

# **Entwicklung einer flexiblen akustischen Messmethode zur Detektierung von verzahnungstechnischen Qualitätsproblemen**

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades Doktoringenieur (Dr.-Ing.)  
der Fakultät für Maschinenbau der Technischen Universität Ilmenau

vorgelegt von:

Dipl.-Ing. Daniel Bader  
geboren am 12. Januar 1974  
in Jena

Berichterstatter:

Prof. Dr.-Ing. K. Augsburg, Technische Universität Ilmenau  
Prof. Dr. rer. nat. P. Holstein, STZ TAAN Taucha  
Prof. Dr.-Ing. B. Wender, Hochschule Ulm

Tag der Einreichung: 21.04.2006  
Öffentliche wissenschaftliche Aussprache: 19.12.2006

urn:nbn:de:gbv:ilm1-2006000205



---

## Zusammenfassung

Die Untersuchung von Geräusch- und Schwingungsereignissen gewinnt in der Fahrzeugtechnik weiter an Bedeutung. Dabei stellt neben der Auswertung harmonischer Signalanteile auch die Erkennung kleinster zeitlich beschränkter Ereignisse in Signalen ein wichtiges Feld dar. Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Erkennung solcher nichtstationärer Signalanteile. Sie orientiert sich dabei am praktischen Bedarf und untersucht Körperschallsignale von Stirnradverzahnungen am Ende des Fertigungsprozesses. Das Einsatzgebiet dieser Verzahnungen liegt im Antrieb von Massenausgleichssystemen, welche für die Eliminierung von freien Massenkräften im Motor verantwortlich sind. Aus diesem Grund bestehen an ihr Schwingungsverhalten die höchsten in der Fahrzeugtechnik bekannten Anforderungen.

Ausgehend von den bekannten Methoden der Schwingungsanalyse und den zu erkennenden Signalanteilen werden verschiedene Anforderungen an eine Analyseumgebung abgeleitet. Diese ergeben sich sowohl aus der Verwendung einer geeigneten Signaltransformation, als auch aus der statistisch geprägten Weiterverarbeitung der Transformationsergebnisse hinsichtlich der Generierung von zielführenden Merkmalsparametern zur Fehlerdetektion. An beispielhaften Untersuchungen wird die Eignung der Wavelet-Analyse als mögliche Transformation nachgewiesen und danach eine Analysestrategie erarbeitet. Als Ergebnis entsteht eine modulare Layerstruktur, die alle Anforderungen an die zu erstellende Auswertumgebung vereint.

Basierend auf den abgeleiteten Anforderungen wird ein modulares Analysewerkzeug entwickelt, welches als Kernfunktion die schnelle Diskrete Wavelet-Transformation nutzt. Mit diesem Werkzeug werden Untersuchungen zur Erkennung von Einzelfehlern von Verzahnungen unter den Bedingungen der Fertigungskontrolle durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen, dass mit der auf der Wavelet-Transformation basierenden Analysemethode eine neue Qualitätsstufe in der Erkennung von Einzelfehlern erreicht wird. Es wird weiterhin dargestellt, dass diese Auswertemethode, deren zentrale Operationen auf der Wavelet-Transformation beruhen, auch bei der Erkennung verteilter Fehler Einsatzpotenzial besitzt.

Um die Einsatzmöglichkeiten der gewählten Transformation auch in weiteren Bereichen der Fahrzeugtechnik zu demonstrieren, werden mit dem Analysewerkzeug beispielhaft Untersuchungen an typischen Bremssignalen durchgeführt. Es zeigt sich dabei, dass auch von gestörten Signalen aus rauen Umgebungen, bei denen die Standardauswertemethoden versagen, qualitativ hochwertige Ergebnisse gewonnen werden können.

Die vorgestellten Untersuchungen liefern einen neuartigen Ansatz in der Analyse von Signalen der Fahrzeugtechnik, dargestellt anhand von Einsätzen in der Praxis. Sie machen die Einsatzmöglichkeiten der Wavelet-Analyse parallel zu den klassischen auf der Fourier-Transformation basierenden Methoden sichtbar. Zusätzlich legen sie eine Grundlage für weitere Arbeiten auf dem Gebiet der Einzelfehlererkennung, die in Klassifizierungssystemen ihren Abschluss finden können.

---

---

## Abstract

The investigation of air borne and structure borne noise has gained increasingly in importance in Automotive Engineering. Beside the analysis of harmonic signals the detection and evaluation of non-stationary signals is an important field here.

Objective of the presented work is the detection of non-stationary events in structure borne noise signals. It relates on practical demands by analyzing signals of spur gears at the end of the manufacturing process. The objects under investigation are spur gears of balancer systems. These units are responsible for compensation of second-order inertia forces. Therefore their noise behaviour has to meet the highest demands known for gears in the automotive industry.

Evaluating known vibration analysis methods, and the signal events to detect, several specifications of a new analysis environment are defined. They arise from the demand of a suitable signal transform, and from the statistically shaped post-processing of the transform results, regarding the development of characteristic parameters for failure detection. On example investigations the suitability of the Wavelet Analysis as a possible transform is proven, and an analysis strategy is elaborated. This results in a modular layer structure, which unites all requirements to the new analysis environment.

Based on the derived requirements a modular analysis tool is developed, which uses the fast discrete Wavelet Transform as kernel function. The tool is used to detect non-harmonic failures of spur gears under end of line inspection conditions. The results show that analysis methods basing on the Wavelet Transform provide a new level of quality for the detection of non-stationary signal events, like single tooth failures. Furthermore it is demonstrated that this analysis method shows capability at the recognition of harmonic failures as well.

To demonstrate further application possibilities in the area of Automotive Engineering the analysis tool is used to investigate typical brake signals. It is hereby shown that this method extracts results of high quality out of signals acquired under rough conditions – conditions under which standard methods fail to work.

The introduced investigations deliver a new approach in the field of vibration analysis of automotive signals, presented on relevant fields of application. These techniques are not to be seen as a replacement for FFT-based numerics, but rather as a complementary approach. The extraction of information by means of wavelets can be considered as the first level within a data analysis structure for classification.

---

---

# Inhaltsverzeichnis

<b>Vorwort.....</b>	<b>III</b>
<b>Abkürzungen und häufige Zeichen.....</b>	<b>IV</b>
<b>1. Einleitung.....</b>	<b>1</b>
1.1. Bedeutung der NVH-Betrachtung am System Fahrzeug.....	1
1.2. Notwendigkeit der Erkennung nichtstationärer Signalanteile in der Fahrzeugtechnik.....	3
1.3. Diagnose und Qualitätsüberwachung.....	4
1.4. Zielstellung der Arbeit.....	6
<b>2. Schwingungsverhalten von Verzahnungen.....</b>	<b>9</b>
2.1. Hauptregerquellen.....	9
2.2. Einfluss steifigkeits- und parameterbedingter Abweichungen auf das Schwingungssignal.....	11
2.3. Einfluss des Eingriffsstoßes auf das Schwingungssignal.....	13
2.4. Einfluss von Fehlerarten auf das Schwingungssignal.....	14
<b>3. Signalanalyse-Methoden in der Verzahnungsprüfung.....</b>	<b>17</b>
3.1. Wichtige mathematische und signaltheoretische Grundlagen.....	17
3.1.1. Der Raum der quadratintegriblen Funktionen.....	17
3.1.2. Die Heisenbergsche Unschärferelation und die Zeit-Frequenz-Auflösung.....	18
3.1.3. Das Shannonsche Abtasttheorem.....	19
3.2. Analysen im Frequenzbereich.....	20
3.2.1. Frequenz- und Ordnungsanalyse.....	21
3.2.2. Seitenbandanalyse.....	23
3.3. Analysen im Zeit-Frequenz-Bereich.....	24
3.3.1. Kurzzeit-Fourier-Transformation (STFT).....	24
3.3.2. Wille-Vigner-Verteilung (WVD) und Choi-Williams-Verteilung (CWD).....	26
3.4. Zusammenfassende Betrachtung der Methoden.....	27
<b>4. Wavelet-Transformation.....</b>	<b>29</b>
4.1. Idee der Wavelet-Transformation.....	29
4.2. Bekannte Einsatzbereiche der Wavelet-Transformation.....	30
4.3. Kontinuierliche Wavelet-Transformation (CWT).....	34
4.4. Diskrete Wavelet-Transformation.....	35
4.5. Realisierung der schnellen Diskreten Wavelet-Transformation.....	37
4.6. Skalierung und Frequenz.....	39
4.7. Praktische Möglichkeiten zur Durchführung der Wavelet-Transformation.....	40
<b>5. Modulares Diagnosewerkzeug (MDT).....</b>	<b>41</b>
5.1. Anforderungen an eine Analyseumgebung für nichtstationäre Signalanteile.....	41
5.2. Diagnosestrategie und Layerbeschreibung.....	44
5.3. Signalvorverarbeitung.....	45
5.3.1. Taktsynchrone Mittelung (TSM).....	45
5.3.2. Entrauschen.....	46
5.4. Umsetzung der Diskreten Wavelet-Transformation.....	49
5.4.1. Die Möglichkeit der Real-Time Diskreten Wavelet-Transformation.....	49
5.4.2. Randbehandlungsmethoden.....	54
5.4.3. Auswahl der geeigneten Wavelet-Transformation.....	56

---

5.4.4. Vorauswahl geeigneter Wavelet-Funktionen.....	56
5.5. Merkmalsgenerierung zur Signalanalyse.....	60
5.5.1. Kurtosis.....	60
5.5.2. Mittlere Spektrale Signalenergie.....	61
5.5.3. Crest-Analyse.....	62
5.5.4. Relative Spektrale Signalenergieverteilung.....	63
5.5.5. Betrachtung der Merkmalswerte.....	64
5.6. Automatisierte Bestimmung der optimalen Analyseeinstellung.....	64
5.7. Umsetzung des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT).....	66
5.8. Ergebnisdarstellung des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT).....	70
5.9. Zusammenfassung.....	72
<b>6. Anwendung in der Verzahnungsdiagnose.....</b>	<b>73</b>
6.1. Messwerterfassung und Prüfbedingungen.....	73
6.2. Ausgewählte Fehlertypen.....	75
6.3. Voruntersuchungen.....	78
6.3.1. Nutzung der Taktsynchronen Mittelung (TSM).....	78
6.3.2. Ergebnis der automatisierten Parametersuche.....	80
6.4. Untersuchungen zur Fehlererkennung unter Fertigungsbedingungen.....	83
6.4.1. Erstellung der Bewertungsbasis anhand fehlerfreier Verzahnungen.....	83
6.4.2. Erkennung der Einzelfehler.....	87
6.4.3. Erkennung verteilter Fehler.....	91
6.4.4. Auswertung alternativer Möglichkeiten.....	96
6.5. Bewertung der neuen Analyse von Verzahnungsfehlern.....	99
<b>7. Weitere Anwendungsmöglichkeiten in der Fahrzeugtechnik.....</b>	<b>101</b>
7.1. Untersuchung von Bremsenknarzgeräuschen an einem Fahrwerksaufbau.....	101
7.1.1. Einordnung von Bremsgeräuschen.....	101
7.1.2. Entstehung des Bremsenknarzens.....	102
7.1.3. Mess- und Prüfaufbau.....	103
7.1.4. Betrachtung der Zeitsignale.....	104
7.1.5. Analyse mit der Kurzzeit-Frequenz-Transformation.....	105
7.1.6. Analyse mit der Diskreten Wavelet-Transformation.....	106
7.1.7. Bewertung der Analyse des Bremsenknarzens.....	109
7.2. Filterung von Steuer- und Mess-Signalen aus fahrenden Fahrzeugen.....	111
7.2.1. Messwerterfassung und Betrachtung des Zeitsignals.....	111
7.2.2. Festlegung des Analyseweges.....	113
7.2.3. Ergebnisse der Signalzerlegung und Auswahl geeigneter Frequenzbereiche.....	113
7.2.4. Bewertung der Analyse des Beschleunigungssignals.....	116
<b>8. Zusammenfassung.....</b>	<b>117</b>
<b>Literaturverzeichnis.....</b>	<b>120</b>

---

---

## Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Kraftfahrzeugtechnik der Technischen Universität Ilmenau.

Mein hauptsächlicher Dank gilt dem Leiter des Fachgebietes, Prof. Dr.-Ing. Klaus Augsburg, der mir die Möglichkeit für die Durchführung dieses Projektes gab, es begleitete und mir aus seinem umfangreichen Erfahrungsschatz wertvolle Hinweise zur Analyse der in Abschnitt 7 dargestellten Bremsengeräusche lieferte. Weiterhin gilt mein besonderer Dank Prof. Dr. rer. nat. Peter Holstein, der mich auf die Idee zu diesem Projekt brachte und mir mit Rat und Tat auch in schwierigen Situationen zur Seite stand.

Eine Arbeit dieses Umfangs ist immer eine Team-Arbeit, weswegen mein herzlicher Dank dem „Wavelet-Team“ gilt, welches in wechselnder Besetzung über mehrere Jahre tatkräftig zum Gelingen beitrug. Dies gilt insbesondere für Tobias Dieckhoff, Christian Langguth und Claudia Rüdinger, die sich während ihres Studiums über den üblichen Rahmen hinaus für den praktischen Einsatz der Wavelet-Analyse engagierten und maßgeblichen Anteil an der Entwicklung der notwendigen Software hatten, sowie für Heiko Marx von *SINUS Messtechnik GmbH* und Rajko Rolke und Oliver Holinski von der *HTWK Leipzig*, die mich im Bereich der Messwerterfassung und der Echtzeit-Wavelet-Transformation tatkräftig unterstützten.

Die für die Untersuchungen notwendigen Zahnräder und Prüfstände wurden von *MITEC engine.tec gmbh* zur Verfügung gestellt, die mir freundlicherweise unbeschränkten Zugang zu ihrer Fertigung gewährte.

Mein abschließender persönlicher und tiefer Dank gilt meinen Eltern, Klaus und Sabine Bader, die mich während meiner kompletten Ausbildung bis zu diesem Punkt vorbehaltlos unterstützten und meiner Frau Claudia, die alle meine Stimmungsschwankungen während der Durchführung und Dokumentation der Arbeit kommentarlos ertrug und großes Verständnis für die familiären Belastungen in dieser Zeit aufbrachte. Es ist nicht hoch genug einzuschätzen, wenn man in einem ausgeglichenen Familienleben den Rückhalt für den beruflichen Alltag und die Erreichung weit entfernt vermuteter Ziele finden kann.

Oberhof, April 2006

---

## Abkürzungen und häufige Zeichen

### Abkürzungen:

<i>CWD</i>	Choi Williams Distribution – Choi-Williams-Verteilung
<i>CWT</i>	Continous Wavelet Transform – kontinuierliche Wavelet Transformation
<i>DFT</i>	Discrete Fourier Transform – diskrete Fourier-Transformation
<i>DSP</i>	Digital Signal Prozessor
<i>DWT</i>	Discrete Wavelet Transform – Diskrete Wavelet Transformation
<i>FFT</i>	Fast Fourier Transform – schnelle Fourier-Transformation
<i>FIR</i>	Finite Impulse Response
<i>FPGA</i>	Field-Programmable Gate Array
<i>GFT</i>	Gefensterete Fourier-Transformation
<i>MDT</i>	Modular Diagnosis Tool – Modulares Diagnosewerkzeug
<i>NVH</i>	Noise Vibration Harshness
<i>PR</i>	Perfect Reconstruction
<i>SNR</i>	Signal Noise Ratio – Mittlerer Signal-Rausch-Abstand
<i>STFT</i>	Short Time Fourier Transform – Kurzzeit-Fourier-Transformation
<i>TSM</i>	Taktsynchrone Mittelung
<i>WVD</i>	Wille Vigner Distribution Wille-Vigner-Verteilung

*coifl, ..., coifn* Wavelets der Coiflet-Familie

*dbl, ..., dbn* Wavelets der Daubechies-Familie

*syml, ..., symn* Wavelets der Symmlet-Familie

*d1, ..., dn* Nummerierung der Detaillevel der Koeffizienten

*sD1, ..., sDn* Nummerierung der Detaillevel der rücktransformierten Signale

*sA6, ..., sAn* Nummerierung der Approximationslevel der rücktransformierten Signale

### häufige Zeichen:

*a* Skalierungsparameter

*b* Translationsparameter



---

$f_c$	Mittenfrequenz oder Pseudofrequenz
$f_{sample}$	Abtastfrequenz
$f_z$	Zahneingriffsfrequenz
$f(t), g(t)$	allgemeine zeitabhängige Funktionen
$x(t)$	Zeitfunktion, Signal im Zeitbereich
$x(t_n)$	äquidistant abgetastetes Signal
$k, l, m, n$	Zählvariablen
$Wf(a,b)$	Wavelet-Koeffizienten der Kontinuierlichen Wavelet-Transformation
$Wf(m,n)$	Wavelet-Koeffizienten der Diskreten Wavelet-Transformation
$\psi(t)$	Wavelet-Funktion
$\Psi_{m,n}$	diskrete Menge von Wavelet-Funktionen

Alle weiteren Zeichen werden am ersten Ort ihres Auftretens benannt.



# 1. Einleitung

## 1.1. Bedeutung der NVH-Betrachtung am System Fahrzeug

Der Straßenverkehr ist die bedeutendste Lärmquelle in der Bundesrepublik Deutschland, wie sich am Beispiel der Immissionsschutzberichte einzelner Bundesländer zeigt [MLU02], [LSA03]. Diese Quelle nimmt, bedingt durch das wachsende Verkehrsaufkommen, immer weiter zu. Gleichzeitig steigt in der Öffentlichkeit und, daraus folgend, in der Politik das Interesse am Lärmschutz als Teil des Umweltschutzes. Aus dieser Interessenlage heraus ergeben sich die immer strengeren Vorschriften zum Lärmschutz, wobei das Hauptaugenmerk auf die Quelle des Verkehrslärms, das Fahrzeug, gelegt wird. So ist es verständlich, dass während der letzten Jahrzehnte die NVH<sup>1</sup>-Betrachtung am Kraftfahrzeug immer stärker in den Blickpunkt der Fahrzeugentwicklung gerückt ist. Sie hat sich dabei von einer rein empirischen Betrachtungsweise zu einem eigenständigen Entwicklungsprozess gewandelt.

Neben den Anforderungen staatlicher Stellen ist auch die Kundenerwartung eine treibende Kraft für akustische Betrachtung des Fahrzeugs. Sie stellt, neben der Forderung nach Unterdrückung von als störend empfundenen Geräuschen, auch eindeutige Erwartungen an den *Sound*, das akustische Emissionsverhalten von Fahrzeugen. Daraus ergeben sich zwei gegensätzliche Aufgaben hinsichtlich der Fahrzeugakustik; Geräuschunterdrückung nach außen, gezieltes Akustikdesign nach innen. Dabei ist problematisch, dass sich ein Fahrzeug aus einer Vielzahl sich bewegender Komponenten zusammensetzt, die Geräusche und Schwingungen übertragen und gleichzeitig sowohl in den Innenraum, als auch nach außen abstrahlen. Bild 1 stellt den Versuch dar, ein Fahrzeug hinsichtlich dieser akustisch relevanten Komponenten aufzugliedern, um einen Überblick über die vielfältigen Aufgaben der Fahrzeugakustik zu geben.

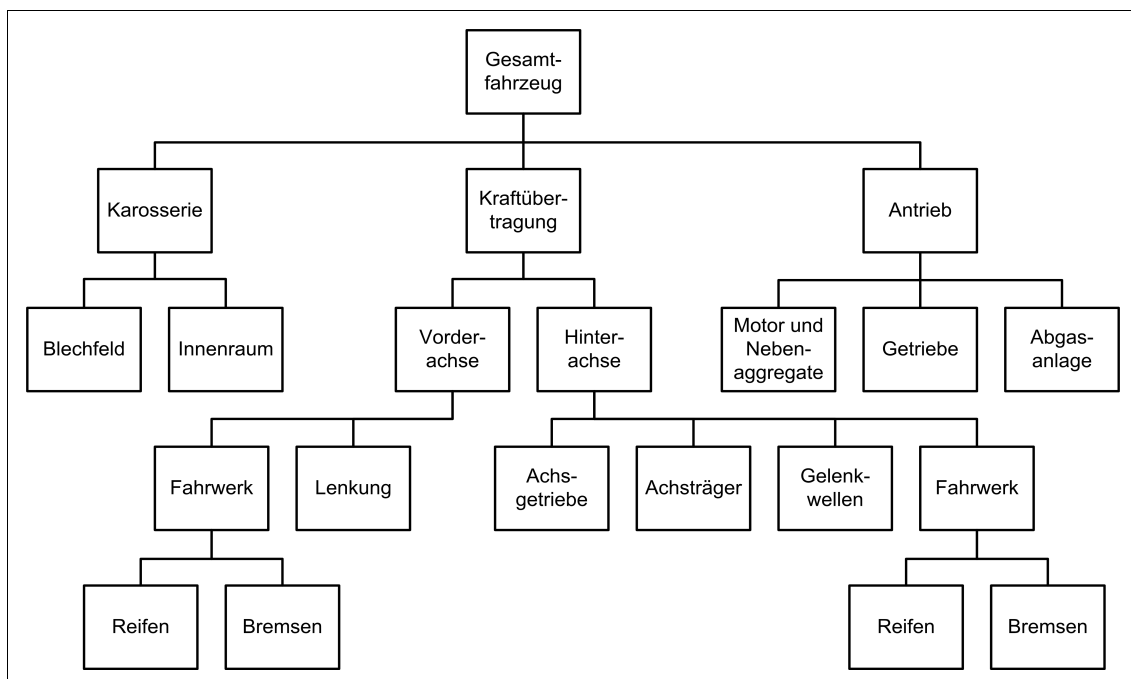


Bild 1 Akustisch und schwingungstechnisch relevante Komponenten eines Kraftfahrzeugs mit Heckantrieb, basierend auf [VIE01]

<sup>1</sup> NVH (Noise-Vibration-Harshness) hat sich in der Fahrzeugindustrie als Sammelbegriff für die Beschreibung der am Fahrzeug auftretenden Geräusch- und Schwingungsphänomene jeglicher Art und ihrer Emission etabliert.

