4 \cdot 10^{-7}$
8	$3 \cdot 10^{-6}$	84	$2 \cdot 10^{-7}$
44	$2 \cdot 10^{-6}$	65	$8 \cdot 10^{-8}$
29	$1 \cdot 10^{-6}$	-	-

Tabelle A.12: Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der vorderen und hinteren Fahrzeugtüren

Eigenfrequenzen Tür vorn
57,1 67,7 88,8 102,2 140,8 157,9 171,3 224,6 233,8 260,8 273,0 306,2 356,9 399,7 440,4 488,6 510,5 536,4 587,7 645,6 706,2
Eigenfrequenzen Tür hinten
87,5 116,8 145,6 191,7 200,7 224,9 245,6 258,0 275,7 288,1 354,5 396,3 444,4 507,0 538,2 571,4 662,9 699,1 751,8 825,7 871,8 953,1

Tabelle A.13: Eigenfrequenzen Türen [139]

A.2.4 Heckklappe

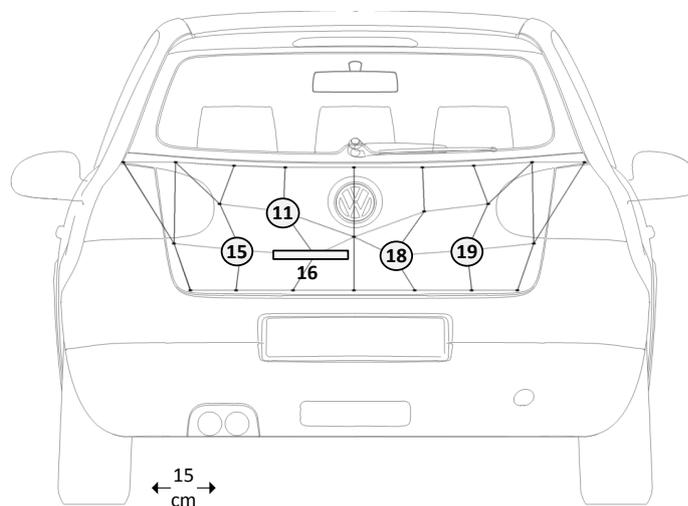


Abbildung A.4: Sensorposition Heckklappe

Heckklappe	Beobachtbarkeit	Heckklappe	Beobachtbarkeit
16	1	19	$5 \cdot 10^{-5}$
15	10^{-2}	18	$2 \cdot 10^{-5}$
11	10^{-4}	-	-

Tabelle A.14: Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Heckklappe

Eigenfrequenzen
31,2 36,8 60,4 82,8 119,8 136,3 183,4 218,5 249,3 326,0 396,0 452,2 479,3 496,5 527,6 749,9 824,3 902,4

Tabelle A.15: Eigenfrequenzen Heckklappe [139]

A.2.5 Heckstoßstange

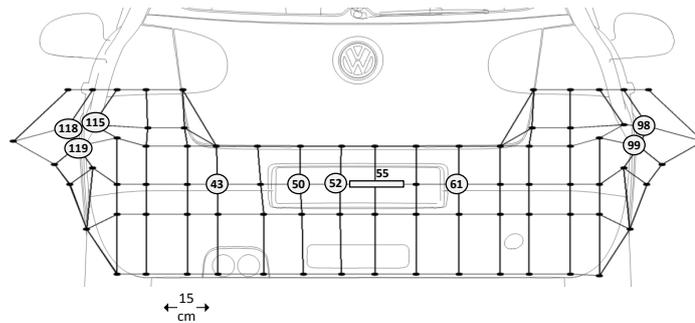


Abbildung A.5: Sensorposition Heckstoßstange

Heckstoßstange	Beobachtbarkeit	Heckstoßstange	Beobachtbarkeit
61	1	98	10^{-6}
55	$5 \cdot 10^{-4}$	43	$2 \cdot 10^{-7}$
119	$7 \cdot 10^{-5}$	115	$2 \cdot 10^{-7}$
99	$5 \cdot 10^{-5}$	118	10^{-7}
52	$3 \cdot 10^{-5}$	50	$4 \cdot 10^{-8}$