Bei der Betrachtung einzelner Komponenten des Systems Fahrzeug wirkt erschwerend, dass bei der Spezifikation des NVH-Verhaltens eine Vielzahl von Zielkonflikten besteht, so dass die Betrachtung der einzelnen Komponente allein nicht zielführend ist. Vielmehr muss die Betrachtung immer mit Blick auf das Gesamtfahrzeug erfolgen.

Trotz der Komplexität dieses Themas sind die in den letzten Jahrzehnten erzielten Fortschritte auf dem Gebiet der Geräuschminimierung von Fahrzeugen atemberaubend. Dies zeigt sich besonders deutlich am Beispiel der Entwicklung des Innengeräuschverhaltens von Fahrzeugen während der letzten 30 Jahre, dargestellt in Bild 2. Danach hat sich allein in den letzten 10 Jahren das Geräusch im Fahrzeug um 50% verringert.

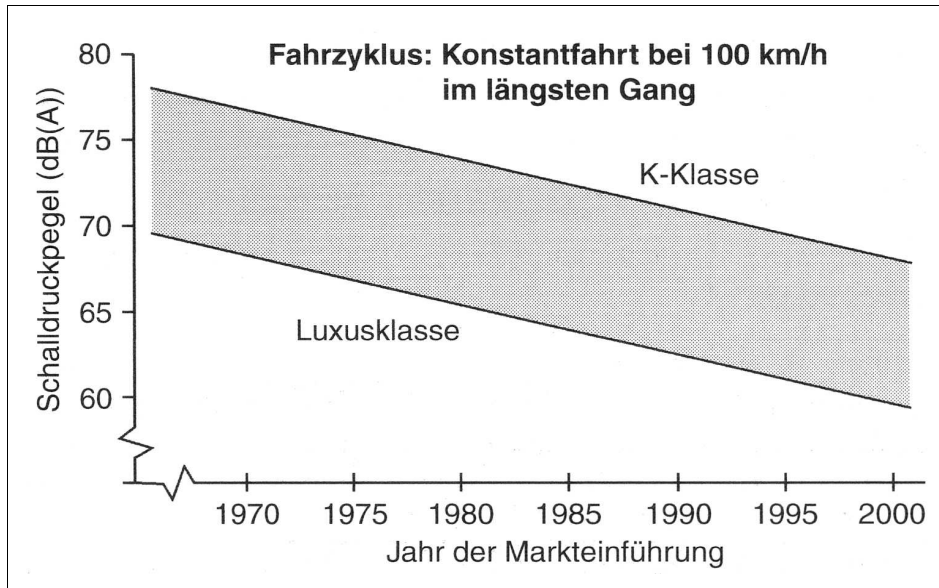


Bild 2 Entwicklung des Innengeräuschverhaltens von PKW [VIE01]

Allerdings hat sich im Laufe der akustischen Entwicklung am Fahrzeug gezeigt, dass eine alleinige Betrachtung des Schalldruckpegels, wie sie in Bild 2 verwendet wird, als Kenngröße keine befriedigende Lösung darstellt. Vielmehr besteht die Aufgabe in einer genauen Analyse der unterschiedlichen Geräusche und Schwingungen bezüglich ihrer Frequenzinhalte und ihres zeitlichen Auftretens, sowie der Übertragungseigenschaften der einzelnen Komponenten innerhalb des Gesamtsystems Fahrzeug. Dabei müssen als störend empfundene Phänomene eliminiert und gleichzeitig andere zur Verbesserung der Kundenakzeptanz und des Marken-Images verstärkt und gezielt beeinflusst werden. Das Sound-Design von Motor und Abgasanlage bei gleichzeitiger Unterdrückung der Geräusche von Nebenaggregaten mag hierfür als Beispiel dienen.

Übereinstimmung besteht allerdings darin, dass für ein erfolgreiches Geräuschverhalten ein von akustischen Störungen weitgehend befreites Fahrzeuginnenraumgeräusch unverzichtbar ist. Antriebsstrang, Kraftübertragung und Nebenaggregate sollen akustisch nicht in Erscheinung treten. Dies hat aufwändige Forschungen beispielsweise auf dem Feld der Getriebe- und Verzahnungstechnik, der Bremsen- und der Reifentechnik zur Folge, die dazu geführt haben, dass Geräusche von Nebenaggregaten bis zur Unhörbarkeit vermindert wurden. Infolgedessen treten andere akustische Phänomene in den Vordergrund, die zuvor nicht wahrnehmbar waren und deren Verminderung aufgrund der vergleichsweise geringeren Emission mit größerem Aufwand verbunden ist. Hier stoßen die herkömmlichen Analysemethoden an ihre Grenzen.

Die Wissenschaft bietet für die Geräusch- und Schwingungsanalyse in diesen Bereichen eine Vielzahl von Lösungen, von denen einige sehr engagiert genutzt, andere hingegen immer noch vernachlässigt werden. Die vorliegende Arbeit soll einen Beitrag zur zielgerichteten Nutzung neuer Analysemöglichkeiten leisten.

## **1.2. Notwendigkeit der Erkennung nichtstationärer Signalanteile in der Fahrzeugtechnik**

Die fortschreitenden technischen Entwicklungen im Bereich der Messtechnik und der Signalanalyse bieten immer neue Möglichkeiten zur Auswertung unterschiedlichster Signale. Alle technischen Gebiete, in denen Messwerterfassung und -auswertung notwendig sind, unterliegen einem ständigen Zulauf neuer Methoden, von denen viele sehr speziell und theoretisch anmuten, so dass ihre Akzeptanz außerhalb ihres Entwicklungsbereiches häufig beschränkt ist.

Bereits eine oberflächliche Betrachtung der Signale aus unterschiedlichen technischen Anwendungsfällen zeigt aber häufig eine Ähnlichkeit im Signalverhalten, was zu einem fachübergreifenden Einsatz neuer Methoden anspornen sollte. In der Praxis ist die Herangehensweise an die Analyse der Signale aber stark vom Hintergrund und der geschichtlichen Entwicklung des jeweiligen Fachbereichs und des bestehenden Normengefüges geprägt. Oft wird versucht, gebietsübliche bekannte Methoden auf neue Phänomene anzuwenden, ohne zu hinterfragen, ob diese Anwendung mathematisch oder physikalisch sinnvoll ist. Kolb hat dies in [KOL99] in seiner Einleitung sehr treffend mit folgenden Worten ausgeführt:

*„Die Wissenschaft lässt den Praktiker in dieser Situation ziemlich alleine. Was der Wissenschaft als uninteressant erscheint, ist für den Praktiker ein häufig unlösbares Problem. Die aus wissenschaftlicher Sicht als bedeutend angesehenen Problemlösungen nützen dem Praktiker häufig nur wenig. Erfahrungen zeigen, dass es auch sehr schwierig sein kann, ein konstruktives Gespräch zwischen dem mathematisch ausgerichteten Wissenschaftler und dem mit der Lösung eines produktorientierten Problems befassten Ingenieurs zu finden.“*

Im Falle der vorliegenden Arbeit kann dies allerdings nicht bestätigt werden.

Ein besonders eindrucksvolles Beispiel für den Einsatz gebietsüblicher Methoden liefert die schnelle Fourier-Transformation (FFT). Erst seit einigen Jahrzehnten ist es praktisch möglich, Schall- und Schwingungssignale zeitnah in ihre Frequenzanteile zu zerlegen und so zusätzliche Informationen zu erlangen. Dadurch wurde die Fourier-Transformation, einmal im Maschinenbau akzeptiert, schnell zum Universalwerkzeug für Ingenieure. Nachdem durch die immer weiter steigenden Anforderungen an Qualität und Lebensdauer im Bereich der Fahrzeugtechnik auch die Betrachtung von sehr schwachen, nichtstationären Signalanteilen immer wichtiger wird, kommt auch der Zeitauflösung des Signals wieder Bedeutung zu. Obwohl die Grenzen der FFT gerade in diesem Bereich sehr genau dokumentiert sind, wird sie wegen ihrer scheinbaren Zweckmäßigkeit auch zur Untersuchung sich zeitlich ändernder Signale eingesetzt. Betrachtungen des Frequenzverhaltens von Signalen ohne Berücksichtigung der sich ändernden Drehzahlen sind in der Praxis vor allem im Bereich der Bremsenuntersuchungen, aber auch bei Verzahnungs- und Getriebediagnosen immer noch eine übliche Vorgehensweise. Die bei Fahrzeuguntersuchungen in jedem Fall auftretenden kurzzeitigen Impulseinstreuungen und zeitveränderlichen Signalanteile werden häufig ebenfalls bewusst als Störungen betrachtet und ignoriert. Als Beispiele hierfür dienen:

- Betrachtungen des Schwingungsverhaltens und der Phasenverzögerung in hydraulischen Fahrzeugsystemen auf eine impulsförmige Einleitung in das System mit der

Fourier-Transformation, wie sie beispielsweise durch einen Tritt auf das Bremspedal oder durch ABS-Eingriff auftritt,

- Reduzierung der Betrachtung des Zahneingriffstoßes bei Verzahnungen auf die Zahneingriffsfrequenz,
- Versuch der Erkennung von Einzelschäden an Verzahnungen mit der Fourier-Transformation aus der Drehwinkelabweichung oder dem Körperschallsignal in der Zahnradfertigung,
- Annahme einer zeitlich konstanten Geschwindigkeit für die Untersuchung der Frequenzinhalte von Momenten- und Drucksignalen während eines Bremsvorgangs.

Gerade für diese Betrachtungen sich zeitlich ändernder Signale sind aber andere Algorithmen weitaus besser geeignet. Burke-Hubbard zitiert in ihrem Buch „Wavelets – Die Mathematik der kleinen Wellen“ [BUR97] den Mathematiker Yves Meyer mit den Worten:

*„Die Tatsache, dass die schnelle Fourier-Transformation so effektiv ist, brachte es mit sich, dass sie schließlich sogar auf Problemstellungen angewandt wurde, bei denen dies überhaupt nicht sinnvoll ist. Das ist ähnlich wie bei den Amerikanern, sich ins Auto zu setzen, nur um einmal um den Block zu fahren. Zweifellos ist ein Auto etwas sehr nützliches, aber hier wird das Auto einfach missbraucht. Genauso wurde die schnelle Fourier-Transformation missbraucht, eben weil sie so zweckmäßig ist.“*

Gerade an Verzahnungen liegen neben den bekannten stationären Schwingungsanteilen häufig instationäre Schwingungsanteile vor. Diese können sowohl durch Änderungen der Drehzahl oder der Last auftreten, als auch als transiente Schwingungseinträge durch Fehler und Schäden an einzelnen Zähnen. In diesem Fall wird eine Beurteilung mit Hilfe der klassischen Frequenz-Analyse schwierig, da Frequenzänderungen eine Verschmierung der Spektrallinien bewirken und einmalige Ereignisse von den stationären Signalanteilen überdeckt werden können. Eingeschränkte Abhilfe schafft hier die zeitlich begrenzte Betrachtung der Signale mit einer Frequenz-Analyse, die beispielsweise mit der Kurzzeit-Fourier-Transformation durchgeführt werden kann. Die grundsätzlichen Grenzen der Fourier-Transformation werden damit allerdings nicht umgangen.

Trotz der Vielfältigkeit der bekannten Analysemethoden und der Unterschiedlichkeit der bekannten Zahnfehler dominieren vor allem im Bereich der Schwingungsanalyse von Verzahnungen weiterhin die Verfahren der Fourier-Transformation. Betrachtungen im Zeitbereich treten demgegenüber zurück und statistische Betrachtungen spielen nur eine geringe Rolle.

### **1.3. Diagnose und Qualitätsüberwachung**

Die Fertigung von rotierenden Bauteilen und Baugruppen, insbesondere von Verzahnungen, im Automobilbereich stellt hohe Anforderungen an den Fertiger. Von ihm wird erwartet, dass er den perfekten Kompromiss zwischen einer stabilen Massenproduktion und Genauigkeitsanforderungen im Mikrometerbereich findet. Dazu kommt die Forderung nach einer 100%-Kontrolle und kompletter Nachvollziehbarkeit des Herstellungsprozesses für jedes einzelne Teil. Da Produktionsausfälle und Fehlproduktion äußerst kostenintensiv sind, hat die Gewährleistung einer stabilen Produktion oberste Priorität.

Die für diese Gewährleistung durchgeführte Überwachung der Produktion zur Früherkennung von Verzahnungsfehlern oder -schäden lässt sich in mehrere Teilüberwachungen gliedern.

### Produktüberwachung:

Dabei wird das Produkt vorrangig am Ende der Fertigung, aber auch nach verschiedenen Fertigungsstufen geprüft. Aufgrund der üblichen zu fertigenden Mengen von mehreren Millionen Teilen jährlich kommt eine geometrische Prüfung aller Teile nicht in Frage. Üblicherweise wird eine Laufprüfung durchgeführt, welche die Drehwinkelabweichung und den Körperschall als Messgrößen nutzt.

### Prozessüberwachung:

Diese Überwachung deckt den Zeitraum während der einzelnen Fertigungsschritte ab. Hier wird das Augenmerk auf die Kontrolle des Werkzeugs gerichtet. Wird die Prozesskontrolle nicht durchgeführt, besteht die Gefahr, dass fehlerhafte Teile erst bei der Zwischen- oder Endkontrolle erkannt werden. Die Teile, welche im Zeitraum zwischen erstmaligem Auftreten des Fehlers und der Kontrolle des ersten fehlerhaften Teils gefertigt werden, sind mit hoher Wahrscheinlichkeit ebenfalls fehlerbehaftet und müssen aus der Produktion entnommen werden.

Bei der Überwachung des Werkzeugs ist eine Erkennung der Signaländerung notwendig. In diesem Bereich ist bei spanenden Herstellungsverfahren der Einsatz von Körperschallsensoren sinnvoll.

### Schadenserkennung:

Diese Überwachung ist gesondert zu betrachten. Sie zielt nicht nur auf Werkstück und Werkzeug in der Fertigung ab, sondern beinhaltet auch die Überwachung und Schadenserkennung in langlaufenden Baugruppen. Als Beispiel sollen hier Lebensdauertests an Getrieben und in Fahrzeugen sowie die Überwachung von Produktionsmaschinen dienen. Hier resultiert der Anspruch aus der Betrachtung der kompletten Baugruppe. Weiterhin schafft die mögliche Früherkennung eines Schadens an Produktionsmaschinen Planungssicherheit für die Instandsetzung, ohne dass der laufende Produktionsprozess gestoppt werden muss.

Im Bereich der Fertigungsprüfung ist die genaue Positionsbestimmung einer Schädigung an rotierenden Bauteilen von großem Interesse, da sie die Grundlage zur schnellen Analyse des Schadens bietet. Dabei kann diese Analyse an der entsprechenden Position sowohl durch Signalverarbeitungsmethoden, als auch durch die Methoden der digitalen Bildverarbeitung durchgeführt werden.

Den vorgestellten Teilüberwachungen ist die Möglichkeit der Nutzung von Körperschallsignalen und das Ziel der Früherkennung instationärer Schwingungsanteile gemeinsam.

Neben der ökonomischen Betrachtungsweise kann auch aus der Betrachtung der Qualität Motivation gewonnen werden. Bei der Prüfung und Überwachungen von Verzahnungen und Getrieben stehen mehrere qualitative Ziele im Vordergrund.

### Verschleiß:

Die Erkennung und Diagnose von Verschleiß findet meist im eingebauten Zustand am fertigen Produkt statt und dient der Überwachung des Produktes während der Lebensdauer oder für verschärfte Tests zur Erreichung derselben. Dieser Punkt entspricht weitgehend der oben genannten Schadenserkennung.

#### Komfort:

Dieses Ziel dient der Erhöhung der Kundenakzeptanz. Hier sind vorrangig Geräusche und Schwingungen entscheidend, welche über das Baugruppengehäuse emittiert werden. Untersuchungen und Prüfungen finden am Ende der Fertigung oder im Endprodukt statt.

#### Fehlererkennung:

Die Fehlererkennung ist Teil der Produktüberwachung. Sie findet allerdings vorrangig am Ende der Produktion statt. Ziel ist die Detektion von herstellungsbedingten Fehlern und von während der Produktion aufgetretenen Schäden.

Bei allen vorgestellten verzahnungsbezogenen Qualitätszielen besteht die Gemeinsamkeit darin, dass sie sich in Schwingungs- und Geräuschemissionen harmonischer und nichtharmonischer Art äußern.

Während die Verschleißbetrachtung am fertigen Produkt während der Produktlebensdauer durchgeführt wird, sind die Ziele Komfort und Fehlererkennung bereits am Ende der Herstellung bedeutend. Sie hängen sehr eng zusammen, da bereits geringfügige Abweichungen von der idealen Verzahnung eine Verschlechterung des Geräuschverhaltens zur Folge haben können, ohne dass Funktionalität und Lebensdauer des Bauteils oder der Baugruppe beeinträchtigt werden. Somit ergibt sich das Geräusch- beziehungsweise das Schwingungsverhalten insbesondere eines Getriebes als kritischstes und untersuchungswürdigstes Qualitätsziel.

Die verstärkte Betrachtung der Geräuschemission ergab sich erst in jüngerer Zeit, nachdem bei Fahrzeugen durch die Weiterentwicklungen im Bereich der Motoren und der Karosserie die Fahrzeuge bedeutend leiser wurden. Es rücken nun Baugruppen akustisch in den Vordergrund, die vorher weniger relevant waren. Hinzu kommt, dass eine Verbesserung der Funktionalität meistens durch Verringerung der Toleranz erreicht wurde. Im Ergebnis sind heute beispielsweise Fahrzeugverzahnungen bis zu Verzahnungsqualität 3 üblich, deren geometrische Toleranzen im Mikrometerbereich liegen [DIN3961], [DIN3962]. Geometrie- und Laufprüfung wurden gleichermaßen häufig durch die Verkleinerung der Toleranzbereiche angepasst, anstatt alternative Konzepte zu verfolgen. Dies führt heute teilweise dazu, dass die Messfähigkeit der verwendeten Prüfmaschinen nicht mehr gewährleistet ist. Dadurch besteht die Gefahr, dass Gutteile als Ausschuss gewertet werden. Dieser Trend wird durch das Bestreben der Automobilhersteller verstärkt, mit eigenen Normen und engen Tolerierungen nur sehr geringe Spielräume zu lassen. Hier besteht Handlungsbedarf bezüglich der Entwicklung und des Einsatzes von exakt auf die jeweilige Zielstellung zugeschnittenen Analysemethoden.

### **1.4. Zielstellung der Arbeit**

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Erkennung und zielgerichteten Auswertung von Signalen mit zeitlich beschränkten veränderlichen Signalanteilen. Es besteht ein Erweiterungsbedarf hinsichtlich nichtstationärer Messmethoden, die im Gegensatz zu den weitgehend auf der Basis klassischer Frequenz-Analysen beruhenden Methoden auch wichtige einmalige Ereignisse und Ereignisse mit geringem Energieeintrag detektieren und die vorhandene Spektralanalyse komplementär erweitern. Das entwickelte Analysesystem trägt dem mit einem auf der Wavelet-Transformation beruhenden Kernalgorithmus Rechnung. Um es auch für andere mobile und stationäre Einsatzzwecke flexibel zu halten, wird es so allgemein und modular aufgebaut, dass eine prinzipielle fachübergreifende Anwendbarkeit auf unterschiedliche Signalarten gegeben ist.



Für ein solches modulares Diagnosesystem ergibt sich eine Vielzahl von Anforderungen. Das System muss zwischen stationären und instationären Signalanteilen unterscheiden können, es muss die Herkunft des Signalanteils lokalisieren und Fehler erkennen. Zudem soll es diese verschiedensten Aufgaben zeitnah erfüllen können und die Grundlage für eine Automatisierung bieten. Weiterhin soll es flexibel und einfach erweiterbar sein. Die Entwicklung und Eignungsprüfung eines solchen Systems wird in dieser Arbeit ausführlich dargestellt. Dabei orientiert sich das Projekt vorrangig an den Erfordernissen der Verzahnungsherstellung und -prüfung.

Für die Entwicklung und den Einsatznachweis der Signalanalyseumgebung wird aus dem Bereich der automobilen Verzahnungen auf die Verzahnungen von Massenausgleichssystemen zurückgegriffen. Massenausgleichssysteme haben sich in den vergangenen Jahren verstärkt als Mittel der Schwingungsminimierung in Motoren durchgesetzt. Hauptursache von Motorschwingungen sind die durch die oszillierenden Massen von Kolben und Pleuel entstehenden freien Massenkräfte und -momente, welche über die Kurbelwellenlager weitergeleitet werden. Dies äußert sich in Schwingungen des kompletten Motors, welche über die Motorlagerung an die Karosserie abgegeben werden. Der Einbau von Ausgleichswellen wirkt dem entgegen. Ein Beispiel für eine Ausgleichswelle zeigt Bild 3. Im vorliegenden Fall werden die Ausgleichswellen über eine Stirnrad-Schrägverzahnung von der Kurbelwelle angetrieben. Die Forderung von Drehzahlen bis  $12000 \text{ min}^{-1}$  bei hoher Laufruhe stellt höchste Anforderungen an die Herstellung der Verzahnung. Da außer der Beschleunigung der Wellen und der Überwindung der Verluste keine weiteren Momente übertragen werden müssen, ist die Verzahnung komplett auf Laufruhe ausgelegt. Somit besteht die Notwendigkeit, selbst kleinste Oberflächenschäden zu erkennen. Erschwerend kommt die große gefertigte Stückzahl der Zahnräder hinzu, aus der die Forderung nach einer kurzen Prüfzeit resultiert.