Tabelle A.16: Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Heckstoßstange

Eigenfrequenzen
34,9 46,5 49,7 55,8 69,2 78,9 84,8 90,4 99,6 107,5 115,7 124,8 147,9 168,7 188,3 200,3 213,8 306,7 493,1

Tabelle A.17: Eigenfrequenzen Heckstoßstange [139]

A.2.6 Dach

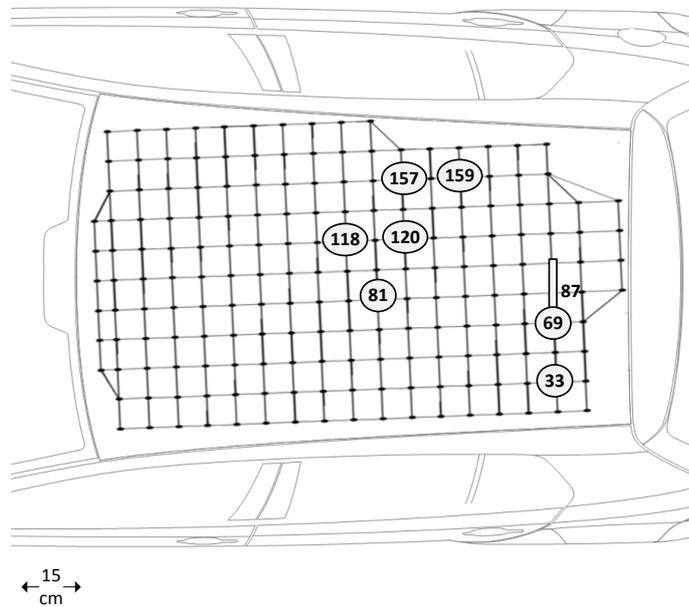


Abbildung A.6: Sensorposition Heckstoßstange

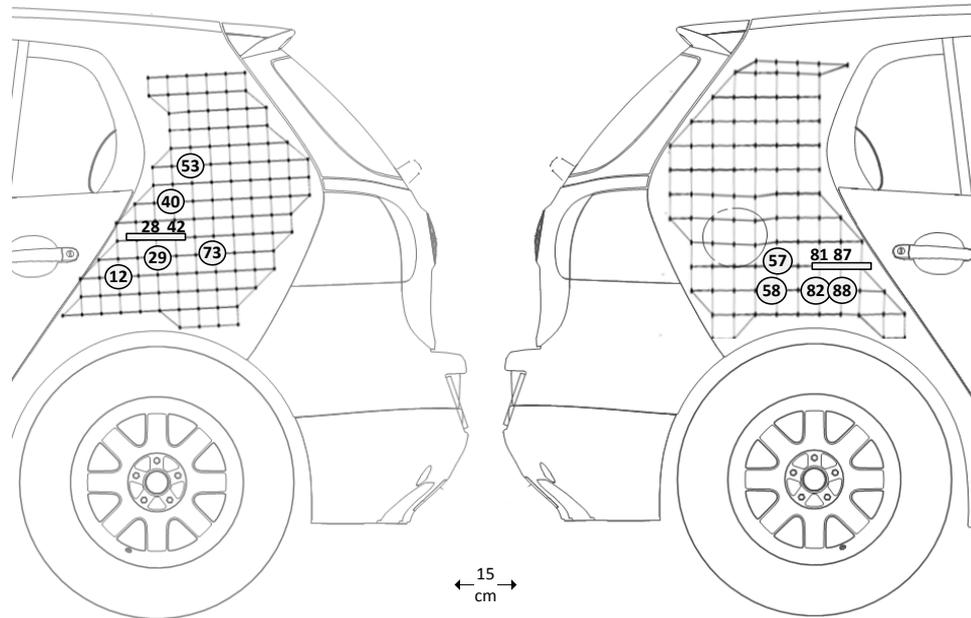
Dach	Beobachtbarkeit	Dach	Beobachtbarkeit
87	1	157	$3 \cdot 10^{-1}$
69	$7 \cdot 10^{-1}$	118	$2 \cdot 10^{-1}$
120	$4 \cdot 10^{-1}$	159	$2 \cdot 10^{-1}$
81	$3 \cdot 10^{-1}$		
33	$3 \cdot 10^{-1}$		

Tabelle A.18: Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte des Dachs

Eigenfrequenzen
92 108 137 157 170 185 202 234

Tabelle A.19: Eigenfrequenzen Dach

A.2.7 C-Säule



Sensorposition C-Säule rechts auf Punkt 82 und 88 ändern da andere Punkte nicht erreichbar

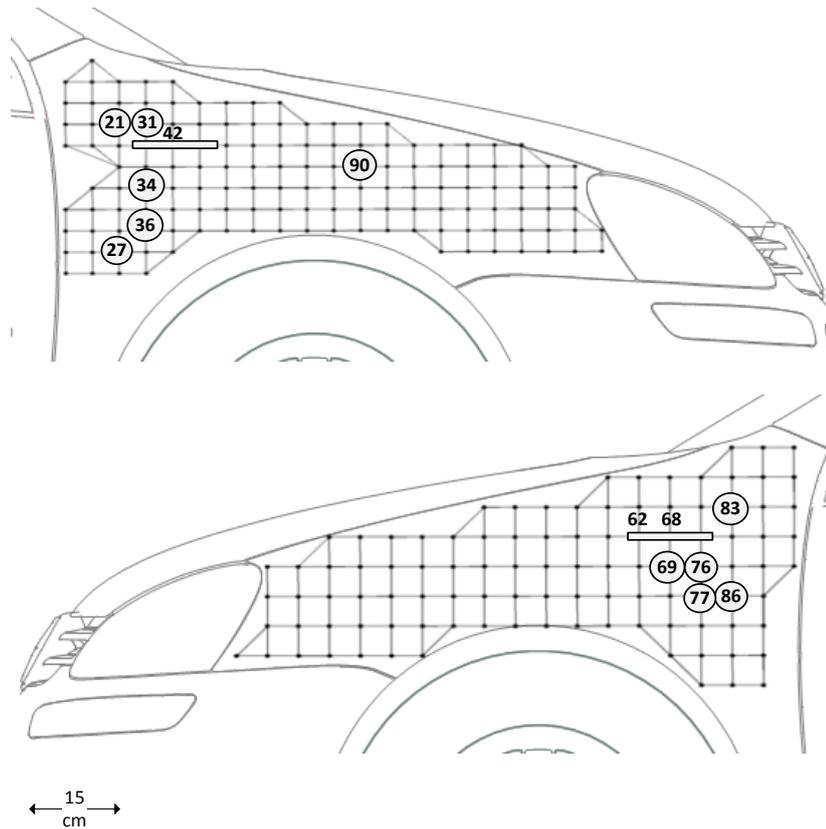
C-Säule Links	Beobachtbarkeit	C-Säule Rechts	Beobachtbarkeit
28	1	88	1
42	$9 \cdot 10^{-1}$	81	$8 \cdot 10^{-1}$
53	$8 \cdot 10^{-1}$	87	$8 \cdot 10^{-2}$
73	$8 \cdot 10^{-1}$	82	$2 \cdot 10^{-3}$
12	$7 \cdot 10^{-1}$	57	$4 \cdot 10^{-4}$
40	$7 \cdot 10^{-1}$	80	$3 \cdot 10^{-4}$
29	$6 \cdot 10^{-1}$	58	$2 \cdot 10^{-4}$

Tabelle A.20

Eigenfrequenzen C-Säule links
34 85 146 257 318
Eigenfrequenzen C-Säule rechts
48 62 105 112 142 177 200 264 292 314 374

Tabelle A.21: Eigenfrequenzen der C-Säulen

A.2.8 Kotflügel



Kotflügel Links	Beobachtbarkeit	Kotflügel Rechts	Beobachtbarkeit
68	1	42	1
77	$1 \cdot 10^{-1}$	90	$7 \cdot 10^{-1}$
86	$1 \cdot 10^{-1}$	21	$5 \cdot 10^{-1}$
83	$1 \cdot 10^{-1}$	27	$5 \cdot 10^{-1}$
69	$1 \cdot 10^{-1}$	31	$4 \cdot 10^{-1}$
76	$9 \cdot 10^{-2}$	34	$3 \cdot 10^{-1}$
62	$6 \cdot 10^{-2}$	36	$2 \cdot 10^{-1}$