*Bild 3 Zahnkranz und eine Ausgleichswelle eines 4 Zyl.-Otto Motors*

Über das beschriebene Anwendungsfeld der Verzahnungen für Massenausgleichssysteme hinausgehend werden weitere Anwendungsfälle aus der Fahrzeugtechnik betrachtet, in denen die Erkennung und Analyse zeitlich veränderlicher Signalanteile im Vordergrund stehen. Ein Einsatzgebiet wird in der Analyse von Bremsen- und Fahrwerksgeräuschen erwartet. Aus der dort vorhandenen Vielzahl

von Akustik- und Schwingungsphänomen wird das Bremsenknarzen hier näher beleuchtet. Es handelt sich dabei um ein durch den Reibungsübergang zwischen Haft- und Gleitreibung entstehendes Schwingungsphänomen, welches sich durch niedrigfrequente Geräusche im Fahrgastraum komfortmindernd auswirkt. Die durch den Reibungsübergang eingeleiteten Kraftimpulse sind beispielhaft für das Auftreten nichtharmonischer Signalanteile in Fahrzeugschwingungen. Ein weiteres Anwendungsbeispiel ist die Erfassung und Auswertung der Bremsbeschleunigung eines Fahrzeuges. Die eigentliche, im Vergleich zu den Fahrzeugschwingungen quasistatische, Bremsbeschleunigung kann in der Praxis von hochfrequenten und instationären Signalanteilen bis zur Unkenntlichkeit überlagert werden. Allerdings beinhalten diese Signalanteile wertvolle Informationen über das Fahrzeugverhalten während einer Bremsung, die durch eine einfache Tiefpass-Filterung verloren gehen. In der vorliegenden Auswertung wird die Erhaltung dieser Signalanteile bei gleichzeitiger Herausarbeitung des eigentlichen Bremsbeschleunigungsanteils zum Ziel erhoben.

Diese Anwendungsbeispiele sollen den allgemeinen modularen Ansatz des Diagnosewerkzeugs unterstreichen und einen Anreiz für den Einsatz der Wavelet-Transformation auch auf anderen Gebieten geben.

## 2. Schwingungsverhalten von Verzahnungen

Die grundlegende Theorie der Verzahnungsgeometrie geht davon aus, dass sich zwei rotationssymmetrische Körper mit gemeinsamer Wälzebene schlupffrei aufeinander abwälzen. Da Zahnräder formschlüssig arbeiten, müssen die Zahnformen so gestaltet sein, dass sich in jedes Zahnrad ein Wälzkörper eindenken lässt, der mit dem anderen auf einer gemeinsamen Wälzebene abläuft. Diese Theorie zeigt [NIE89] sehr eingehend am Beispiel der Stirnradgetriebe.

Nach dieser geometrieorientierten Sichtweise sollte der Eingriff der Zähne kinematisch auf einer gemeinsamen Tangente bei konstanter Winkelgeschwindigkeit erfolgen und somit konsequenterweise ohne Stoß ablaufen. Der Kontaktpunkt sollte sich dann auf einem Kontaktpfad bewegen, bis er das kopfseitige Ende der Zahnflanke erreicht hat und dann auf der Tangente wieder auslaufen. Praktisch besitzen Zähne allerdings eine Elastizität und es existieren deshalb Abweichungen im Zahneingriff. Infolgedessen kommt es zu dynamischen Kräften im Zahneingriff, welche die übertragenen statischen Kräfte um ein Mehrfaches übertreffen können.

Das dynamische Verhalten von Verzahnungen wurde bereits zahlreich betrachtet. Beispielhaft sei hier auf KÜCÜKAY [KÜC87] verwiesen. Nach dieser Quelle kann das Zahnradssystem als gekoppeltes erzwungenes Schwingungssystem betrachtet werden, welches über die zeitlich veränderliche Verzahnungselastizität erregt wird. Weitere Erregungen werden durch das zu übertragende Moment und durch Verzahnungsfehler oder -schäden eingebracht. Die Berücksichtigung dieser Erregerfunktionen und weiterer Einflussgrößen wie dem Überdeckungsgrad führt zu komplexen Modellen, auf die hier nicht weiter eingegangen werden soll.

In dieser Arbeit werden die prinzipiellen Überlegungen anhand eines einfachsten Ersatzmodells in Abschnitt 2.2 vorgestellt. Für tiefer gehende Betrachtungen sei an dieser Stelle ein weiteres Mal auf [KÜC87] und auf [MUE90] verwiesen. Eine Zusammenfassung verschiedener Möglichkeiten der Modellbildung von Stirnradpaarungen unter Berücksichtigung verschiedener Fehler liefert [PAR03].

### 2.1. Haupterregerquellen

Es ist davon auszugehen, dass prinzipiell jedes Zahnradpaar auch im einwandfreien Zustand aufgrund des genutzten mechanischen Prinzips des Zahneingriffs Schwingungen in die Kraft- und Bewegungsübertragung einprägt. Diese jederzeit vorhandenen Schwingungen erschweren die Detektion zeitlich begrenzter Ereignisse, durch die sich vor allem Fehler und Schäden an einzelnen Zähnen äußern, außerordentlich.

Um die Haupterregerquellen unterscheiden zu können, muss zuerst die Schwingungsübertragung qualitativ betrachtet werden. Wird ein Moment antriebsseitig in das Zahnradgetriebe eingeleitet, wird dieses über die im Eingriff befindlichen Zähne an die Abtriebsseite übertragen. Dabei verursacht das Moment eine Kraft zwischen den im Eingriff befindlichen Zähnen. Diese wird als statische Kraft bezeichnet. Dieser statischen Kraft wird durch die innere Erregung ein dynamischer Anteil überlagert, welcher über Zahnrad und Welle-Nabe-Verbindung an die Wellen und von dort weiter an die Lager übertragen wird. Dort überlagert er die Lagerkräfte und bewirkt den Körperschall. Nur wenn das Gehäuse geeignete Schwingflächen bietet, wird die Schwingung an die umgebende Luft übertragen und wirkt als indirekter Luftschall. Bild 4 zeigt eine schematische Darstellung des Übertragungsweges.

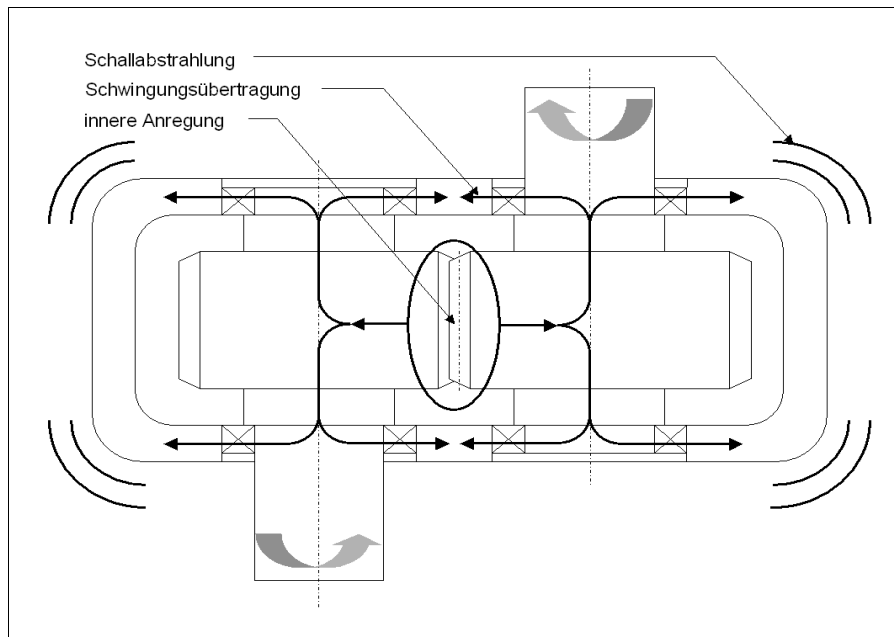


Bild 4 Typischer Übertragungsweg in einem einstufigen Getriebe

Als Quellen der inneren Erregung wurden nach [KLE98] mehrere Ergebnisse aus Untersuchungen hier zusammengefasst:

### Änderung der Zahnsteifigkeit:

Zur Änderung der Zahnsteifigkeit trägt vorrangig die Anzahl der im Eingriff befindlichen Zähne bei. Beim Wechsel von Einzel- auf Mehrfacheingriff kommt es zu einem großen Abfall der auf den Zahn wirkenden Kraft. Abschnitt 2.2 beschäftigt sich mit dieser Erregung.

### Stoßanregung:

In diesen Bereich gehört der Eingriffsstoß, das durch Abweichungen vom idealen Eingriff auftretende Aufeinandertreffen der Zahnflanken sowie der Austrittsstoß, das freie Ausschwingen des austretenden Zahns mit seiner Eigenfrequenz. Aufgrund ihrer Entstehung tritt die Stoßanregung mit der Zahneingriffsfrequenz auf. Sie wird in Abschnitt 2.3 näher erläutert.

### Reibwechselimpuls:

Dieser wird durch den Wechsel von Gleitreibung zu Rollreibung im Wälzpunkt der Zahnflanken hervorgerufen. Damit verbunden ist ein gleichzeitiger Richtungswechsel der Zahnreibkraft und ein Vorzeichenwechsel der Gleitgeschwindigkeit. Der Einfluss tritt mit der Zahneingriffsfrequenz auf und wird, verglichen mit den anderen genannten Quellen, als vergleichsweise gering eingeschätzt.

### Gleiten der Zahnflanken:

Hierbei handelt es sich um eine der Wälzbewegung überlagerte Gleitbewegung die je nach Eingriffspunkt positiven oder negativen Schlupf haben kann. Herausragende Frequenzen treten dabei nicht auf. Aufgrund des geringen Energieeintrages sind sie bei der Betrachtung der Schwingungssignale nur von untergeordneter Bedeutung.

Fehlerbedingte Erregungen:

Diese Erregungen sind auf fertigungsbedingte Verzahnungsabweichungen zurückzuführen und beinhalten beispielsweise Teilungsfehler, Form- und Flankenfehler. Die Herstellung der Verzahnungen kann weiterhin zur Einprägung sogenannter Geisterordnungen führen. Es handelt sich dabei um Schwingungsanteile, die zwar drehzahlproportional sind, jedoch nicht in einem ganzzahligen Verhältnis zur Zähnezahle auftreten. Ihre Herkunft ist maschinen- oder werkzeugbedingt.

Zur diesen Erregungen werden auch schadensbedingte Erregungen gerechnet. Einen Überblick gibt [NIE89]. Abschnitt 2.4 geht auf diese Erregungen näher ein.

## 2.2. Einfluss steifigkeits- und parameterbedingter Abweichungen auf das Schwingungssignal

Die Zahnsteifigkeit ist der Quotient aus der am Zahn wirkenden Kraft und der daraus resultierenden Verformung des Zahns. Allgemein betrachtet, befinden sich zu jedem Zeitpunkt entweder  $n$  oder  $n+1$  Zähne im Eingriff. Da die Umfangskraft am Zahnrad als vergleichsweise konstant angenommen werden kann, ändert sich mit der Anzahl der Zähne, die sich momentan im Eingriff befinden, zwangsläufig die Belastung des einzelnen Zahnes. Werden die zeitlichen Abfolgen der Einzelsteifigkeiten überlagert, kann daraus die zeitliche Gesamtsteifigkeit berechnet werden. Bei konstanter Drehzahl wird der periodische Verlauf der Verzahnungssteifigkeit  $c(t)$  in Form einer Fourier-Reihe dargestellt. Sie lässt sich durch die mittlere Steifigkeit  $c_m$ , die Fourier-Koeffizienten  $C_k$  und die Zahneingriffsfrequenz  $f_z$  mit folgender Funktion beschreiben:

$$c(t) = c_m + \sum_k C_k \cos(2\pi k f_z t + \phi_k) \quad (2.2.1)$$

Nachfolgend soll zum prinzipiellen Verständnis der Einfluss dieser Steifigkeitsänderung am einfachstmöglichen Modell dargestellt werden. Dabei wird auf Dämpfung im Zahneingriff verzichtet. Hingegen wird der Einfluss möglicher Verzahnungsfehler mit berücksichtigt. Die Zahnfehler werden als Verschiebung der Eingriffspunkte und somit als Wegerregung  $e(t)$  definiert. Im allgemeinen Fall, dem Auftreten der Abweichungen an beiden Rädern, kann die Funktion durch eine Überlagerung zweier Fourier-Reihen mit den Frequenzen  $f_{z1}$  und  $f_{z2}$  folgendermaßen beschrieben werden, wobei  $f_{z1}$  und  $f_{z2}$  die Zahneingriffsfrequenzen beider Zahnräder darstellen [NGU02]:

$$e(t) = \sum_l E_{1l} \cos(2\pi l f_{z1} t + \Phi_l) + \sum_m E_{2m} \cos(2\pi m f_{z2} t + \Phi_m) \quad (2.2.2)$$

In diesem Fall bilden  $l$  und  $m$  die Ordnungen der jeweiligen Zahnrad-Drehfrequenzen. In Bild 5 wird das genutzte Modell dargestellt.

Im Einzelnen bedeuten:

$t$ :	Zeit
$e(t)$ :	aus Verzahnungsabweichungen resultierende Wegerregung
$c(t)$ :	Verzahnungssteifigkeit
$M_1, M_2$ :	An- und Abtriebsmoment

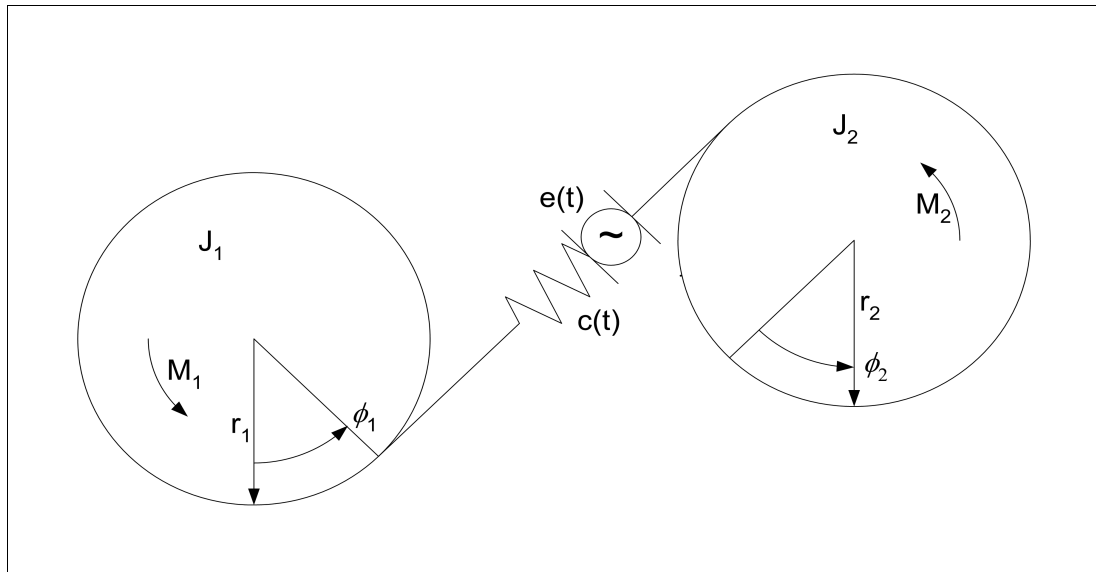


Bild 5 einfaches Schwingungsmodell einer fehlerhaften Verzahnung nach [NGU02]

Aus dem Ersatzmodell lassen sich folgende Bewegungsgleichungen aufstellen:

$$J_1 \ddot{\phi} = M_1 - c(t) \phi_1 r_1^2 - c(t) e(t) r_1 - c(t) \phi_2 r_2 r_1 \quad (2.2.3)$$

$$J_2 \ddot{\phi} = M_2 - c(t) \phi_2 r_2^2 - c(t) e(t) r_2 - c(t) \phi_1 r_1 r_2 \quad (2.2.4)$$

Es wird nun die Koordinate  $x(t)$  eingeführt. Sie beschreibt die Auslenkung der im Eingriff befindlichen Zähne in Richtung der Normalkraft und entspricht damit der Drehwegdifferenz zwischen beiden Rädern:

$$x(t) = \phi_1 r_1 + \phi_2 r_2 \quad (2.2.5)$$

Umformung der Gleichungen 2.2.3 und 2.2.4 sowie Einsetzen der neuen Koordinate  $x(t)$  ergibt:

$$\frac{J_1 \ddot{\phi}}{r_1} = F_1 - c(t) x(t) - c(t) e(t) \quad (2.2.6)$$

$$\frac{J_2 \ddot{\phi}}{r_2} = F_2 - c(t) x(t) - c(t) e(t) \quad (2.2.7)$$

Durch die Einführung dieser Koordinate können zusätzlich das An- und Abtriebsmoment  $M_1$  und  $M_2$  auf eine am Radumfang angreifende An- und Abtriebskraft  $F_1$  und  $F_2$  reduziert werden.

Aus 2.2.6 und 2.2.7 kann man nun durch weiteres Umformen und Addition der Gleichungen die Gleichung 2.2.8 gewinnen, die der Differentialgleichung eines Einmassenschwingers entspricht:

$$m \ddot{x} + c(t) x(t) = F - c(t) e(t)$$

$$\text{mit: } F = \frac{M_1}{r_1} = \frac{M_2}{r_2} \quad (2.2.8)$$

$$m = \frac{J_1 J_2}{J_1 r_1^2 + J_2 r_2^2}$$

Der auf der rechten Seite der Gleichung auftretende Term  $c(t) e(t)$  kann als Erregerfunktion betrachtet werden. Bei einer abweichungsfreien Verzahnung ist diese Erregerfunktion gleich Null. In diesem Fall tritt nur die durch periodischen Verlauf der Verzahnungssteifigkeit bedingte Erregung auf. Sie äußert sich, konstante Drehzahl und konstantes Moment vorausgesetzt, durch die Zahneingriffsfrequenz  $f_z$  und deren ganzzahlige Vielfache.

Bei einer fehlerbehafteten Verzahnung tritt die Erregerfunktion als zusätzliche Störrerregung in Erscheinung und äußert sich nach [NGU02] bei verteilten geometrischen Fehlern als Amplitudenmodulation. Diese Art der Modulation wird in Abschnitt 2.4 näher dargestellt. Im Falle von Zahnradschäden tritt die Erregerfunktion hingegen als impulsförmiges Amplitudenmodulationssignal auf.

### 2.3. Einfluss des Eingriffsstoßes auf das Schwingungssignal

Bei der Betrachtung von Stoßprozessen in der Verzahnung muss eindeutig zwischen Spielstößen in Bereichen ohne Last und Eingriffsstößen unter Last unterschieden werden. Erstere treten beispielsweise bei Losrädern in Fahrzeuggetrieben auf und sind auf das Spiel zwischen den unbelasteten Zähnen zurück zu führen. In diesem Fall wird das getriebene Rad vom treibenden Rad beschleunigt, bis es sich aufgrund des geringen Massenträgheitsmomentes schneller bewegt als das treibende Rad. Der im Eingriff befindliche Zahn des getriebenen Rades hebt von der Flanke des treibenden Zahnes ab schlägt am vorhergehenden Zahn des treibenden Rades an. Diese Stöße und die damit verbundene akustische Erscheinung werden als „Getrieberasseln“ bezeichnet und sind ein Problem, das in PKW-Fahrzeuggetrieben auftritt. Nähere Untersuchungen dazu werden beispielsweise in [HEI01] dargestellt.

Der Eingriffsstoß unter Lastbedingungen ist die Folge der Verlagerung der Zähne unter Last in Folge ihrer Elastizität gegeneinander. Diese kommt einerseits durch Hertzsche Pressung zustande, die aber nur einen vergleichsweise kleinen Teil der Abweichungen ausmacht, mehrheitlich aber dadurch, dass ein Zahn unter Last wie ein Träger mit einer sehr komplexen Spannungsverteilung reagiert [GER98]. Unter diesen Bedingungen vollzieht der Zahn eine angenäherte Kreisbewegung um seine Wurzel. Durch diese Bewegung der Zähne verdreht sich das treibende Rad gegenüber dem getriebenen. Bild 6 stellt diesen Vorgang schematisch dar.

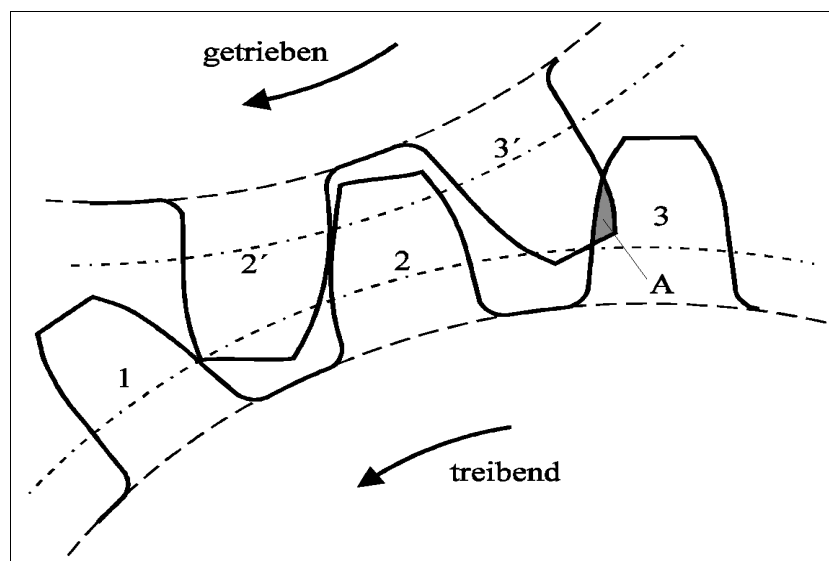


Bild 6 Eintrittsimpuls infolge von Zahn deformation unter Last. [GER98]

Ein weiterer Stoß kann hervorgerufen werden, wenn beim Austritt eines Zahnes der nachfolgende Zahn die volle Last übernimmt. Dies wird als Austrittsimpuls bezeichnet. Sein Ursprung ist im Effekt des ziehenden Gleitens zu suchen, welches die geometrische Eingriffsdauer infolge der Zahnbiegung verlängert. Der Austrittsimpuls ist gegenüber dem Eintrittsimpuls kleiner und von untergeordneter Bedeutung.