Tabelle A.22: Beobachtbarkeitswerte der Messpunkte der Kotflügel

Eigenfrequenzen Kotflügel links
50 62 69 91 144 188
Eigenfrequenzen Kotflügel rechts
68 74 80 91 141 194 236 269

Tabelle A.23: Eigenfrequenzen der Kotflügel

A.3 Parametrisierungen Schwellwertverfahren

Tabelle A.24: Parametrierung der Schwellwertverfahren aller Bauteile

Bauteil	Verfahren		τ [V]	w [ms]	t_{Adapt} [s]	R_n [n]
Frontstoßstange	Statisch	unipolar	0,05	2,6		
		bipolar	[-0,03 0,05]			
	Adaptiv	unipolar		1,00	30	
		bipolar		2,6	1,00	10
Heckstoßstange	Statisch	unipolar	0,07	14,0		
		bipolar	[-0,04 0,04]			
	Adaptiv	unipolar		1,00	10	
		bipolar		14,0	1,00	20
Kotflügel rechts	Statisch	unipolar	0,08	19,6		
		bipolar	[-0,05 0,08]			
	Adaptiv	unipolar		19,6		
		bipolar				
Kotflügel links	Statisch	unipolar	0,11	53,3		
		bipolar	[-0,1 0,11]			
	Adaptiv	unipolar		0,67	20	
		bipolar		53,3	1,00	10
Tür vorn rechts	Statisch	unipolar	0,05	110,0		
		bipolar	[-0,03 0,05]			
	Adaptiv	unipolar		1,00	20	
		bipolar		110,0	1,67	10
Tür vorn links	Statisch	unipolar	0,05	103,3		
		bipolar	[-0,3 0,05]			

	Adaptiv	unipolar			1,00	40
		bipolar		103,3	1,00	40
Tür hinten rechts	Statisch	unipolar	0,16	103,3		
		bipolar	[-0,06 0,16]			
	Adaptiv	unipolar			0,67	5
		bipolar		103,3	1,00	10
Tür hinten links	Statisch	unipolar	0,25	103,3		
		bipolar	[-0,04 0,25]			
	Adaptiv	unipolar			0,67	20
		bipolar		103,3	1,33	10
C-Säule rechts	Statisch	unipolar	0,05	56,7		
		bipolar	[-0,05 0,05]			
	Adaptiv	unipolar			1,00	10
		bipolar		56,7	1,00	10
C-Säule links	Statisch	unipolar	0,03	2,7		
		bipolar	[-0,03 0,02]			
	Adaptiv	unipolar			1,00	20
		bipolar		2,7	1,00	10
Motorhaube	Statisch	unipolar	0,06	3,0		
		bipolar	[-0,04 0,06]			
	Adaptiv	unipolar			1,00	5
		bipolar		3,0	1,00	3
Dach	Statisch	unipolar	0,05	80,0		
		bipolar	[-0,05 0,05]			
	Adaptiv	unipolar			1,00	30
		bipolar		80,0	1,00	20
Heckklappe	Statisch	unipolar	0,07	13,3		
		bipolar	[-0,06 0,07]			
	Adaptiv	unipolar			0,67	30
		bipolar		13,3	1,00	10

A.4 Fehlerratenvergleich Schwellwertverfahren

Tabelle A.25: Vergleich der Fehlerraten der Schwellwertverfahren

Bauteil	Verfahren		FN-Rate [%]	FP-Rate [%]
Frontstoßstange	Unipolar	Statisch	0,00	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	15,32
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	9,52
	Bipolar	Statisch	0,63	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	3,05
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	1,23
Heckstoßstange	Unipolar	Statisch	0,60	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	28,36
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	3,89
	Bipolar	Statisch	0,60	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	28,35
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	3,08
Kotflügel rechts	Unipolar	Statisch	3,06	1,93
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	32,73
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,15	11,71
	Bipolar	Statisch	3,83	0,01
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	0,61
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,91	0,15
Kotflügel links	Unipolar	Statisch	1,08	1,43
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	33,96
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	12,73
	Bipolar	Statisch	4,30	0,01
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	0,43
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,11	0,11
Tür vorn rechts	Unipolar	Statisch	0,00	0,73
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	24,08
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	6,95
	Bipolar	Statisch	1,42	0,01
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	5,47

		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	0,47
Tür vorn links	Unipolar	Statisch	0,67	5,55
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	27,63
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,33	13,82
	Bipolar	Statisch	4,67	0,26
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,27	2,48
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	1,13	0,66
Tür hinten rechts	Unipolar	Statisch	0,71	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	28,15
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	7,78
	Bipolar	Statisch	3,55	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	2,57
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	0,36
Tür hinten links	Unipolar	Statisch	0,65	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	31,95
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	12,27
	Bipolar	Statisch	1,99	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	0,82
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	0,28
C-Säule rechts	Unipolar	Statisch	1,11	15,46
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,11	29,84
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	1,56	14,55
	Bipolar	Statisch	2,22	0,06
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	1,11	0,50
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	3,33	0,23
C-Säule links	Unipolar	Statisch	2,38	15,57
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	32,25
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,60	15,39
	Bipolar	Statisch	3,57	0,01
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	0,11
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	1,31	0,04
Motorhaube	Unipolar	Statisch	1,08	1,09
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	32,28
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	11,22

	Bipolar	Statisch	2,15	0,02
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	1,17
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,43	0,32
Dach	Unipolar	Statisch	1,33	0,97
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	24,25
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	7,25
	Bipolar	Statisch	2,67	0,01
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	8,86
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	2,13
Heckklappe	Unipolar	Statisch	1,15	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	28,47
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	8,34
	Bipolar	Statisch	1,15	0,00
		Adaptiv $SW = 1\sigma$	0,00	2,26
		Adaptiv $SW = 2\sigma$	0,00	0,25

A.5 Merkmale

Tabelle A.26: Einteilung der Frequenzen des Oktav- und Terzspektrums [56]

Oktavbänder				Terzbänder			
f_m	f_u	f_o	$\Delta f = f_o - f_u$	f_m	f_u	f_o	$\Delta f = f_o - f_u$
				50	45	56	11
63	45	90	45	63	56	71	15
				80	72	90	18
				100	90	112	22
125	90	180	90	125	112	140	28
				160	140	180	40
				200	180	224	44
250	180	355	180	250	224	280	56
				315	280	355	75
				400	355	450	95
500	355	710	355	500	450	560	110
				630	560	710	150

				800	710	900	190
1000	710	1400	700	1000	900	1120	220
				1250	1120	1400	280
				1600	1400	1800	400
2000	1400	2800	1400	2000	1800	2240	440
				2500	2240	2800	560
				3150	2800	3550	750
4000	2800	5600	2800	4000	3550	4500	950
				5000	4500	5600	1100
				6300	5600	7100	1500
8000	5600	11200	5600	8000	7100	9000	1900
				10000	9000	11200	2200

A.6 Hardwareauswahl Embedded System

Tabelle A.27: Gegenüberstellung ausgewählter A/D-Wandler und Filter [98]

Eigenschaft	AD7609	ADS1211	MAX1032	HI7188
Auflösung	18 Bit	24 Bit	14 Bit	16
Wandler-Typ	SAR	Sigma-Delta	SAR	Sigma-Delta
Diff.-Eingänge	8	4	4	8
Bipolar	$\pm 20 V$	$\pm 10 V$	$\pm 10 V$	$\pm 5 V$
Eingangsimpedanz	$1 M\Omega$	$1 M\Omega$	$17 k\Omega$	$407 k\Omega$
Abtastrate pro Kanal	200 kSPS	16 kSPS	28 kSPS	240 SPS
Versorgungsspannung	5 V	5 V	5 V	5 V
interner Tiefpass	ja	ja	nein	ja
Leistungsaufnahme (pro Kanal)	12,5 mW	15 mW	1,62 mW	3,75 mW
Temperaturbereich	$-40^{\circ}C +85^{\circ}C$	$-40^{\circ}C +85^{\circ}C$	$-40^{\circ}C +85^{\circ}C$	$-65^{\circ}C +150^{\circ}C$
benötigte Anzahl	2	5	4	2
Kosten pro Bauteil	ca. 10 €	ca. 17 €	ca. 2,75 €	-
Gesamtkosten	ca. 20 €	ca. 85 €	ca. 36 €	-