Häufig wird der Eingriffsstoß als Geräuschanregungsursache genannt. Es ist leicht nachvollziehbar, dass der Eingriffsstoß mit zunehmender Belastung ebenfalls zunimmt. Er ist bei fehlerfreien modernen Verzahnungen allerdings energiearm, da die Verzahnung durch geeignete Profilkorrekturen gezielt auf die erwartete Last ausgelegt werden kann. Gleichwohl spielt er eine wichtige Rolle bei der Verzahnungsdiagnose. Auftretende Zahnschäden führen zu einer Veränderung der Steifigkeit des entsprechenden Zahnes und zu einer Veränderung der Verformung unter Last. Durch diese Veränderungen wird der Eingriffsstoß energiereicher und regt die Eigenschwingungen des Getriebes verstärkt an. Mit dieser Kenntnis kann die Diagnose schadhafter Zähne sowie geometrischer Fehler verfeinert werden.

## 2.4. Einfluss von Fehlerarten auf das Schwingungssignal

Die an Verzahnungen auftretenden Fehlerarten lassen sich prinzipiell in fertigungsbedingte und betriebsbedingte Fehler unterteilen.

### Fertigungsbedingte Fehler:

Zu fertigungsbedingten Verzahnungsfehlern zählen alle, die zum Zeitpunkt des Einbaus vorhanden sind oder während des Einbaus entstehen. [DIN3962] enthält Aussagen über Toleranzen für Fertigungsfehler für Stirnradgetriebe. Typische Fertigungsfehler sind:

- Flankenform- und Flankenlinienabweichungen (Fertigung),
- Teilungs- und Eingriffswinkelfehler (Fertigung),
- Rundlauffehler und fehlerhafte Achsenlage (Montage),
- Schäden, die während der Fertigung oder der Montage entstehen, wie beispielsweise Kratzer, Schlagstellen und Grate.

Bis auf die Fehler des letzten Punktes werden diese Fehler auch als verteilte Fehler bezeichnet, da sie über den Radumfang gleichmäßig verteilt auftreten und den Eingriff jedes Zahnes beeinträchtigen. Wie der letzte Punkt zeigt, können zu fertigungsbedingten Fehlern auch Schäden zählen, die nicht unmittelbar auf eine Fehleinstellung der Maschine oder auf Werkzeugverschleiß zurückzuführen sind. Somit können auch zufällige Einzelfehler im Herstellungsprozess auftreten.

### Betriebsbedingte Fehler:

Betriebsbedingte Fehler treten während der Lebensdauer einer Verzahnung hauptsächlich durch Materialermüdung, Überlastung oder infolge von Fehlern bei Konstruktion und Herstellung auf. Betriebsbedingte Fehler werden auch als Schäden bezeichnet, was eine unvollständige Bezeichnung darstellt, da Zahnradschäden, wie im vorangegangenen Absatz ausgeführt, auch während der Herstellung auftreten können. [DIN3979] bietet hierfür eine sehr ausführliche Klassifizierung der häufigsten Fehlerarten. Eine weitere Übersicht ist in [NIE89] enthalten. Drei wichtige Fehlerarten aus diesen Quellen, die sich durch transiente Signalanteile äußern können, werden hier beispielhaft kurz aufgeführt.



- **Grübchen** sind Ermüdungsschäden an Zahnflanken. Die betroffenen Bereiche werden vom Wälzkreis ausgehend in Zahnkopf- und Zahnfußrichtung verformt. Grübchen treten überwiegend an der Fußflanke auf, wo die Gleitgeschwindigkeit am größten ist.
- **Abplatzer** sind sprödartige Ausbrüche aus der Zahnflanke. Sie sind großflächiger als Grübchen und auf Werkstofffehler, Eigenspannungen im Zahn und Mängel in der Wärmebehandlung zurückzuführen.

Grübchen und Abplatzer sind Einzelfehler. Sie können lokal begrenzt auftreten und zu einer Änderung der Intensität des Eingriffsstoßes führen.

- **Zahnanrisse** haben ihre Ursache in Herstellungsmängeln. Sie sind meist auf Kerbwirkung zurückzuführen. Auch fehlerhafte Schleifeinstellungen können zu Rissen infolge übermäßiger Wärmebeanspruchung beim Prozess führen. Risse im Zahnfuß können einen Zahnbruch einleiten.
- Als **Zahnbruch** wird das Herausbrechen größerer Teile von Zähnen oder kompletter Zähne bezeichnet. Es wird dabei zwischen Gewaltbruch und Dauerbruch unterschieden. Beim Dauerbruch ist der Betrieb oberhalb der Dauerfestigkeit des Zahns die Ursache. Dabei ist die Dauerfestigkeit meist durch andere Fehler (Kerben und Risse infolge fehlerhafter Bearbeitung) herabgesetzt.

Zahnanrisse und Zahnbrüche sind ebenfalls Einzelfehler. Sie äußern sich jedoch durch eine Änderung der Verzahnungssteifigkeit am angerissenen Zahn, bis hin zu nicht vorhandener Zahnsteifigkeit beim ausgebrochenen Zahn.

Alle Fehlerarten verändern die Schwingungsemissionen der betrachteten Verzahnungen. Wie bereits in Abschnitt 2.2 ausgeführt, zeigt ein typisches Verzahnungsspektrum einer fehlerfreien Verzahnung bei konstanten Bedingungen die Zahneingriffsfrequenz  $f_z$  und ihre Höherharmonischen  $nf_z$ . Der Einfluss von verteilten Fehlern und Einzelfehlern auf das Verzahnungssignal wird im Folgenden, bezogen auf [KOL95], dargestellt.

Verteilte Fehler äußern sich im Frequenzspektrum eines Verzahnungssignals durch die Ausprägung von Seitenbändern verschiedener Form. Zur Verdeutlichung wird das Signal des Zahneingriffs vereinfacht als sinusförmige Schwingung mit der Amplitude  $A_Z$  und der Eingriffsfrequenz  $f_z$  betrachtet. Diese Schwingung wird dargestellt durch:

$$x_z(t) = A_Z \cdot \cos 2\pi f_z t \quad (2.4.1)$$

Durch die Fehler wird eine weitere Schwingung verursacht, die eine andere Frequenz  $f_F$  mit einer zugehörigen Amplitude  $A_F$  aufweist.

$$x_F(t) = A_F \cdot \cos 2\pi f_F t \quad (2.4.2)$$

Die sich ergebende modulierte Schwingung  $x_{mod}(t)$  lässt sich dann folgendermaßen darstellen:

$$x_{mod}(t) = A_Z \left( 1 + \frac{x_F(t)}{A_Z} \right) \cos 2\pi f_z t \quad (2.4.3)$$

Es ergibt sich für  $x_{mod}(t)$ :

$$x_{mod}(t) = A_Z \left( 1 + \frac{A_F}{A_Z} \cos 2\pi f_F t \right) \cos 2\pi f_Z t \quad (2.4.4)$$

Einsetzen der Frequenzen und Umstellen ergibt dann:

$$x_{mod}(t) = A_Z \cdot \cos 2\pi f_Z t + \frac{A_F}{2} (\cos 2\pi (f_Z + f_F) t + \cos 2\pi (f_Z - f_F) t) \quad (2.4.5)$$

Wie deutlich zu sehen ist, bilden sich mit  $f_Z + f_F$  und  $f_Z - f_F$  neben der Schwingung der Zahneingriffsfrequenz  $f_Z$  zwei Seitenbänder aus.

Dieser einfache Fall der Modulation mit einer Sinusfunktion gilt für die Berücksichtigung von Exzentrizitäten und Unwuchten, die eine sinusförmige Modulation der Zahneingriffsfrequenz hervorrufen. Diese werden deshalb als harmonisch verteilte Fehler bezeichnet.

Im Allgemeinen sind allerdings Zahneingriffsschwingungen und deren Modulationen nicht sinusförmig, sondern impulsförmig. Da ein Impuls eine breitbandige Frequenzstreuung in das Spektrum einbringt, wird sich dementsprechend eine Familie von Seitenbändern im Abstand von ganzzahligen Vielfachen der Modulationsfrequenz bilden. Das Auftreten dieser Seitenbandfamilien ist charakteristisch für in der Praxis auftretende verteilte Fehler.

Ebenfalls dem Bereich der verteilten Fehler sind die sogenannten Geisterfrequenzen zuzuordnen. Dieser Begriff ergab sich in der Vergangenheit aus der Unklarheit dieser Frequenzen bezüglich ihrer Herkunft und Zuordnung, da sie sich nicht aus den Zahneingriffsfrequenzen erklären ließen. Mittlerweile sind die Gründe für die Erscheinung dieser Frequenzen bekannt. Es handelt sich um Teilungsfehler des Referenzrades, die während der Fertigung auf die Teilung des zu fertigenden Rades aufgeprägt werden. Die dabei entstehenden Geisterfrequenzen zeichnen sich durch starke Lastabhängigkeit aus.

Im Gegensatz zu verteilten Fehlern führen Einzelschäden, wie sie beispielsweise als betriebsbedingte Fehler auftreten, zu einer abrupten Änderung der Verzahnungssteifigkeit. Es kommt an dieser Stelle zu verstärkten Eingriffsstößen, so dass der Eintrag in das Schwingungssignal ein Impuls ist, welcher in das Spektrum breitbandige Frequenzanteile einbringt. Durch die Modulation des Einzelfehlerimpulses mit dem der Zahneingriffsschwingung entstehen im Spektrum flache Seitenbänder.

Einzelfehler können abhängig vom Energieinhalt des Signaleintrages freie Schwingungen in der umgebenden Struktur anregen. Die Erkennung dieser Schwingungen kann in der Fehlererkennung eine große Rolle spielen, da freie Schwingungen der Zahnräder selten detektierbar auftreten und im Bereich  $>5$  kHz liegen. Schwingungen der einzelnen Zähne infolge des Eingriffsstoßes treten im Bereich  $>20$  kHz auf und können mit den üblichen Körperschallsensoren nicht erfasst werden. Sie spielen so bei der Analyse der Schwingungen keine Rolle.

### 3. Signalanalyse-Methoden in der Verzahnungsprüfung

Historisch gewachsen haben sich die Auswertemethoden für die akustische Beurteilung über einen langen Zeitraum auf die Betrachtung von Schallpegeln beschränkt. Dies war vorrangig bedingt durch technische Gründe und gewachsene Normgefüge. Die heute zur Verzahnungsanalyse eingesetzten Messmethoden lassen sich in die in Bild 7 dargestellten vier Hauptkategorien einordnen [KLE98], [SEE02].

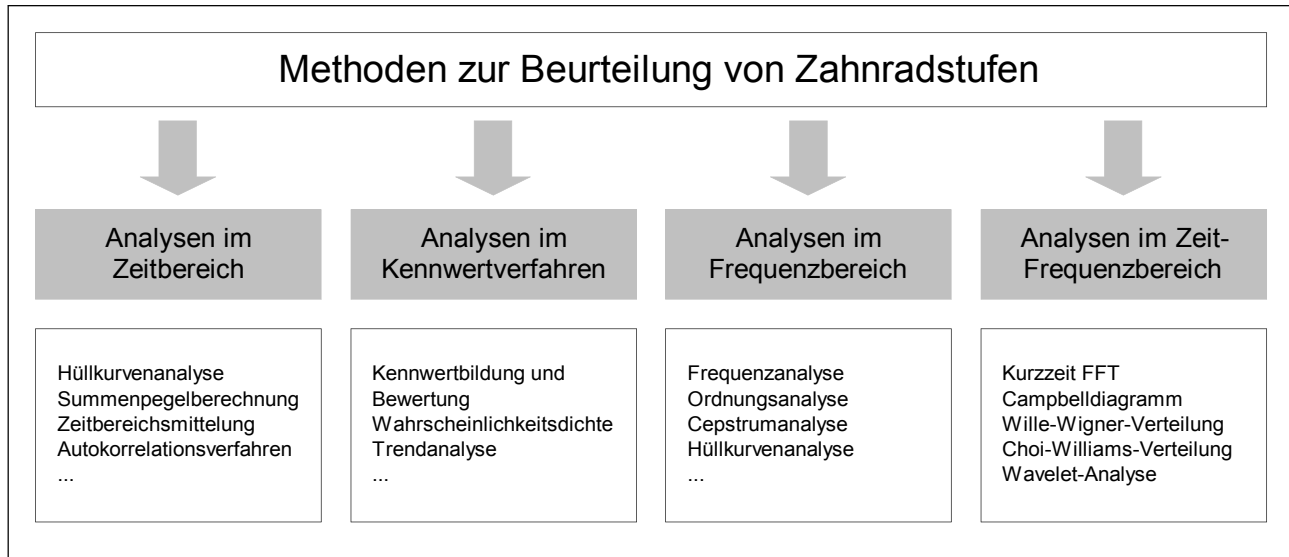


Bild 7 Methoden zur Beurteilung von Zahnradstufen [KLE98]

Stand der Technik in der Verzahnungsdiagnose sind gegenwärtig die Verfahren der Frequenz-Analyse. Sie stellen die in der Praxis am häufigsten eingesetzte Variante dar, während die statistischen Methoden der Kennwertbildung, im Gegensatz zur Analyse von Wälzlagern, kaum eine Rolle spielen [BAR97], [KLE98].

#### 3.1. Wichtige mathematische und signaltheoretische Grundlagen

Um die Wirkungsweise der bekannten Signalanalyse-Methoden besser verstehen zu können, ist es sinnvoll, einige mathematische und signaltheoretische Grundlagen näher zu betrachten. Von besonderer Bedeutung sind dabei Betrachtungen des Raums der quadratintegralen Funktionen, der Zeit-Frequenz-Auflösung und der Abtastbedingungen, auf die in den folgenden Abschnitten kurz eingegangen werden soll.

##### 3.1.1. Der Raum der quadratintegralen Funktionen

Der  $L^2(\mathbb{R})$ -Raum (Raum der quadratintegralen Funktionen) ist für die Funktionsweise aller hier behandelten Transformationen von Bedeutung und soll aus diesem Grund basierend auf [SCS04] kurz vorgestellt werden. Er stellt ein Beispiel für einen Hilbert-Raum<sup>2</sup> dar.

Für den Einsatz in einer Transformation müssen die Kernfunktionen bestimmte mathematische Eigenschaften erfüllen, um eine fehlerfreie stabile Hin- und Rücktransformation des Signals zu ge-

<sup>2</sup> Als Hilbert-Raum wird ein vollständiger normierter Vektorraum bezeichnet, dessen Norm durch ein Skalarprodukt definiert ist. Er kann aus reellen oder komplexen Vektoren bestehen und ist nach dem Mathematiker David Hilbert benannt. Für weitere Ausführungen sei an dieser Stelle auf [BRO01] verwiesen.

währleisten. Diese Bedingung wird durch die Funktionen des  $L^2(\mathbb{R})$ -Raums erfüllt. Der  $L^2(\mathbb{R})$ -Raum beschreibt den Raum für Funktionen, die quadratisch integrierbar sind und ein endliches Integral besitzen:

$$L^2(\mathbb{R}) := \{f(t); \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt < \infty\} \quad (3.1.1)$$

Diese Funktionen besitzen somit einen endlichen Energieinhalt. Das Skalarprodukt zweier Funktionen  $f(t)$  und  $g(t)$  dieses Raums wird folgendermaßen definiert:

$$\langle f(t); g(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) g^*(t) dt \quad (3.1.2)$$

Die Funktionen  $f(t)$  und  $g(t)$  sind üblicherweise komplex, wobei  $g^*(t)$  die Komplexkonjugierte von  $g(t)$  darstellt. Ergibt das Skalarprodukt der Funktionen den Wert Null, sind beide Funktionen orthogonal zueinander. Diese Eigenschaft der Orthogonalität ist bei den Transformationen von großem Nutzen, denn sie bedeutet, dass sich die Koeffizienten der Transformation allein durch das Skalarprodukt beider Funktionen – des Signals und der Kernfunktion, berechnen lassen. Damit gilt das Prinzip der Linearität. Lineare Änderungen an einem Signal im Zeitbereich äußern sich auch im transformierten Signal linear. Bei der Fourier-Transformation ist diese Orthogonalität durch die verwendeten Sinus- und Cosinus-Funktionen vorgegeben. Bei der in Abschnitt 4 vorgestellten Wavelet-Transformation muss sie durch die Auswahl der verwendeten Wavelet-Funktionen berücksichtigt werden.

Die Berechnung der Energie einer Funktion des  $L^2(\mathbb{R})$  erfolgt über die Berechnung der  $L^2$ -Norm der Funktion:

$$|f(t); f(t)| = \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} f(t) f^*(t) dt} < \infty \quad (3.1.3)$$

Das Quadrat aus der  $L^2$ -Norm ergibt den Energieinhalt der Funktion.

$$\|f(t)\|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt < \infty \quad (3.1.4)$$

Die hier gezeigte Endlichkeit des Energieinhaltes der Kernfunktionen ist eine wichtige Bedingung für den Erhalt der Information des Signals bei seiner Transformation. Bei der Fourier-Transformation und der in dieser Arbeit im Mittelpunkt stehenden Diskreten Wavelet-Transformation gelten die Formeln 3.1.3 und 3.1.4. Rücktransformation beziehungsweise Umkehr der Transformation ergeben wieder exakt das Ausgangssignal. Transformationen in beide Richtungen haben somit keinen Informationsverlust zur Folge.

### 3.1.2. Die Heisenbergsche Unschärferelation und die Zeit-Frequenz-Auflösung

Die Unschärferelation wurde von Werner Heisenberg definiert und besagt, dass man gleichzeitig Aufenthaltsort und Impuls, beziehungsweise den Zeitpunkt der Beobachtung und die Energie über eine gewisse Genauigkeitsgrenze hinaus nicht bestimmen kann<sup>3</sup>. Diese Unbestimmtheit des Aufent-

---

<sup>3</sup> Zur Veranschaulichung ein Gedanken-Experiment aus [ROL03]: Ein Atom fliegt durch den Raum und es soll ermittelt werden, an welcher Position es sich befindet und mit welcher Geschwindigkeit es fliegt. Dazu wird es zunächst einmal mit hochenergetischen Licht-Photonen beschossen. Diese stellen das Atom mit einer gewissen "Blickschärfe" dar. Dabei treffen sie das Atom naturgemäß und lenken es ein wenig ab. Soll nun der Ort des Atoms genauer festgestellt werden, müssen die Photonen mehr Energie besitzen. Damit übertragen sie beim Auftreffen mehr Energie an das Atom und lenken es stärker von seiner Bahn ab. Soll der Ort exakt bestimmt werden, werden Energie und damit Ablenkung so

haltsortes  $\Delta x$  und des Impulses  $\Delta p_x$  ist immer größer als ein Minimalwert - das Plancksche Wirkungsquantum:

$$\Delta x \approx \frac{h}{\Delta p_x} \quad (3.1.5)$$

Für diese Erkenntnis wurde Heisenberg 1932 mit dem Nobelpreis geehrt.

Analog zur Heisenbergschen Unschärferelation sind auch der gleichzeitigen Auflösung nach Zeit und Frequenz Grenzen gesetzt. Es ist nicht möglich, den Zeitpunkt und die dem Zeitpunkt zugehörige Frequenz beliebig genau darzustellen. Die hier zugrunde liegende Unbestimmtheit von Zeit- und Frequenzauflösung eines Signals kann durch die Varianz des Signals im Zeitbereich ( $\sigma_t^2$ ) und im Frequenzbereich ( $\sigma_f^2$ ) folgendermaßen beschrieben werden [SCS04]:

$$\sigma_t^2 \sigma_f^2 \geq \frac{1}{16 \pi^2} \quad (3.1.6)$$

Der Wert  $\frac{1}{16 \pi^2}$  kann als minimaler Flächeninhalt einer rechteckigen Fläche mit den Seitenlängen der Abweichungen  $\sigma_t$  und  $\sigma_f$  betrachtet werden. Die so beschriebene Fläche stellt den durch einen Koeffizienten des Transformationsraumes beschriebenen Zeit- und Frequenzbereich des Phasenraums dar. Bei diskret abgetasteten Signalen wird diese durch den minimalen Flächeninhalt bestimmte Grenze üblicherweise nicht erreicht. Hier kann vereinfachend folgender Zusammenhang angenommen werden:

$$\Delta f = \frac{1}{\Delta t} \quad (3.1.7)$$

Bedingt durch dieses Analogon zur Heisenbergschen Unschärferelation stellen Zeit-Frequenz-Analysen stets einen Kompromiss dar. Genauigkeit im Frequenzbereich hat eine entsprechende Ungenauigkeit im Zeitbereich zur Folge und umgekehrt. Dieser Tatbestand ist ein grundlegendes Faktum in der Signalanalyse. Er hat zur Folge, dass die Signalanalyse immer den erwarteten Ergebnissen in Bezug auf Frequenzauflösung und zeitlicher Änderung des Signals angepasst werden muss.

### 3.1.3. Das Shannonsche Abtasttheorem

Das Shannonsche Abtasttheorem stellt einen weiteren grundlegenden Sachverhalt in der Nachrichtentechnik und der Signalanalyse dar. Es wurde von Claude Shannon unter Berücksichtigung von Harry Nyquists Vorarbeiten eingeführt [SHA28]. Unabhängig davon wurde es von Kotelnikow in [KOT33] veröffentlicht.

Das Theorem besagt, dass ein Zeitsignal für eine verlustfreie Darstellung mit einer Abtastfrequenz  $f_{sample}$  abgetastet werden muss, die größer als das Zweifache der höchsten im Signal auftretenden Frequenz ist<sup>4</sup>.

---

groß, dass hinterher zwar der Ort bekannt ist, aber über die Bahn keine Aussage mehr getroffen werden kann, weil das Atom vollständig abgelenkt oder gestoppt ist.

<sup>4</sup> Im Grenzfall  $f_{sample} = 2 f_{max}$  ließe sich das ursprüngliche Signal mit unendlichem Aufwand unter Einsatz der Lagrange-Interpolation mit unendlich vielen Stützstellen ohne Informationsverlust wieder herstellen.

$$f_{\text{sample}} > 2 f_{\text{max}} \quad (3.1.8)$$

Die sich daraus ergebende Grenzfrequenz  $\frac{1}{2} f_{\text{max}}$  wird als Nyquist-Frequenz bezeichnet. Eine Überabtastung ergibt aus mathematischer Sicht keinen Informationsgewinn. Eine Unterabtastung hingegen führt zu niedrigeren Scheinfrequenzen, den sogenannten Alias-Frequenzen. Der zugehörige Effekt wird in Abschnitt 3.2.1 erläutert.

Im praktischen Anwendungsfall unterliegt das Theorem Grenzen, die sich aus der Tatsache ergeben, dass in der Realität kein idealer Tiefpass, sondern immer ein Übergangsbereich zwischen vollständigem Signaldurchlass und vollständiger Bedämpfung existiert. Aus diesem Grund wird in der Praxis folgende modifizierte Formel angewandt:

$$f_{\text{sample}} \approx 2,2 \dots 2,56 f_{\text{max}} \quad (3.1.9)$$

Für eine Frequenzdarstellung von 20 kHz wird somit eine Abtastrate von 44 kHz (CD-Sampling), beziehungsweise 51,2 kHz (akustische Untersuchungen) benötigt.

## 3.2. Analysen im Frequenzbereich

Zeitlich veränderliche Signale lassen sich auf zwei unterschiedliche Arten betrachten, als Funktion der Zeit oder als Funktion der Frequenz. Im Zeitbereich lässt sich eine Aussage über den Zeitpunkt jedes Funktionswertes treffen. Es kann so sehr genau bestimmt werden, *wann* eine Änderung des Signalverhaltens eintritt. Bei der Betrachtung des Signals im Frequenzbereich wird dagegen eine Aussage darüber getroffen, *wie oft* sich bestimmte Signalverläufe im Signal wiederholen. Kolerus beschreibt dies in [KOL95] sehr anschaulich am Beispiel eines Busfahrplans. Dort werden die Abfahrtszeiten einmal als zeitliche Abfolge und einmal unter Angabe der ersten Abfahrtszeit und der Frequenz der folgenden Abfahrtszeiten beschrieben (zum Beispiel „alle 20 min“). Die zweite Darstellungsform packt dieselbe Information in eine deutlich kürzere Aussage. Allerdings ist für eine korrekte Interpretation der Information immer die Berücksichtigung der Startbedingungen notwendig. Weiterhin verliert die Darstellung stark an Aussagekraft, wenn sich die Frequenz ändert. Auf letzteres wird in Abschnitt 3.4 näher eingegangen.

Die Übertragung eines Signals in den Frequenzbereich wird durch die Zerlegung eines zeitlich veränderlichen harmonischen Signals in seine Frequenzkomponenten erreicht. Die geschieht, in dem das Signal einen Filter passiert, der bestimmte Frequenzen durchlässt, andere hingegen sperrt. Am Ausgang des verwendeten Filters liegt nun die Teilleistung der passierenden Signalanteile an. Man erhält somit eine Aussage über den Energiegehalt der Signalanteile mit der am Filter eingestellten Durchlassfrequenz. Wird der Durchlassbereich des Filters über der Frequenz geändert, lässt sich die Signalleistung abhängig von der jeweiligen eingestellten Durchlassfrequenz abgreifen. Nach Betrachtung aller Frequenzbereiche ergibt sich ein Leistungsspektrum, in dem die Signalleistung abhängig von der Frequenz dargestellt wird. Diese Filter lassen sich sowohl als elektrische Schaltkreise, als auch durch Funktionen oder Zahlenfolgen darstellen. Nähere Erläuterungen über Filter und ihren Einsatz geben [KOL95] und [MEY03].

Ideale Filter lassen im vorgegebenen Durchlassbereich alle Signalanteile ungefiltert passieren und sperren alle anderen vollständig. In der Praxis müssen allerdings einige Zugeständnisse in Kauf genommen werden. So treten bei realen Filtern innerhalb des Durchlassbereiches Signalverzerrungen auf. Außerdem lassen sich die Filtergrenzen des Durchlassfilters nur mit einer endlichen Steilheit einstellen – es existiert ein Übergangsbereich zwischen vollständigem Durchlass und vollständiger

Bedämpfung. Dadurch liegen auch Frequenzen außerhalb des Durchlassbereiches am Filterausgang an. Auf die Darstellung der Filter als Funktionen für analoge Signale, beziehungsweise Zahlenfolgen für digitale Signale, beziehen sich alle Transformationen in den Frequenzbereich. Dies wird bei den späteren Betrachtungen zur Wavelet-Analyse besonders deutlich.

In den folgenden Abschnitten werden einige Möglichkeiten der Frequenzanalyse kurz vorgestellt, die zu den Standard-Auswertemethoden in der Fahrzeugtechnik-Signalanalyse gehören. Sie alle beruhen auf der Fourier-Transformation.

### 3.2.1. Frequenz- und Ordnungsanalyse

Die bekannteste Methode zur Darstellung der Frequenzanteile eines Signals stellt die Fourier-Transformation dar. Mit ihr wird ein Signal aus dem Zeitbereich in ein Frequenzspektrum überführt. Auf dieser Basis beruhende Analysen werden deshalb allgemein als Frequenz-Analyse oder Spektral-Analyse bezeichnet.

Den mathematischen Zusammenhang zwischen dem Signal im Zeitbereich  $x(t)$  und im Frequenzbereich  $X(f)$  stellen die folgenden Gleichungen der allgemeinen Fourier-Transformation dar:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.2.1)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X(f) \cdot e^{+j2\pi ft} df \quad (3.2.2)$$

Für die praktische Berechnung in der Signalverarbeitung ist dieser Zusammenhang allerdings nicht geeignet, da er folgende Bedingungen fordert:

- ein stationäres periodisches Signal,
- ein im Zeitbereich unendliches Signal,
- ein als Funktion darstellbares Signal.

Dies ist in der Praxis nicht gegeben, hier legt das Signal als diskrete Wertefolge vor, die nur mit einer endlichen Genauigkeit darstellbar ist. Eine Lösung bietet die Diskrete Fourier-Transformation (DFT), welche die Integraldarstellung der Fourier-Transformation in eine Reihendarstellung überführt. Die DFT bildet ein äquidistant abgetastetes Signal  $x(t_n)$  mit  $N$  Abtastwerten auf  $N$  Frequenzen ab. Mit der Diskretisierung der Frequenzen durch  $f_m = m \cdot f_0$  und der Zeit durch  $t_n = n \cdot \Delta t$  ergibt sich:

$$X(f_n) = \frac{1}{N} \sum_{n=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}} x(t_n) \cdot e^{-j2\pi f_n t_n} \quad (3.2.3)$$

Dabei umgeht die DFT die Forderung nach einem unendlichen Signal, in dem sie das endliche aufgezeichnete Signal als Signalausschnitt aus einem längeren Signal betrachtet. Dieser Signalausschnitt wird dann nach beiden Seiten immer wieder an das Signal angesetzt und somit ein unendliches Signal generiert. Die DFT eines diskret abgetasteten endlichen Zeitsignals kann allerdings unter bestimmten Umständen zu fehlerhaften Ergebnissen führen, die durch die nachfolgend beschriebenen Effekte zustande kommen.

### Aliasing:

Enthält ein Signal Frequenzanteile, die über die Nyquist-Frequenz hinausgehen, kommt es zu einer fehlerhaften Abtastung dieses Signals. Durch die abgetasteten diskreten Signalepunkte lassen sich mehrere Frequenzen darstellen, wobei sich zwei Möglichkeiten ergeben.

- Die durch die abgetasteten Punkte gelegte Funktion hat eine höhere als die ursprüngliche Frequenz. In diesem Fall wird das Phänomen als Vorfaltung bezeichnet. Sein Einfluss kann umgangen werden, in dem das Spektrum nur bis zur Hälfte der Abtastfrequenz  $f_{sample}$  ausgewertet wird.
- Die Frequenz der durch die abgetasteten Punkte gelegten Funktion ist niedriger als die ursprüngliche Frequenz. Dieser Umkehrfall der vorangegangenen Möglichkeit wird als Rückfaltung bezeichnet. Dies kann nur durch Berücksichtigung des in Abschnitt 3.1.3 erläuterten Abtasttheorems verhindert werden. Im Anwendungsfall bedeutet dies, dass die größte im Signal vorhandene Frequenz bekannt sein muss, damit sie bei der Bestimmung der Abtastrate nach Formel 3.1.9 berücksichtigt werden kann. Da die maximal auftretende Frequenz allerdings selten bekannt ist, wird häufig ein Aliasing-Filter verwendet. Es handelt sich hierbei um einen Tiefpass-Filter, welcher Fehler durch Rückfaltung verhindert, da er nur Frequenzen bis zur Nyquist-Frequenz passieren lässt.

Es ist somit zu beachten, dass durch den auf Vor- und Rückfaltung basierenden Aliasing-Effekt ein Frequenzspektrum nur bis zur halben Abtastfrequenz aussagefähig ist.

### Leakage:

Die Generierung eines unendlichen Signals aus einem zeitlich begrenzten Signalausschnitt lässt ein zusammengesetztes Signal entstehen. Soll dieses Signal den ursprünglichen Signalinhalt nicht verfälschen, muss jede im Signalausschnitt enthaltene Frequenz in einer ganzzahligen Anzahl von Schwingungen vorhanden sein. In diesem Fall wird die Schwingung ohne Phasenverschiebung exakt an dem Punkt starten, an dem sie im vorherigen Signalanteil endete. Ist dies nicht der Fall, kommt es beim Signalübergang zu Sprüngen im Signal. Beim Übergang in den Frequenzbereich ergeben sich Frequenzeinstreuungen, die zum „Verschmieren“ der Frequenzlinien führen. Die DFT ergibt in diesem Fall eine zu niedrige Amplitude, die einen maximalen Fehler von bis zu 46% gegenüber der im Zeitsignal auftretenden Amplitude aufweisen kann [SCS04]. Weiterhin entstehen an der Basis der betroffenen Frequenzlinien Verbreiterungen und Darstellungen von Signalanteilen in Seitenbändern. Das Phänomen wird als *Leakage* bezeichnet und kann zu Fehlinterpretationen führen, da sich verteilte Fehler, wie in Abschnitt 2.4 ausgeführt, ebenfalls in Seitenbändern äußern.

### Fensterfunktion:

Da eine Gewährleistung ganzzahliger Schwingungsanteile für alle Frequenzen in der Praxis nicht möglich ist, werden Fensterfunktionen eingesetzt. Ihre Aufgabe ist die Verringerung der Schwingungsamplituden bis auf den Wert Null an Beginn und Ende des Signalausschnittes. Damit wird das Auftreten von Sprüngen an den Schnittstellen verhindert. Allerdings werden zwangsläufig die Amplituden der Schwingungen beeinträchtigt. Es existieren unterschiedliche Fenster für unterschiedliche Anwendungsarten. Am gebräuchlichsten



sind das „von Hann“-Fenster<sup>5</sup> und das Rechteck-Fenster. Bei Verwendung des „von Hann“-Fensters kann der Amplitudenfehler bis zu 12% [SCS04] der ursprünglichen Amplitude betragen, was eine erhebliche Verbesserung gegenüber dem Rechteck-Fenster (maximaler Amplitudenfehler bis zu 46%) darstellt. Auf die verschiedenen Arten von Fenstern soll in dieser Arbeit nicht weiter eingegangen werden. Für ausführliche Erläuterungen sei auf [RIC78], [CER00] und [WIC03] verwiesen.

Eine äußerst effiziente optimierte numerische Variante der Diskreten Fourier-Transformation stellt die Fast-Fourier-Transformation (FFT) dar. Sie verkürzt den Berechnungszeitraum ganz erheblich und ist verantwortlich für den weiten Einsatzbereich, den sich die Frequenz-Analyse in der Technik erobert hat. Während bei der DFT  $n^2$  Operationen für  $n$  Abtastpunkte notwendig sind, verringert sich der Aufwand bei der FFT auf  $n \log_2 n$  Operationen. Da die FFT prinzipiell mit einem endlichen Datensatz arbeitet, ist einzusehen, dass die Forderungen bezüglich der Signaleigenschaften für eine (theoretisch saubere) Anwendbarkeit der Fourier-Transformation nicht zu erfüllen sind. Der Einsatz der FFT stellt somit zwangsweise einen Kompromiss dar. Ihre Anwendung verlangt eine genaue Kenntnis der oben genannten Effekte, um Artefakte gering und beherrschbar zu halten. Die digitale Berechnung der Fourier-Transformation und der Fast-Fourier-Transformation wird anschaulich in [SMI97] vorgestellt.

Einsatzgrenzen der Frequenzanalyse auf Basis der Fourier-Transformation im Maschinenbau liegen beim Auftreten von Drehzahländerungen während der Messung. Diese haben Frequenzänderungen innerhalb eines Zeitraumes zur Folge. Zur Betrachtung von drehzahlabhängigen Signalen wird deshalb statt der Frequenzanalyse die Ordnungsanalyse verwendet. Sie eliminiert den Drehzeileinfluss, indem sie nicht auf zeitgetaktete Signale, sondern auf drehwinkeläquidistante Signale zurückgreift, welche entweder während der Datenerfassung entsprechend dem Drehwinkel getaktet oder nachträglich während der Auswertung aus einem zeitgetakteten Signal in ein drehwinkelabhängig getaktetes konvertiert werden [GRO96], [GAD99]. Statt der Frequenzachse besitzt das entstandene Spektrum nun eine Ordnungachse. Der Zusammenhang kann dargestellt werden, in dem man sich verdeutlicht, dass der äquidistante Abstand im Zeitsignal in Sekunden oder Sekundenteilen angegeben wird, beim dazugehörigen Spektrum in Teilen *pro* Sekunde. Letzteres entspricht der Frequenz. Bei der winkeläquidistanten Abtastung wird dagegen der Abstand in Umdrehungen oder Umdrehungsteilen angegeben, beim dazugehörigen Spektrum in Teilen *pro* Umdrehung. Dies entspricht der angegebenen Ordnung. Üblicherweise wird das Signal auf die Drehzahl der schnellsten Welle bezogen, deren Drehfrequenz dann der 1. Ordnung entspricht. Die Zahneingriffsfrequenz bei  $n$  Zähnen findet sich in der  $n$ -ten Ordnung wieder, da der Zahneingriff  $n$ -mal *pro* Umdrehung geschieht. Die Betrachtung macht deutlich, dass das Spektrum von Drehzahlschwankungen nicht mehr beeinflusst wird.

Der Nachteil der mangelnden Erfassung nichtperiodischer Signaleinträge kann auch hier nicht behoben werden. Klassische Ordnungsanalysen werden bis heute hauptsächlich in der Fertigungsprüfung von Verzahnungen, Getrieben und Motoren eingesetzt und weiterentwickelt. In diesem Zusammenhang sei als Anwendungsbeispiel auf [UCH99] und [MED00] verwiesen.

### 3.2.2. Seitenbandanalyse

Die Seitenbandanalyse ist ein konventionelles Verfahren zur Auswertung von Frequenzspektren. Sie basiert auf den Betrachtungen zu verteilten Fehlern, die in Abschnitt 2.3 durchgeführt wurden. Wie dort bereits dargestellt wurde, modulieren verteilte geometrische Fehler die Schwingungssignale

---

<sup>5</sup> Das „von Hann“-Fenster wird fälschlicherweise häufig als „Hanning“-Fenster bezeichnet. Dadurch kann es zu Verwechslung mit dem „Hamming“-Fenster kommen, zumal beide ähnlich aussehen.

von Zahnrädern. Diese Modulationen nehmen mit zunehmender Fehlergröße zu und äußern sich im Spektrum durch ausgeprägte Frequenzen in der Nachbarschaft der Zahneingriffsfrequenzen und ihrer Harmonischen. Auf diese Weise lassen sich verteilte Fertigungsfehler analysieren. Durch gezielte Betrachtung der Seitenbänder können für diese Fehler automatisierte Analysen durchgeführt werden.

Demgegenüber stehen einige entscheidende Nachteile der Seitenbandanalyse. Ein Nachteil besteht in der großen Empfindlichkeit gegenüber Drehzahländerungen. Diese bewirken eine Veränderung der drehzahlabhängigen Frequenzen und somit auch der Seitenbänder. Bei schnell laufenden Getrieben können die bei der Drehzahländerung auftretenden Frequenzschwankungen die Seitenbänder überlagern. Nachteilig ist auch die fehlende Erkennungsmöglichkeit beginnender Schäden. Diese bilden nur sehr kleine Seitenbänder aus, die in anderen Schwingungsursachen, beispielsweise Gehäuseschwingungen oder elektromagnetischen Einstreuungen im Signal, untergehen. Erst bei genügend starker Schädigung werden diese Seitenbänder sichtbar und die Analyse zielführend. Auch schwankende Lastmomente wirken sich auf die Amplituden der Seitenbänder aus.

Unter der Bedingung des stationären Betriebes ist die Seitenbandanalyse jedoch ein gut geeignetes Werkzeug zur Erkennung verteilter Fehler, unabhängig davon, ob es sich um Schädigungen oder Fertigungsfehler handelt. Die Lokalisierung von Einzelfehlern an Zahnrädern ist allerdings unmöglich.

### 3.3. Analysen im Zeit-Frequenz-Bereich

Die Fourier-Transformation eines Zeitsignals zerstört die zeitliche Information dieses Signals. Dies ist unproblematisch, solange das Signal stationär ist. Im Falle einer zeitlichen Änderung des Signals, beispielsweise hervorgerufen durch eine Drehzahländerung, sind die Bedingungen für eine sinnvolle Fourier-Transformation nicht mehr gewährleistet. Analysen im Zeit-Frequenz-Bereich umgehen den Nachteil der fehlenden Zeitinformation im Transformationsergebnis und lassen sich auch für zeitlich veränderliche Signale einsetzen.

#### 3.3.1. Kurzzeit-Fourier-Transformation (STFT)

Die Kurzzeit-Fourier-Transformation (STFT – Short Time Fourier Transform) wurde aus der klassischen Fourier-Transformation weiterentwickelt. Das Ziel ihrer Entwicklung war die Erfassung rascher zeitlicher Veränderung spektraler Verteilungen. Zu diesem Zweck wird ein zeitlich begrenztes Analysefenster über das komplette zu analysierende Signal verschoben. Dadurch wird eine Menge von Fourier-Transformierten mit sich überlappenden kurzen Signalabschnitten erzeugt. Die Verwendung der Fensterfunktion gewährleistet die zeitlich aufgelöste Frequenzinformation, deren Ergebnisse in einer Zeit-Frequenz-Darstellung abgebildet werden. Bild 8 beschreibt anschaulich die Vorgehensweise.

Für das Analysefenster als zeitbeschränkte Funktion  $g(t)$  gilt:

$$g(t) = 0 \quad \text{für alle } t > \frac{T_w}{2}$$

$T_w$  ist dabei die Fensterbreite und bestimmt die Länge des zu transformierenden Teilsignals.

Die sich daraus ergebende kontinuierlich gefensterte Fourier-Transformation mit  $x(t)$  als Zeitsignal und  $g^*(t)$  als Komplexkonjugierter der Fensterfunktion ist folgendermaßen definiert:

$$GFT(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot g^*(t-\tau) \cdot e^{-j2\pi f t} dt \quad (3.3.1)$$

Eine Verringerung der sich aus den kontinuierlichen Parametern  $\tau$  und  $f$  ergebenden hohen Redundanzen wird durch die Diskretisierung dieser Parameter auf Vielfache von  $\tau_0$  und  $f_0$  erreicht. Für den praktischen Einsatz einer diskret gefensterten Fourier-Transformation auf ein ebenfalls diskret abgetastetes Signal  $x(t_n)$  mit  $n$  Abtastschritten wird die Formel 3.3.1 in eine Reihenvorschrift überführt [STO00]. Mit  $f_m = m \cdot f_0$  und  $t_n = n \cdot \Delta t$  ergibt sich:

$$GFT(k, f_m) = \frac{1}{N} \sum_{n=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}} x(t_n) \cdot g^*(t_n - k\tau_0) \cdot e^{-j2\pi f_m t_n} \quad (3.3.2)$$

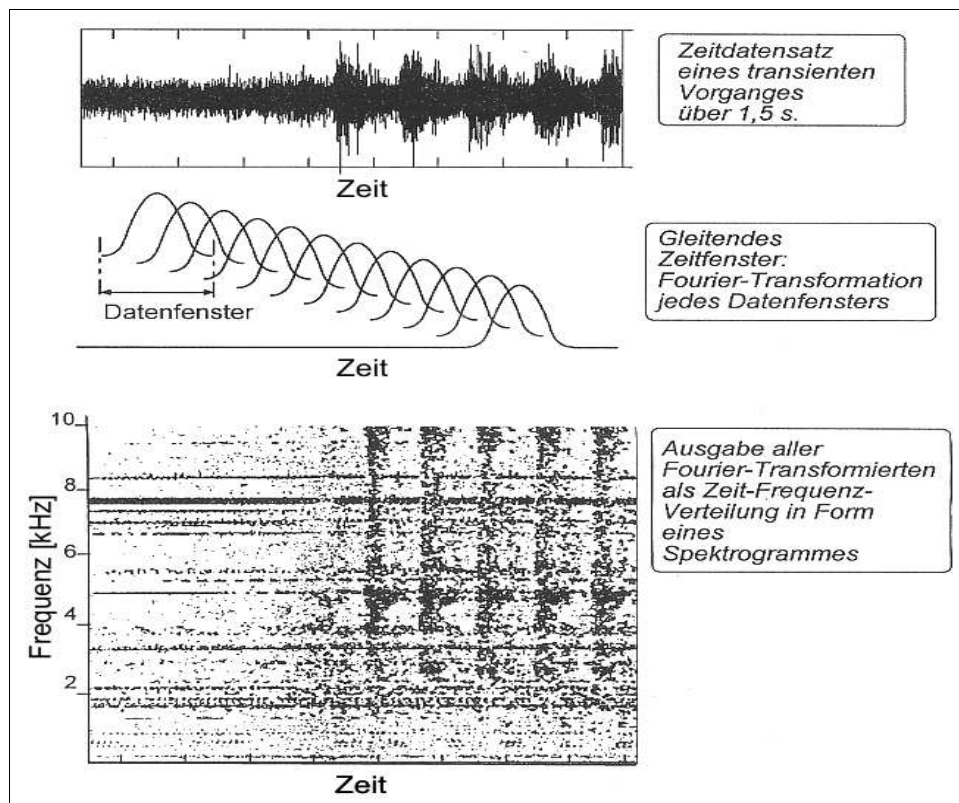


Bild 8 Kurzzeit-Fourier-Transformation mit gleitendem Zeitfenster und Spektrogrammdarstellung [KLE98]

Die Wahl der Fensterbreite bestimmt die Auflösung der Ergebnisinformation im Zeitbereich. Da aber auch hier die Heisenbergsche Unschärferelation gilt, kann das Analysefenster nicht beliebig klein gewählt werden, um eine hohe Zeitauflösung zu gewährleisten. Je schmaler das Fenster gewählt wird, umso ungenauer ist die Abbildung der auftretenden Frequenzen. Eine Verbreiterung des Fensters hingegen führt zu einer Verschlechterung der Zeitauflösung. Die sich ergebenden Unschärfen in der Zeit-Frequenz-Darstellung führen bei sich schnell ändernden Signalen oder bei instationären Signalanteilen zu fehlerhaften Analyseergebnissen.