A.7 Schaltplan Embedded System

Tabelle A.28: Pinbelegung

Funktion	EFM32	Prototypenplatine	AD7609
AV_CC		J3	1,37,38,48
AGND, REFGND		J4	2,26,35,40,41,43,46,47
REFCAP_A,B		J4	44,45
REFIN/REFOUT	2. ADC Pin42	J4	42
REGCAP		J4	36,39
REF_SELECT	1. / 2. ADC	J1/J4	34
DB15/BYTE_SEL	PA6	P2.9	33
DB14/HBEN	PA5	P2.8	32
DB13	PA4	P2.7	31
DB12	PA3	P2.6	30
DB11	PA2	P2.5	29
DB10	PA1	P2.4	28
DB9	PA0	P2.3	27
DB8/D_OUT_A	PA15	P2.18	25
DB8/D_OUT_B	PE15	P6.18	24
V_DRIVE		J1	23
DB6	PE14	P6.17	22
DB5	PE13	P6.16	21
DB4	PE12	P6.15	20
DB3	PE11	P6.14	19
DB2	PE10	P6.13	18
DB1	PE9	P6.12	17
DB0	PE8	P6.11	16
RD/SCLK	PF5	P8,8	12
BUSY	PD14	P5.17	14
CS0	PD9	P5.12	13
CS1	PD10	P5.13	13
FRSTDATA	PB9	P3.12	15
RESET	PA8	P2.11	11
CONVSTA/B	PA7	P2.10	10,9
RANGE		J1	8
STBY		J1	7
PAR/SER_SEL	PD1	P5.4	6
OS2	PA12	P2.15	5
OS1	PA13	P2.16	4
OS0	PA14	P2.17	3

B

Selbstständigkeitserklärung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne fremde Hilfe verfasst habe, andere als die von mir angegebenen Quellen und Hilfsmittel nicht verwendet und die den benutzten Werken wörtlich oder inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Maik Müller,
Dresden, 18. März 2013



Thesen der Dissertation

1. Beschädigungen an einem abgestellten Fahrzeug können unterschiedlicher Natur sein. So wird bei Einbrüchen und Vandalismus mutwillig ein Schaden verursacht, wohingegen Parkrempler oder Türanschlagen beim Aussteigen unbeabsichtigt Deformationen an einem Fahrzeug verursachen können. Da der Fahrzeughalter in diesen Situationen häufig nicht gegenwärtig ist, werden viele Fälle nicht aufgeklärt, und resultieren somit in hohen Reparaturkosten für den Fahrzeughalter.
2. Ein System zur Überwachung des abgestellten Fahrzeugs kann wichtige Informationen hinsichtlich Zeitpunkt und Art der Krafteinwirkung liefern. Es stellt somit einen Trigger zur Auslösung nachgeschalteter Aktorik zur Aufklärung der krafteinwirkenden Situation dar. Weiterhin kann eine automatische Schadensprognose Hinweise über nicht sichtbare Beschädigungen der Karosserie liefern.
3. PVDF-Foliensensoren an der Innenseite der Fahrzeugaußenhaut können alle relevanten Krafteinwirkungen ohne elektrische Verstärkung der generierten Signale detektieren. Durch die passive Funktionsweise und der Möglichkeit des Verzichtes auf einen Ladungsverstärker wird eine geringe Ruhestromaufnahme begünstigt.
4. Die differentielle Messweise ermöglicht den kostengünstigen Einsatz von verdrehten Twisted-Pair Kabeln zur Verbindung der Sensoren zur Auswerteeinheit. Weiterhin zeichnet sich das Verfahren durch eine erhöhte Störunterdrückung aus.
5. Jedes Bauteil der Fahrzeugaußenhaut besitzt Eigenfrequenzen, in denen das System nach Anregung ausschwingt, und bei denen es zu Resonanzerscheinungen kommen kann. Die in der Arbeit entwickelte Methode zur Sensorpositionierung auf Grundlage einer experimentellen Modalanalyse ermöglicht eine optimale Positionierung der PVDF-Sensoren.
6. Zur Detektion von Krafteinwirkungen an der gesamten Fahrzeugaußenhaut wird für jedes Bauteil der Fahrzeugaußenhaut ein Sensor benötigt. Die Reduzierung der Sensoranzahl führt zu einem Informationsverlust, wodurch eine vollständige Überwachung der Außenhaut nicht sichergestellt werden kann.