Ein weiterer entscheidender Nachteil der STFT ist ihre konstante Fensterbreite, mit der die Basisfunktion über das zu untersuchende Signal geschoben wird. Für alle Frequenz- und Zeitbereiche existiert somit eine feste Frequenz- und Zeitauflösung, welche vor Beginn der Analyse festgelegt wird. Somit wird für hohe Frequenzen zwangsläufig ein zu breites Fenster mit einer für diese

Frequenzen zu schlechten Zeitauflösung gewählt, welches gleichzeitig für niedrige Frequenzen ein zu schmales Fenster darstellt. Es ist bei der Signalanalyse mit der STFT also unbedingte Vorkenntnis darüber erforderlich, in welchem Zeitbereich das Signal quasistatisch ist. Dies bedeutet gleichzeitig, dass die zu wählende Fensterbreite immer abhängig vom betrachteten Signal ist.

Eine Abwandlung der STFT ist die Gabor-Transformation. Sie wird auf Dennis Gabor zurückgeführt, der 1946 in [GAB46] eine zweidimensionale Betrachtungsweise mit den Koordinaten Zeit und Frequenz zur Darstellung eines eindimensionalen Signals vorstellte. Dabei wird als innere Funktion ein zeitverschobenes und modulierte Gauß-Fenster verwendet. Gaborspektren werden durch Ordnungszahlen charakterisiert. Der einzige bekannte kommerzielle Einsatz der Gabor Transformation ist ein Programm zur Order-Tracking-Analyse, welches von *National Instruments* als Toolbox für *LABView* vertrieben wird. Quian und Chen stellen die dort verwendete Methode in [QIA96] ausführlich vor. Die Grenzen dieser Methode liegen ebenfalls in der Lokalisierung kurzzeitiger Vorgänge.

### 3.3.2. Wille-Vigner-Verteilung (WVD) und Choi-Williams-Verteilung (CWD)

Bei der Wille-Vigner-Verteilung (WVD – Wigner Ville Distribution) handelt es sich um eine quadratische Integraltransformation. Ihr Ergebnis repräsentiert ein zeit- und frequenzabhängiges Energiedichtespektrum in einer 2-dimensionalen Zeit-Frequenz-Verteilung. Die Grundlage bildet die im Zusammenhang mit der Quantenmechanik eingeführte Wigner-Verteilung. Wigner definierte 1932 diese Darstellungsform, die später für die Signalverarbeitung von Ville aufgegriffen wurde. Sie erlaubt eine Zeit-Frequenz-Darstellung ohne Einschränkung der Zeit- und Frequenzauflösung und ist somit für nichtstationäre Signale von Interesse. Die WVD wird über folgende Grundgleichung definiert:

$$WV(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \cdot e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (3.3.3)$$

Die Gleichung verdeutlicht, dass es sich bei der WVD um eine Fourier-Transformation der Kernfunktion handelt, welche wiederum eine momentane Autokorrelationsfunktion des Eingangssignals darstellt. Damit ist die Spektralform der WVD erklärt.

Gegenüber der STFT bietet die WVD aufgrund der bereits erwähnten hohen Zeit-Frequenz-Auflösung eine wesentlich höhere Analyseschärfe bei nichtstationären Signalen. Demgegenüber steht die Forderung nach einem wesentlich schärferen Abtasttheorem ( $f_{sample} > 4f_{Grenz}$ ) und ein erhöhter Berechnungsaufwand. Zusätzlich entstehen wegen der Bilinearität der WVD in der Verteilungsdarstellung Kreuz- oder Interferenzterme. Sie sind physikalisch nicht interpretierbar und weisen keine relevanten Informationen auf. Allerdings erschweren sie die Deutung des Ergebnisses sehr. Die Behandlung dieser Kreuzterme erfordert eine Glättung und Filterung des Ergebnisses. Dies hat eine weitere Erhöhung der Berechnungszeit sowie eine Verringerung der Auflösung zur Folge. Ein weiterer Nachteil besteht darin, dass sich bereits Rauschanteile innerhalb eines Signalanteils auf die Rauschcharakteristika der kompletten WVD auswirken.

Diese Punkte führten zur Weiterentwicklung der WVD zur Choi-Williams-Verteilung (CWD). Sie wurde 1989 in [CHO89] vorgestellt und nutzt als Kernfunktion einen 2-dimensionalen Gauß-Impuls über der Zeit- und Frequenzverschiebung. So lassen sich Teile der Kreuzterme unterdrücken. Die so gewonnene Verteilung eignet sich sehr gut für die Analyse unterbrochener stationärer Zeitfunktionen, ist jedoch ungeeignet für die Analyse drehzahlveränderlicher Signale. Der erhöhte Rechenaufwand gegenüber der STFT bleibt ebenfalls erhalten.

Anwendungsfälle in der Maschinendiagnose sind kaum bekannt. Gaberson nutzte allerdings in seinem Vergleich mehrerer Zeit-Frequenz-Darstellungen auch die WVD und die CWD [GAB02].

### 3.4. Zusammenfassende Betrachtung der Methoden

Grundlage der Betrachtungen im Frequenzbereich ist die Eigenschaft der Fourier-Transformation, Signale in periodisch auftretende Signalanteile aufzuteilen. Infolge der Transformation zwischen Zeit- und Frequenzraum gehen Informationen über zeitliche veränderliche Anteile vollständig verloren. Zur Verdeutlichung wird das in Abschnitt 3.2 erwähnte Beispiel von Kolerus aus [KOL95] erweitert und mit einer zeitveränderlichen Komponente versehen (Tabelle 1). In diesem Fall wird der Informationsverlust besonders deutlich. Der Fahrplan ist im Frequenzbereich nur sehr eingeschränkt benutzbar, da die Information der Startzeiten völlig fehlt.

Zeitbereich	Frequenzbereich
07:05	alle 20 min.
07:25	
07:45	
08:05	
08:25	
08:45	alle 10 min.
08:55	
09:05	
09:15	
09:25	
09:35	

Tabelle 1 Fahrplan im Zeit- und Frequenzbereich

Dasselbe Problem wird noch einmal in Bild 9 verdeutlicht. Hier ändern sich die Frequenzen von drei Einzelsignalen einmal nacheinander und einmal gleichzeitig. Die Frequenzänderungen beeinflussen das Spektrum bis zur Unkenntlichkeit. Über die zeitliche Abfolge der auftretenden Frequenzen kann ebenfalls keine Aussage getroffen werden, beide Spektren liefern das qualitativ gleiche Ergebnis.

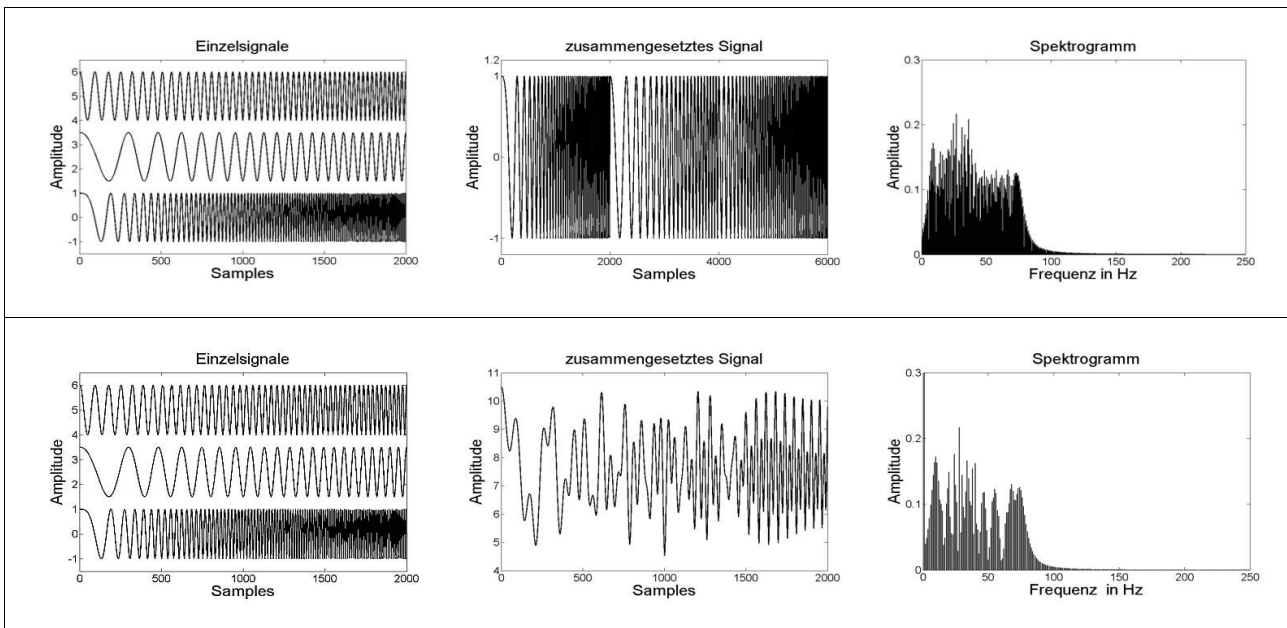


Bild 9 Frequenz-Analysen eines aus mehreren zeitveränderlichen Signalanteilen unterschiedlich zusammengesetzten künstlichen Signals

Aufgrund dieser Tatsache werden nichtstationäre Signalanteile und Einflüsse nicht erkannt. Hier kann es zu fehlender Aussagefähigkeit der Messergebnisse und damit zur fehlerhaften Diagnose der Prüflinge kommen. Die auftretenden Grenzen sind bei praktischen Einsatzbedingungen meist nicht verifizierbar, da durch das unvollständige Detailwissen der Anwender über Signalverarbeitung im Grenzbereich, sowie durch häufige Nichtbeachtung der Theoreme der Fourier-Transformation unerkannte Fehlinterpretationen entstehen.

Die Beispiele zeigen, dass sich der sinnvolle Einsatz der Fourier-Transformation auf die Betrachtung zeitlich konstanter Signale beschränkt, sowie auf Bereiche, in denen die zeitliche Änderung des Signals ohne Bedeutung ist. Ein solcher Bereich ist beispielsweise die Anregung eines Objektes mit einem Impuls, um die Eigenmoden zu ermitteln. Dabei ändert sich die Antwort des Objektes zwar zeitlich (sie klingt ab), für die qualitative Modalanalyse ist dies aber ohne Bedeutung, zumal sich nicht die Frequenzen ändern, sondern nur die Amplituden.

Für die schnelle und zielgerichtete Erkennung von transienten Fehlern mit kleinem Energieeintrag, wie sie als Verzahnungsschäden und Einzelfehler häufig vorkommen, sind diese Methoden somit nicht geeignet, da für die Signalmustererkennung und die Ortsbestimmung nichtstationärer Signalanteile die Zeitinformation grundlegende Voraussetzung ist. Dies ist nur mit den Methoden der Zeit-Frequenz-Analyse möglich.

Deren Hauptnachteil wurde bereits in Abschnitt 3.3.1 erläutert. Es ergeben sich Unschärfen in der Zeit-Frequenzverteilung, welche bei stark veränderlichen Signalen oder bei Überlagerung nichtstationärer Ereignisse zu fehlerhaften Interpretationen führen können [TER98]. Methoden, die dieses Problem umgehen können, wie die in Abschnitt 3.3.2 vorgestellte WVD und die aus ihr weiterentwickelte CWD, sind durch ihren hohen Rechenaufwand benachteiligt. Dieser erschwert eine echtzeitnahe Auswertung.

Mit der im folgenden Abschnitt 4 dargestellten Wavelet-Transformation ist hingegen eine Methode verfügbar, die diese Nachteile minimiert. Sie kann sowohl für die Analyse sich zeitlich schnell ändernder Signalanteile, als auch für Detektion instationärer Signalanteile eingesetzt werden und verfügt über eine dem Frequenzbereich angepasste Auflösung. Ein Vergleich der hier vorgestellten Zeit-Frequenz-Analysen mit der Wavelet Analyse wird in [GAB02] anhand eines Beschleunigungssignals mit mehreren instationären Signalanteilen durchgeführt. Die Auswertung der Ergebnisse erfolgt visuell. Gaberson kommt zum Ergebnis, dass gegenüber der Kurzzeit-Fourier-Transformation die Choi-Williams-Verteilung transiente Ereignisse sehr präzise abbildet. Eine Analyse des Signals mit der kontinuierlichen Wavelet-Transformation unter Nutzung des Morlet-Wavelets zeigte ein mindestens ebenso gutes Ergebnis. Aufgrund der Möglichkeit der Nutzung verschiedener Wavelets und der damit verbunden geringeren Berechnungsdauer wird der Wavelet-Transformation von Gaberson ein hohes Potenzial bei der Erkennung von transienten Signalanteilen eingeräumt.

## 4. Wavelet-Transformation

Die Entwicklung der Wavelet-Transformation kann als Beispiel dafür gelten, wie aus unterschiedlichsten mathematischen und praxisorientierten Ansätzen auf verschiedensten Gebieten eine große übergreifende Idee entstehen kann. Die vielen verzweigten Wurzeln der Wavelet-Transformation verhindern die Darstellung eines Überblicks der geschichtlichen Entwicklung.

Der Begriff der Wavelet-Transformation wurde Mitte der 80er Jahre im Zuge der Vereinheitlichung mehrerer entwickelter Techniken geprägt. Nach einer erstmaligen Erwähnung der Idee in den 30er Jahren durch Alfred Haar entstanden bis Ende der 70er Jahre unabhängige Lösungen, bevor die Suche nach Verwandtschaften zwischen diesen Techniken begann. Ein erster bekannter praktischer Einsatz erfolgte Anfang der 80er Jahre in der Geophysik bei der Suche nach Ölfeldern durch Morlet [MOR82]. In diesem Zusammenhang wurde von Morlet auch der Begriff *Wavelet* erstmalig geprägt. Die Ergebnisse der Verwandtschaftssuche mündeten schließlich in einer vereinheitlichten Methode, die als Wavelet-Transformation bezeichnet wurde.

### 4.1. Idee der Wavelet-Transformation

Die Wavelet-Transformation beschreibt eine Vorgehensweise, bei der Funktionen oder Signale mit Hilfe einer einfachen skalierbaren und verschiebbaren Grundfunktion dargestellt werden. Diese ist zwar unendlich, aber nur in einem festgelegten Bereich verschieden von Null. Bild 10 zeigt ein Beispiel für eine solche Funktion.

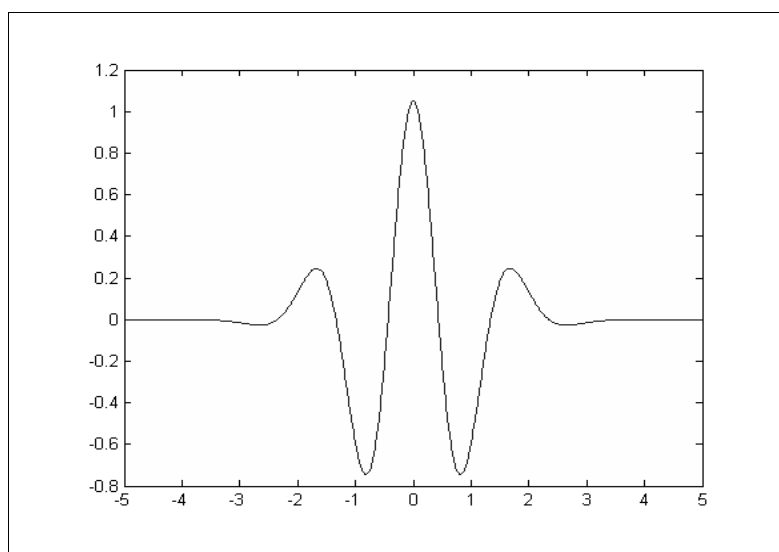


Bild 10 Gauß-Wavelet

Diese Funktion kann nun gedehnt oder gestaucht und in der so erhaltenen Abwandlung über das zu untersuchende Signal geschoben werden. Somit kann das Signal für unterschiedliche Frequenzen, die die Wavelet-Funktion annimmt, untersucht werden. Die Zeitinformation bleibt aufgrund des endlichen Bereiches, in dem die Funktion verschieden von Null ist, erhalten. Die Idee zu dieser Vorgehensweise entstand in Bereichen, in denen die Fourier-Transformation aufgrund ihrer zeitlich unendlich oszillierenden Kernfunktion keine zufrieden stellenden Ergebnisse lieferte.

Aufgrund des Erhalts der Zeitinformation im transformierten Signal sind die Ergebnisse der Wavelet-Transformation prinzipiell mit denen der Kurzzeit-Fourier-Transformation vergleichbar. Ein in Abschnitt 3.4 bereits erwähnter grundlegender Nachteil der Kurzzeit-Fourier-Transformation ist

aber ihre konstante Fensterbreite, mit der die Basisfunktion über das zu untersuchende Signal geschoben wird. Für alle Frequenz- und Zeitbereiche existiert somit eine feste Frequenz- und Zeitauflösung. In der Praxis treten allerdings vorrangig Signale auf, die für einen langen Zeitraum niedrige Frequenzanteile beinhalten, deren hohe Frequenzanteile aber nur kurz auftreten. Vorzuziehen ist somit eine dem Frequenzbereich angepasste Auflösung, da bei niedrigen Frequenzen infolge der damit verbundenen längeren Schwingungsdauer nur eine geringere Zeitauflösung notwendig ist als in Bereichen hoher Frequenzen.

Die Wavelet-Transformation umgeht den Nachteil der konstanten Fensterbreite bei der Kurzzeit-Fourier-Transformation. Das bereits erwähnte Strecken und Stauchen ihrer Basisfunktion ändert die Breite des Analysefensters und gleichzeitig die Frequenz. Hohe Frequenzen werden so mit einem schmalen, niedrige Frequenzen mit einem breiteren Fenster analysiert [BUR97]. Hieraus resultiert eine, einer logarithmischen Darstellung gleichende, spektrale Signalzusammensetzung. Durch diese Besonderheit ist die Wavelet-Transformation in der Lage, flüchtige Ereignisse zeitgenau darzustellen.

Infolge der in Abschnitt 3.1.2 kurz dargestellten Heisenbergschen Unschärferelation hat eine Verbesserung der Frequenzauflösung einen Verlust der Zeitauflösung zur Folge und umgekehrt. Durch die Änderung der Fensterbreite über den Frequenzbereich bedeutet dies, dass hohe Frequenzen schlecht aufgelöst, aber ihre Änderungen zeitlich sehr genau erfasst werden können. Niedrige Frequenzen dagegen werden sehr schmalbandig aufgelöst, ihre zeitliche Änderung ist aber nur schlecht erfassbar. Bild 11 macht die Unterschiede der beiden Frequenz-Transformationen noch einmal deutlich.

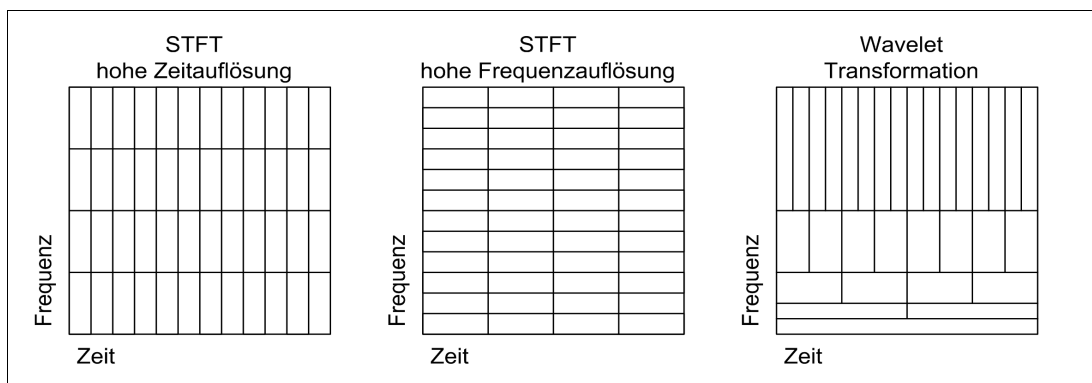


Bild 11 idealisierte Zeit-Frequenzebene für unterschiedliche Transformationen

## 4.2. Bekannte Einsatzbereiche der Wavelet-Transformation

Wavelet-Analysen werden bereits heute in medizinischen Bereichen, in Bereichen der Bild- und Spracherkennung und in Einzelbereichen der technischen Diagnose erfolgreich eingesetzt. Eine breite praktische Anwendung in der Verzahnungstechnik erfolgte bis heute allerdings nicht. Die Untersuchungen in diesem Bereich beschränken sich weitgehend auf Vor- und Prinzipbetrachtungen, von denen nachfolgend einige Beispiele vorgestellt werden.

Bereits Staszewski hat in [STA94] die Möglichkeit untersucht, mit Hilfe der kontinuierlichen Wavelet-Transformation ausgebrochene Zähne in Stirnradgetrieben zu erkennen. In [MCF95] und [MCF96] wird die Möglichkeit der Nutzung der Wavelet-Transformation auf alle Typen transients Ereignisse in Schwingungssignalen erweitert, welche durch Verzahnungsfehler hervorgerufen werden. Dabei werden erfolgreich angebrochene Zähne in einem Stadium detektiert, in dem die



Frequenz-Analyse noch keine Ergebnisse zeigt. Diese Erkennung erfolgt visuell durch Auswertung einer grafischen Darstellung der Transformationsergebnisse, ohne Möglichkeit einer Weiterverarbeitung. Eine Untersuchung mit der Kurzzeit-Fourier-Transformation erfolgt nicht. Für die weitere Untersuchung werden oszillierende Wavelets mit einer durch die Gauß-Funktion definierten Einhüllenden vorgeschlagen. In [WAN95] wird bei einem Vergleich der kontinuierlichen und der Diskreten Wavelet-Analyse anhand der Untersuchung von lokalen Zahnfehlern in Mühlen- und Helikoptergetrieben der Schluss gezogen, dass die Diskrete Wavelet-Analyse nicht geeignet ist, geringere Veränderungen des Schwingungssignals zu detektieren. Dem stehen die Untersuchungen von Klein [KLE99] und Paya et al. [PAY97] entgegen. Klein detektiert verschiedene Betriebszustände eines schrägverzahnten Walzradgetriebes, während Paya eingebrachte lokale Fehlstellen eines Fahrzeuggetriebes erkennt. Beide halten den Einsatz der Diskreten Wavelet-Transformation für sinnvoll. In [YOS00] wird an einem Zahnradsatz während eines Verschleißtests untersucht, ob sich Oberflächenverschleiß mit Hilfe der kontinuierlichen Wavelet-Analyse detektieren lässt. Als Mutter-Wavelet dient hier ebenfalls ein oszillierendes Wavelet mit einer durch die Gaußsche Funktion definierten Einhüllenden, welches hier als Gabor-Funktion bezeichnet wird. Die Detektion einzelner Zahnfehler ist hier erfolgreich. Bei Verschleißerscheinungen, die an mehreren Zähnen auftreten, ist die Detektion schwierig. Bei der Detektion einzelner Zähne hat auch hier die Wavelet-Transformation Vorteile gegenüber der klassischen Frequenz-Analyse. Sung et al. unternehmen in [SUN00] anhand eines Experimentalaufbaus und eines simulierten Verzahnungssignals ebenfalls den erfolgreichen Versuch, Verzahnungsdefekte durch die Wavelet-Transformation zu detektieren. Sie bedienen sich hierbei der Diskreten Wavelet-Transformation, die sich durch kürzere Berechnungszeiten auszeichnet.

Bei allen bekannten Veröffentlichungen wird der Versuch unternommen, die Wavelet Analyse zur Detektion eindeutiger Verschleißschäden zu nutzen. Zu diesem Zweck werden Zeitsignale erfasst und Analysen im Offline Processing durchgeführt. Bei den vorliegenden Betrachtungen von Verzahnungen sind die auftretenden Fehler entweder künstlich herbeigeführt oder extrem verstärkt. Es zeigt sich, dass sowohl die kontinuierliche, als auch die Diskrete Wavelet-Transformation geeignet ist.

Ein Beispiel für die medizinische Anwendung von Wavelets liefert [STO00]. Im Rahmen einer Studie wird die Möglichkeit untersucht, die Wavelet-Analyse zum Narkosetiefe-Monitoring einzusetzen. Außerdem wird in dieser Arbeit eine Eingangsuntersuchung an Körperschallsignalen von Verzahnungen durchgeführt. Die Auswertung erfolgt hier mittels eines modifizierten Crest-Faktors. Einsatzbereiche der Wavelet-Transformation in der Elektrotechnik werden von Shang in [SHA02] und von Lenz in [LEN04] dargestellt. Shang untersucht den Nutzen der Wavelet-Transformation bei der Erkennung unterschiedlicher elektrotechnischer Phänomene. Dabei vergleicht er unter anderem die Zeit-Frequenz-Analyse mit der Wavelet-Analyse durch die Betrachtung verschiedener Schaltspannungen an Motoren und Kondensatoren und untersucht Möglichkeiten der Datenreduktion. Shang kommt zu dem Schluss, dass die Wavelet-Transformation für eine Vielzahl von Anwendungsfällen in der Elektrotechnik geeignet ist. Lenz wendet die Diskrete Wavelet-Transformation bei der Spannungsprüfung von Transformatoren an. Unter diesem Gesichtspunkt beschäftigt er sich vor allem mit der Möglichkeit, Signale mit Hilfe der Wavelet-Transformation zu entzerrern und Spannungsspitzen genau zu detektieren. Dabei bedient er sich statistischer Kennwerte, um die Ergebnisse der Wavelet-Transformation sinnvoll auszuwerten.

Einen Überblick über konkrete und zumindest geplante Anwendungsmöglichkeiten der Wavelet-Transformation liefert eine im Rahmen der Arbeit durchgeführte Patentrecherche über den Zeitraum 1985 – 2004 [RUE05]. Die Fokussierung auf die technische Anwendung hat dabei zur Folge, dass Patente aus den Bereichen Datenverarbeitung ohne konkrete Anwendungsmöglichkeit, Datenkom-

pression und Bildverarbeitung nicht berücksichtigt wurden. Die verbleibenden Patente verteilen sich auf die Bereiche Maschinenbau, Medizin, Elektrotechnik, Spracherkennung, Geologie und Chemie. Damit erhebt die Patentrecherche zwangsläufig keinen Anspruch auf Vollständigkeit, vielmehr steht der Überblicksgedanke im Vordergrund.

Die Betrachtung der Anmeldezeitpunkte in Bild 12 zeigt deutlich, dass die erweiterte Anwendung der Wavelet-Transformation erst zwischen 1995 und 1997 vorrangig in den Bereichen Maschinenbau und Medizin begann. Anschließend wurde sie in der Chemie, der Elektrotechnik und der Spracherkennung patentiert. Weiterhin zeigt sich, dass es 2001 ein Maximum an Patentanwendungen gab. Die Betrachtung der letzten beiden Jahre lässt einen weiteren Anstieg in den nächsten Jahren erwarten.

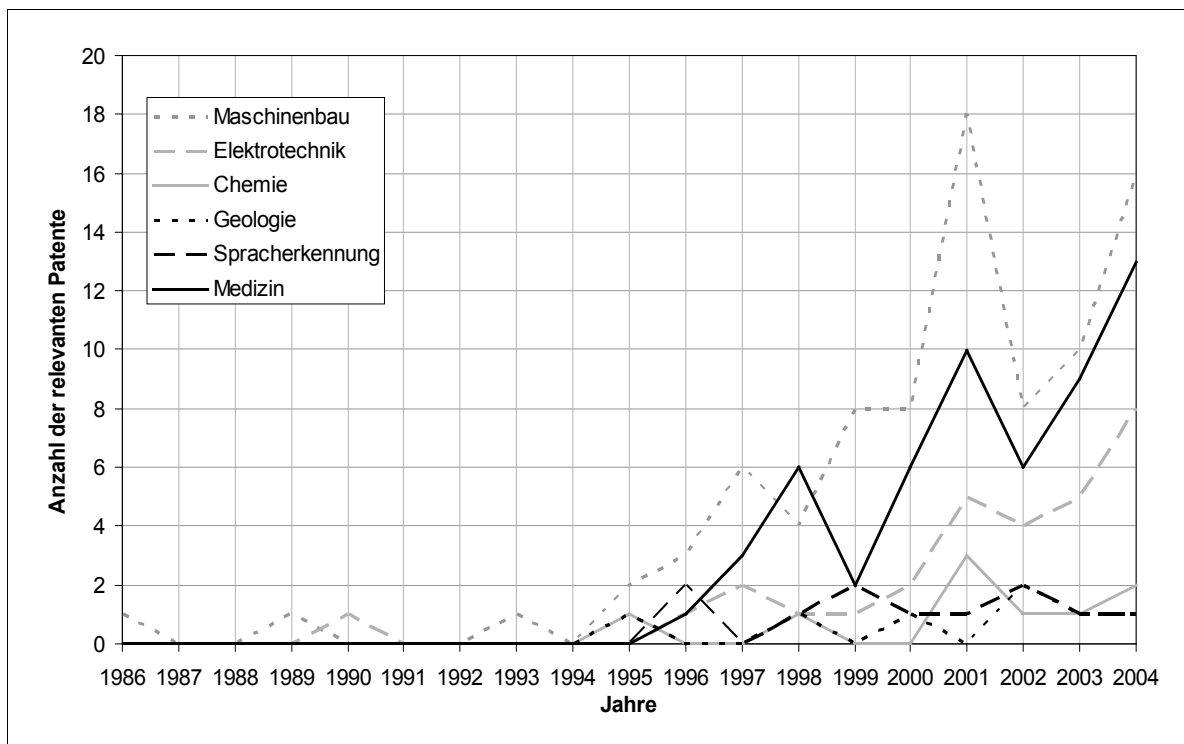


Bild 12 Betrachtung der Anmeldezeitpunkte

Die Verteilung der berücksichtigten Patente zeigt Bild 13. Darin wird deutlich, dass Maschinenbau- und Elektrotechnik-Anwendungen mit zusammen 59% einen überdimensional großen Teil der Patentierungen einnehmen. Da das Hauptinteresse in den Bereichen Maschinenbau und Elektrotechnik liegt, werden diese beiden Bereiche in Bild 14 detaillierter dargestellt. Hier zeigt sich, dass die Felder der Prozessüberwachung übergreifend mit insgesamt 61% einen sehr großen Anteil der patentierten Anwendungen ausmachen. Inhalte dieser beiden Felder sind der Einsatz der Wavelet-Transformation in jeder Form der Werkzeug-, Fertigungs- und Prozesskontrolle. Auch alle Anwendungen des Automobilbereiches finden sich hier, stellen jedoch nur einen äußerst geringen Anteil dar. Die Wavelet-Transformation wurde im Automobilbereich auf folgenden Gebieten patentiert:

- Untersuchung von Lagerschäden (3 Patente),
- Motordiagnose (4 Patente),
- Untersuchung von Getrieben (2 Patente),
- Precrash-Untersuchung (1 Patent),
- Datenverarbeitung in Fahrzeugen (3 Patente).

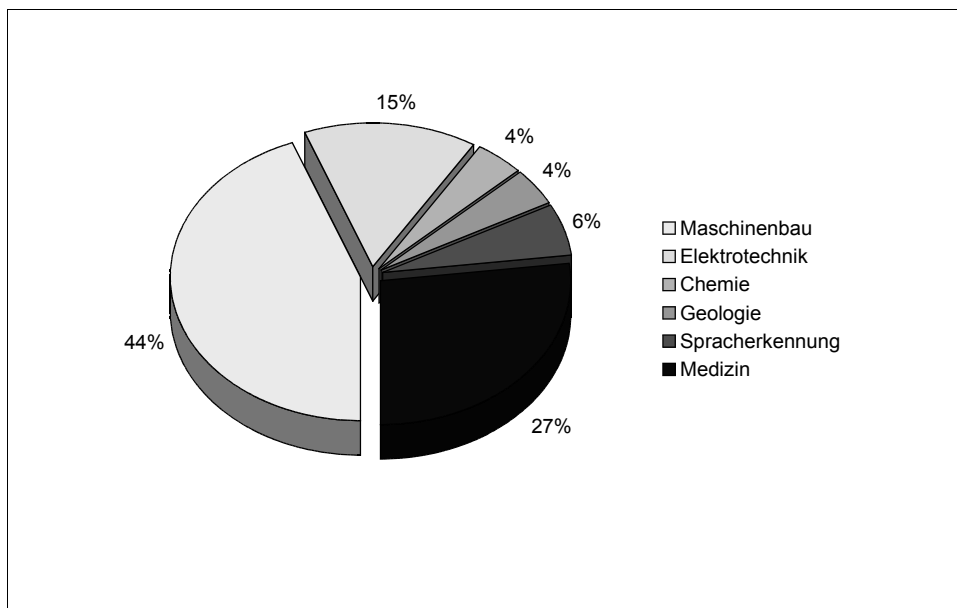


Bild 13 Prozentualer Anteil der Anwendungsgebiete am untersuchten Patentaufkommen

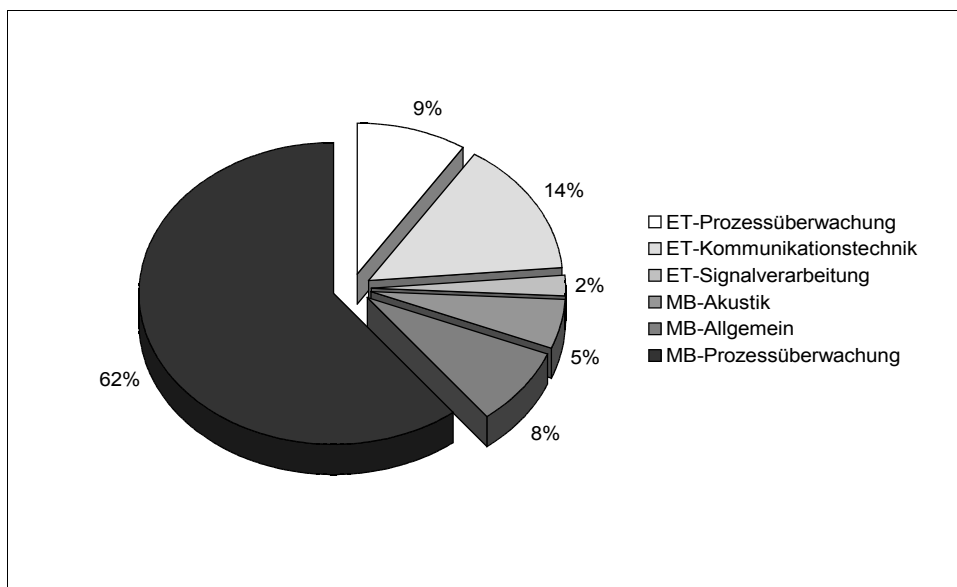


Bild 14 Anwendungsgebiet im Bereich Maschinenbau und Elektrotechnik

Von besonderer Relevanz ist im vorliegenden Fall nur das Patent [JP2001242009A] aus dem Jahr 2001, welches sich mit der Untersuchung von Getrieben beschäftigt. Es handelt sich dabei um ein nur in Japan gültiges Patent. In ihm wird ein Prüfstand beschrieben, auf welchem ein Zahnradpaar getestet wird. Dabei werden Körperschall, Luftschall und Momentübertragung des Zahnradpaares gemessen. Ein optischer Sensor wird verwendet, um über die detektierten Zähne die Umdrehungen des Getriebes zu ermitteln. Alle Daten werden aufgezeichnet und mittels Diskreter Wavelet-Transformation ausgewertet. Die Zielrichtung dieses Aufbaus bleibt allerdings unklar, da dieses Patent nur in Japan gültig ist und eine englische Übersetzung nicht vorliegt.

Die Betrachtung der bekannten Einsatzbereiche der Wavelet-Transformation in der Technik zeigt das große Potenzial dieser Transformation. Es ist davon auszugehen, dass sich diese Art der Analyse in den nächsten Jahren kontinuierlich weiter verbreiten wird.

### 4.3. Kontinuierliche Wavelet-Transformation (CWT)

In den folgenden Abschnitten soll die Wavelet-Transformation in ihren Grundlagen kurz vorgestellt und ihre praktischen Berechnungsformen dargelegt werden.

Kern der Transformation ist die Wavelet-Funktion  $\psi(t)$ , von der ein Beispiel in Bild 10 bereits gezeigt wurde. An eine solche Wavelet-Funktion  $\psi(t)$  werden folgende allgemeine Forderungen gestellt:

- Teil des  $L^2(\mathbb{R})$ -Raumes  $\int |\psi(t)| dt < \infty$  (vergleiche Abschnitt 3.1.1),
- endlicher Energieinhalt  $\int |\psi(t)|^2 dt < \infty$ ,
- wellenartiger Charakter  $\int \psi(t) dt = 0$ .

Um diese Forderungen zu erfüllen, besitzt die Wavelet-Funktion  $\psi(t)$  folgende Eigenschaften:

- Die Funktion ist oszillierend.
- Die Funktion ist unendlich, aber zeitlich lokalisiert. Sie schwingt in endlicher Zeit von Null auf und klingt wieder ab.
- Der Inhalt der von der Funktion eingeschlossenen Flächen über und unter der Zeitachse ist gleich groß.

Diese Eigenschaften sind größtenteils aneinander gekoppelt und beruhen aufeinander.

Zur Realisierung der in Abschnitt 4.1 erwähnten unterschiedlichen Fensterbreite wird aus der Waveletfunktion  $\psi(t)$  eine Funktionenschar  $\psi_{(a,b)}(t)$  erzeugt. Dabei wird  $\psi(t)$  als Mutter-Wavelet mit  $a = 1$  und  $b = 1$  bezeichnet, aus dem alle anderen Wavelets mit der Formel 4.3.1 ermittelt werden.

$$\psi_{(a,b)}(t) = \psi(at+b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left[\frac{t-b}{a}\right] \quad a \in \mathbb{R} \quad b \in \mathbb{R} \quad (4.3.1)$$

Der Parameter  $a$  staucht und streckt die Funktion, während der Parameter  $b$  für die Verschiebung des Fensters sorgt. Daraus ergeben sich auch die Namen für beide Parameter. Wert  $a$  wird Skalierungsparameter genannt, Wert  $b$  Translationsparameter. Der Skalierungsparameter  $a$  bestimmt somit, welche Frequenzkomponenten analysiert werden. Der Translationsparameter  $b$  beschreibt die Lokalisierung der Analysefunktion. Damit sich die Signalenergie des Wavelets durch die Skalierung nicht ändert, wird die Funktion mit  $\frac{1}{\sqrt{a}}$  multipliziert.

Auch bei der Wavelet-Transformation gilt die Heisenbergsche Unschärferelation. Ein Wert des Skalierungsfaktors  $a \gg 1$  führt zur Detektion langwelliger Schwingungsanteile und ergibt ein breites Fenster, bei  $a \ll 1$  werden kurzwellige Schwingungsanteile mit einer sehr hohen Zeitauflösung durch ein schmales Fenster erfasst. Das Wavelet bestimmt die Mittenfrequenz, die effektive Zeitdauer und die Bandbreite für die Analyse. Mit Hilfe dieser Funktionenschar überführt die Wavelet-Transformation eine Zeitfunktion  $x(t)$  in einen Zeit-Skalierungs-Raum, in dem die Funktion durch die Wavelet-Koeffizienten  $Wf(a,b)$  abgebildet wird. Für die Erklärung des Zusammenhangs zwischen Frequenz und Skalierung wird auf Abschnitt 4.6 verwiesen.

$$Wf(a,b) := \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi(at+b) dt \quad (4.3.2)$$

Analog zur Fourier-Transformation ist eine Rücktransformation der Funktion in den Zeitbereich ohne Informationsverlust möglich. Dazu muss für die Wavelet-Funktion allerdings folgende Zulässigkeitsbedingung erfüllt sein:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\Psi(\omega)^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (4.3.3)$$

$\Psi(\omega)$  stellt die Fourier-Transformierte von  $\psi(t)$  dar, wobei  $\omega$  die Kreisfrequenz ist. Diese Bedingung entspricht für lokale stetige Wavelets der besser verständlichen Forderung:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (4.3.4)$$

Sie wurde schon am Anfang des Abschnittes in Anstrich 3 genannt. Unter der dargestellten Bedingung lässt sich nun die Zeitfunktion aus den Wavelet-Koeffizienten zurückgewinnen.

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^\infty \frac{1}{a^2} \int_{-\infty}^{\infty} Wf(a, b) \psi_{(a,b)}(t) db da \quad (4.3.5)$$

Weiterhin kann man unter diesen Bedingungen von der Energieerhaltung während der Transformation ausgehen. Es gilt somit:

$$C_\psi \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |Wf(a, b)|^2 \frac{da db}{a^2} \quad (4.3.6)$$

Dies entspricht dem Parseval-Theorem in der Fourier-Transformation. Die Wavelet-Transformation ist somit unter den genannten Bedingungen eine normerhaltende Funktion. Ihr Energieinhalt ist im Zeitbereich und im Waveletraum gleich. Eine Transformation mit anschließender Rücktransformation ergibt exakt das Ausgangssignal. Ebenso werden lineare Veränderungen des transformierten Signals bei einer Rücktransformation linear in den Zeitbereich übernommen. Somit bleibt bei den Transformationen der Informationsgehalt des Signals gleich. Dies ist wichtig für die praktische Anwendbarkeit.