7. Schwellwertverfahren können auf einfache Weise in den PVDF-Signalen Krafteinwirkungen detektieren. Je nach Funktionsweise der Verfahren werden unterschiedliche Gütewerte in der Erkennung erzielt. Ein adaptives Verfahren verringert Anlernkosten, erkennt relevante Krafteinwirkungen an allen Bauteilen und weist eine geringe Detektion bei irrelevanten Krafteinwirkungen (z.B. Wind) auf. Es stellt das effektivste Schwellwertverfahren zur Detektion von Krafteinwirkungen dar.
8. Als Grundlage für die Klassifikationsalgorithmen dienen Kenngrößen der Signale aus dem Zeit- und Frequenzbereich. Mit geeigneten Verfahren können diese auf charakteristische Merkmale reduziert werden, die die Krafteinwirkung und den Schaden hinreichend beschreiben. Wrapperverfahren ermöglichen neben der Merkmalsreduzierung gleichzeitig die Ermittlung von Klassifikationsgüten für ein Klassifikationsverfahren. Unter Verwendung der Kreuzvalidierung werden durch Aufteilung der Referenzdaten realistische Ergebnisse in Hinsicht auf einen Einsatz im Fahrzeug ermittelt.
9. Sowohl für die Klassifikation von Krafteinwirkungen, als auch für die Schadensprognose, ist die logistische Regression das am besten geeignete Verfahren. Die logistische Regression stellt das Effektivste der untersuchten Verfahren dar, da sich die Funktionsweise besonders für den Einsatz auf einem Embedded System eignet.
10. Die Fahrzeugscheiben sind nicht direkt mit der Fahrzeugaußenhaut und damit dem PVDF-Sensor verbunden. Daher ist es grundsätzlich nicht möglich alle Glasbrüche mit einem PVDF-Sensor an der Fahrzeugaußenhaut zu detektieren und zu klassifizieren.
11. Kratzer als niederenergetische Ereignisse verursachen sehr hohe Kosten, können aber trotz geringerer Signalamplituden als relevante Ereignisse detektiert und klassifiziert werden.
12. Ein Überwachungssystem zur Detektion von Krafteinwirkungen ist in Form eines Embedded Systems mit dem aktuellen Stand der Technik realisierbar. Dies umfasst die Signalaquisition, -verarbeitung und Überwachung von zehn Sensoren mit einem adaptiven Schwellwertverfahren. Die heutzutage geforderten Ruhestromaufnahmen im Fahrzeug sind allerdings nicht einzuhalten.
13. Eine drastische Reduzierung der Ruhestromaufnahme ist bei Verzicht eines analogen Tiefpassfilters möglich. Die Fahrzeugaußenhaut zeigt ein mechanisches Tiefpassverhalten auf. Mit den PVDF-Sensoren, differentieller Messweise und einer ausreichend hohen Abtastfrequenz des AD-Wandlers kann auf die Verwendung eines analogen Tiefpassfilters, ohne den Auftritt von Anti-Aliasing, verzichtet werden.
14. Durch die mechanischen Unterschiede zwischen verschiedenen Fahrzeugtypen kann von keiner Allgemeingültigkeit der ermittelten charakteristischen Merkmale, der Klassifikationsverfahren und der Sensorpositionen ausgegangen werden. Ferner existiert aber ein

methodisches Vorgehen, um Verfahren zur Detektion und Klassifikation von Krafteinwirkungen an anderen Fahrzeugen zu untersuchen.