#### 4.4. Diskrete Wavelet-Transformation

Die in Abschnitt 4.3 dargestellte Betrachtung der Wavelet-Transformation ist in der Praxis auf diese Weise nicht anwendbar, da  $a$  und  $b$  als Elemente der rationalen Zahlen eine unendliche Schar von Waveletfunktionen und damit eine unendliche Anzahl von Wavelet-Koeffizienten liefern. Der Anwendungserfolg der Wavelet-Transformation liegt darin begründet, dass es Diskretisierungsmöglichkeiten gibt, welche auf abgetastete Signale  $x(t_n)$  angewendet werden können. Dafür wird die Wavelet-Transformation aus einer Integraldarstellung in eine Reihendarstellung überführt.

Der Ansatz für eine Diskretisierung der Wavelet-Funktion liegt in der Skalierung der Parameter  $a$  und  $b$ . Dabei werden für den Skalierungsparameter  $a$  mit Hilfe von  $m$  logarithmische Stufen gewählt. Für den Skalierungsparameter  $a$  gilt dann  $a_m = \sigma^m$ . Dabei ist  $\sigma > 1$ , konstant und  $m \in \mathbb{Z}$ . Da so die Breite des Wavelets ebenfalls beeinflusst wird, müssen die Translationsschritte ebenfalls auf die entsprechende Breite angepasst werden. Für den Translationsparameter  $b$  ergibt sich dann  $b_{m,n} = n\tau\sigma^m$  mit  $\tau > 0$ , konstant und  $n \in \mathbb{Z}$ . Damit wird aus  $a \in \mathbb{R}$  und  $b \in \mathbb{R}$  eine abzählbare Teilmenge  $M$  entnommen. Die Menge der Wavelet-Funktionen  $\psi_{(a,b)}$  wird damit reduziert zu  $\Psi_{m,n} := \psi_{\sigma^m, n\tau\sigma^m}$ .

Die Wavelet-Familie besteht nun aus den folgenden Wavelets:

$$\psi_{m,n}(t) = \sigma^{-\frac{m}{2}} \psi\left(\frac{t-n\tau\sigma^m}{\sigma^m}\right) = \sigma^{-\frac{m}{2}} \psi(\sigma^{-m}t - n\tau) \quad (4.4.1)$$

Das Einsetzen von Gleichung 4.4.1 für  $\psi(at+b)$  in Gleichung 4.3.2 ergibt die Wavelet-Transformierte  $Wf(m,n)$ :

$$Wf(m,n) := \langle f, \psi_{m,n} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \sigma^{-\frac{m}{2}} \psi(\sigma^{-m}t - n\tau) dt \quad (4.4.2)$$

Um der in Abschnitt 4.3 genannten Forderung nach vollständiger Rekonstruktion und der Forderung nach Stabilität<sup>6</sup> zu entsprechen, muss die Zahl der Wavelet-Funktionen  $\psi_{m,n}$  weiter eingeschränkt werden. Dies wird durch die Festlegung von sogenannten Wavelet-Frames und ihrer Grenzen gewährleistet. Eine Wavelet-Familie bildet einen Wavelet-Frame, wenn es Konstanten  $A$  und  $B$  mit der Bedingung  $0 < A \leq B < \infty$  gibt, so dass für alle  $f \in L^2(\mathbb{R})$  gilt:

$$A \|f\|^2 \leq \|Wf\|^2 \leq B \|f\|^2 \quad (4.4.3)$$

Erfüllt die Wavelet-Familie  $\psi_{m,n}$  mit  $m, n \in \mathbb{Z}$  die Rahmenkriterien, bildet sie eine stabile Basis oder Riesz-Basis. In diesem Fall ist die Stabilitätsforderung erfüllt. Es gilt für die Rücktransformation in den Zeitbereich:

$$f(t) = \sum_{m,n} \langle f, \psi_{m,n} \rangle \bar{\psi}_{m,n} = \sum_{m,n} Wf(m,n) \bar{\psi}_{m,n} \quad (4.4.4)$$

Damit existiert eine diskrete Vorschrift für die Wavelet-Transformation und ihre Rücktransformation. Gegenüber der ursprünglichen Wavelet-Funktion wurde der Rechenaufwand durch die Verringerung der Wavelet-Funktionen deutlich reduziert und die Redundanz erheblich verkleinert. Sie kann über die Wahl von  $\sigma$  und  $\tau$  weiter beeinflusst werden.

Da in der Praxis oft die Rechenzeit entscheidend ist, wird eine Berechnungsvorschrift benötigt, die mit möglichst wenigen Schritten das gewünschte Ergebnis bereitstellt. Auf Redundanz kann dabei verzichtet werden. Diesen Bedingungen genügt die schnelle Diskrete Wavelet-Transformation. Bei ihr werden die Wavelet-Koeffizienten mit einer dyadischen Wavelet-Reihe berechnet.

Ein dyadisches Abtastraster erhält man, wenn  $\sigma = 2$  und  $\tau = 1$  gesetzt werden. Die Wavelet-Familie wird dann durch

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-m}t - n) \quad (4.4.5)$$

dargestellt. Die dyadische Skalierung des Skalierungsfaktors  $a_m$  hat zur Folge, dass sich die Abtastpunkte mit jeder Skalierung halbieren und in der Zeit-Frequenz-Darstellung mit ansteigendem  $m$  weiter auseinander liegen (Bild 15). Die praktische Methode der Berechnung wird durch die sogenannte Multi-Skalen-Analyse gegeben. Dabei wird die Wavelet-Transformation durch den Einsatz von Filtertechniken in einer einfachen rekursiven Struktur durchgeführt. Die Signale werden durch ein Paar von Hoch- und Tiefpass-Filtern in die in Bild 15 dargestellten Bänder zerlegt.

<sup>6</sup> Die Forderung nach Stabilität bedeutet, dass im Falle von kleinen Ungenauigkeiten der Koeffizienten auch nur kleine Ungenauigkeiten im rücktransformierten Zeitsignal die Folge sind. Dies ist von großer praktischer Bedeutung, da so sichergestellt wird, dass die Zerlegung des Signals in Wavelet-Koeffizienten und die Rekonstruktion numerisch stabil ablaufen.

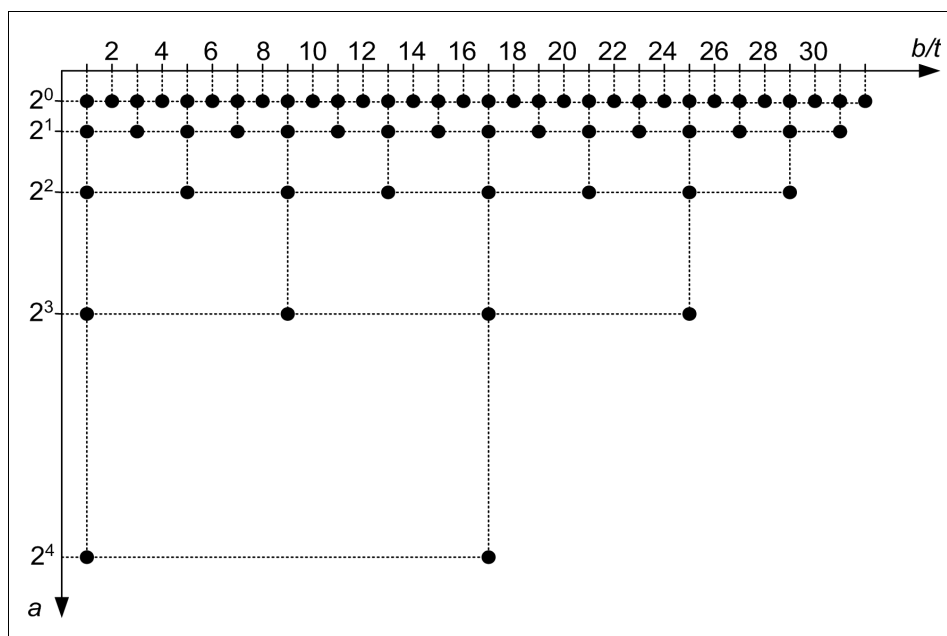


Bild 15 Lage der Wavelet-Koeffizienten bei dyadischer Skalierung

#### 4.5. Realisierung der schnellen Diskreten Wavelet-Transformation

Im folgenden Abschnitt wird ein kurzer Überblick über die Durchführung der schnellen DWT mit Hilfe von Filtertechniken gegeben. Für vertiefende Betrachtungen wird auf [BÄN02] verwiesen.

Die Idee der Anwendung von Filtertechniken stellt einige der in der Einleitung dieses Hauptabschnitts erwähnten verschiedenen Ansätze dar, aus denen die Wavelet-Transformation entwickelt wurde. Hierbei werden digitale FIR Filter<sup>7</sup> verwendet. Als digitaler Filter wird eine Vorschrift bezeichnet, bei der ein diskretes Eingangssignal  $x = (x_n)$  einem Ausgangssignal  $y = (y_n)$  zugeordnet wird ( $n \in \mathbb{Z}$ ). Die  $n$ -te Komponente wird dabei dargestellt durch:

$$y_n = H(x)_{nh} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k x_{n-k} \quad (4.5.1)$$

Die Gleichung zeigt, dass das Eingangssignal  $x(n)$  mit einer festen Zahlenfolge  $h$  gefaltet wird. Bei dieser Zahlenfolge  $h$  handelt es sich um eine Folge der Filterkoeffizienten des eingesetzten Filters. Nach dem Wechsel des Raumes, hier dargestellt am Beispiel einer  $z$ -Transformation, folgt daraus:

$$Y(z) = H(z) \cdot X(z) \quad (4.5.2)$$

In diesem Bereich entspricht die Faltung somit einer Multiplikation des Eingangssignals  $X(z)$  mit einer Übertragungsfunktion  $H(z)$ . Die Erklärung anhand der  $z$ -Transformation dient dabei nur als vereinfachendes Beispiel.

Um ein Signal in verschiedene Teilsignale zu zerlegen, können diese Filter zu einer Filterbank angeordnet werden. Zuerst wird aus Verständnisgründen ein zweikanaliges Filterpaar betrachtet, welches in einer Analyse- und einer Synthese-Filterbank angeordnet ist (Bild 16). In diesem Filtersystem wird das Signal  $x$  durch einen Tiefpassfilter  $A$  und einen Hochpassfilter  $D$  in einen hochfrequenten Signalanteil  $u$  und einen niedrigfrequenten Signalanteil  $v$  zerlegt. Da sich bei dieser Filterung die Anzahl der Signalepunkte verdoppelt, ist jede Filterbank mit einem Dezimationsoperator versehen.

<sup>7</sup> Es handelt sich dabei um Filter, welche nur endlich viele von Null verschiedene Koeffizienten besitzen.

Durch ihn wird in der Analysefilterbank jedes zweite Sample verworfen und in der Synthesefilterbank zwischen zwei Samples eine Null eingefügt. Dies wird als Downsampling (Analysefilterbank), beziehungsweise Upsampling (Synthesefilterbank) bezeichnet. Im durch die gestrichelte Linie dargestellten Zwischenbereich können nunmehr die Signalanteile  $u$  und  $v$  gezielt bearbeitet werden.

Ist es möglich, die Signalanteile in der nachfolgenden Synthesefilterbank exakt zu rekonstruieren, handelt es sich um eine *Perfect Reconstruction*-Filterbank, kurz PR-Filterbank. Diese PR-Filterbank ist die Bedingung für eine erfolgreiche Rücktransformation der aus der Analyse gewonnenen Koeffizienten in den Zeitbereich.

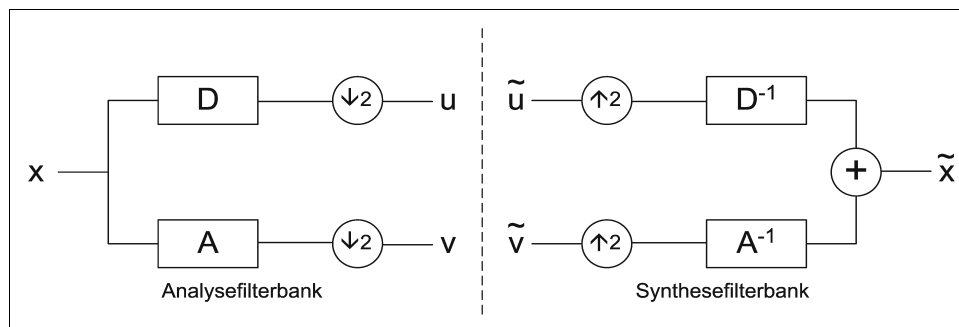


Bild 16 PR-Filterbank

Um die für die Wavelet-Transformation benötigte Orthogonalität zu gewährleisten, muss für die durch das genutzte Wavelet definierten Filter folgende Beziehung gelten:

$$A(z) = \tilde{A}(z^{-1}) \quad (4.5.3)$$

Diese Beziehung bedeutet, dass die PR-Filterbank durch einen einzigen Filter, den Tiefpass-Filter  $A$  definiert werden kann. In diesem Fall wird die Filterbank als *orthogonale* PR-Filterbank bezeichnet.

Im Fall der Wavelet-Transformation bestehen die verwendeten Hochpassfilter  $D$  aus Filterkoeffizienten des genutzten Wavelets und die Tiefpassfilter aus den Koeffizienten einer zum Wavelet gehörenden Skalierungsfunktion. Aus den letzteren Filterkoeffizienten können direkt die Koeffizienten des Hochpass-Filters  $D$  gebildet werden. Die eingesetzten Filter können so aufeinander abgestimmt werden, dass sie das Signal halbieren, ohne dass ein Verlust an Information eintritt. Dies wird als dyadische Filterung bezeichnet. Die entsprechenden Filterpaare nennt man Quadraturnetzwerke. Der Hochpass-Anteil  $u$  des so behandelten Signals beinhaltet nunmehr Frequenzinhalte zwischen  $f_{sample}/2$  und  $f_{sample}/4$ , der Tiefpass-Anteil  $v$  alle Frequenzen  $< f_{sample}/4$ . Es liegt nahe, den Tiefpass-Anteil erneut durch eine Filterbank zu zerlegen, und mit dem ermittelten Tiefpass-Anteil erneut so zu verfahren, bis ein trivialer Rest verbleibt. Ein solcher rekursiver Algorithmus wird als Pyramiden-Algorithmus bezeichnet und wurde von Mallat in [MAL89-1], [MAL89-2] und [MAL89-3] erstmalig vorgestellt. Bild 17 zeigt eine Visualisierung dieses Algorithmus.

Durch die jeweilige Halbbandfilterung werden die Frequenzbereiche für jedes weitere berechnete Level wiederum halbiert, so dass die Frequenzauflösung zu niedrigeren Frequenzen hin immer schmalbandiger wird. Die oberen und unteren Eckfrequenzen des jeweiligen Levels lassen sich aus Abtastrate  $f_{sample}$  und Leveltiefe  $m$  berechnen.

$$f_{Go} = \frac{f_{sample}}{2^m}; \quad f_{Gu} = \frac{f_{sample}}{2^{m+1}} \quad (4.5.4)$$



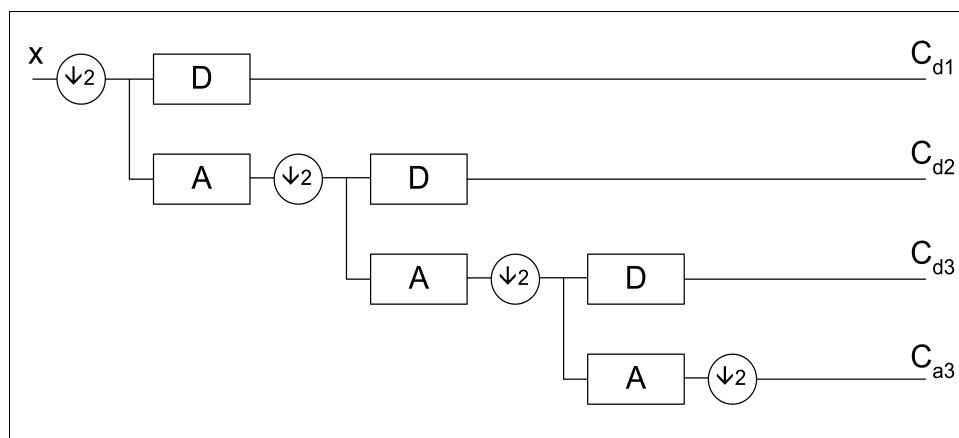


Bild 17 Grafische Darstellung des Filteralgorithmus nach Mallat

Durch die Dezimation halbiert sich die Zeitauflösung mit jedem neu berechneten Level. Hier tritt wieder die Besonderheit der Wavelet-Transformation zu Tage, die für hohe Frequenzen eine sehr gute, für niedrige Frequenzen dagegen eine geringere Zeitauflösung bietet. Eine Visualisierung dieser Aussage zeigt bereits Bild 11.

Neben der Festlegung der Eckfrequenzen ist die Betrachtung der Mittenfrequenzen in jedem Level wichtig. Auf sie wird im folgenden Abschnitt eingegangen.

#### 4.6. Skalierung und Frequenz

Die Bandpass-Charakteristik der Wavelet-Transformation wurde im vorangegangenen Abschnitt noch einmal deutlich. Aus allen Berechnungen der CWT und der DWT ergeben sich Zeit-Level-Darstellungen. Die aus der Filterpyramide berechneten Koeffizienten  $C_{dn}$  und  $C_{an}$ , beziehungsweise ihre in der dazugehörigen Synthesefilterpyramide rücktransformierten Zeitsignale, beinhalten jeweils die sich aus den Filterberechnungen ergebenden Frequenzanteile. Dabei gelten für die rücktransformierten Signale der einzelnen Level die folgenden, bereits im vorherigen Abschnitt erläuterten Frequenzinhalte:

Level	Frequenzbereich
1	$\frac{f_{sample}}{2^1} \cdots \frac{f_{sample}}{2^2}$
2	$\frac{f_{sample}}{2^2} \cdots \frac{f_{sample}}{2^3}$
3	$\frac{f_{sample}}{2^3} \cdots \frac{f_{sample}}{2^4}$
k	$\frac{f_{sample}}{2^k} \cdots \frac{f_{sample}}{2^{k+1}}$

Tabelle 2 Frequenzbereiche der einzelnen Level nach der Rücktransformation

Für die Betrachtung der Koeffizienten im Wavelet-Bereich wird häufig direkt auf den Begriff des Levels oder der Skale zurückgegriffen. In der praktischen Anwendung ist die Skale als Achsenparameter allerdings zu abstrakt, um allgemein akzeptiert zu werden. Aber auch hierfür kann eine Frequenzaussage getroffen werden, wobei die verwendeten Wavelets Einfluss auf die Frequenzen haben. Dabei besteht folgender Zusammenhang:

$$f_a = \frac{f_c}{a} = \frac{f_c}{2^m} \quad (4.6.1)$$

Hier bezeichnet  $f_c$  die Mittenfrequenz oder Pseudofrequenz des genutzten Wavelets,  $m$  bezeichnet die Skale,  $a$  ist eine weitere Möglichkeit der Darstellung der Leveltiefe. Die errechnete Pseudofrequenz ist die Frequenz eines Sinussignals, welches den maximalen Koeffizienten aus einer Transformation mit dem genutzten Wavelet ergibt. Bild 18 verdeutlicht diesen Zusammenhang.

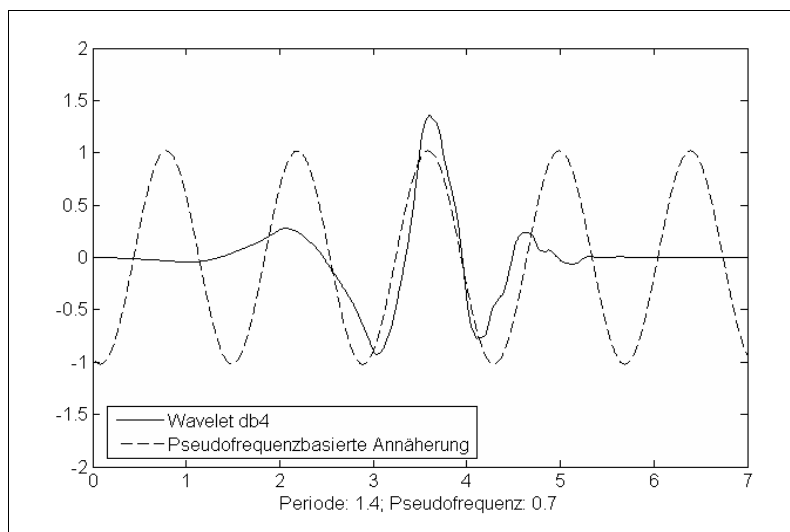


Bild 18 Annäherung der Pseudofrequenz an ein db4 Wavelet

Mit anderen Worten ausgedrückt, stellt die Pseudofrequenz die dominante Frequenz des Wavelets dar. Damit ergibt sich eine einfache, aber hinreichende Charakterisierung für die Frequenzinformationen in der Zeit-Skalen-Darstellung sowie eine Definition der Skalenachse im Frequenzbereich.

## 4.7. Praktische Möglichkeiten zur Durchführung der Wavelet-Transformation

Nachdem in den vorangegangenen Abschnitten die Theorie der Wavelet-Transformation vorgestellt wurde, soll hier ein kurzer Überblick über die bekannten Werkzeuge für ihre Durchführung gegeben werden. Für die in dieser Arbeit bevorzugte schnelle Diskrete Wavelet-Transformation existieren mehrere Wavelet-Familien als Basis-Funktionen. Die hier genutzten sind:

- die Wavelets der Daubechies-Familie,
- die Wavelets der Symmlet-Familie,
- die Wavelets der Coiflet-Familie.

Es handelt sich dabei um orthogonale Wavelets, die in Abschnitt 5.4.4 vorgestellt werden.

Für die Anwendung der Wavelet-Transformation existieren in mehreren Entwicklungsumgebungen Funktionsbibliotheken, in denen die vorgestellten Algorithmen umgesetzt sind. Die bekannteste ist die Wavelet-Toolbox in *MATLAB*, die auch in dieser Arbeit verwendet wird. Alternativ dazu existieren für *MATLAB* einige Open Source und nichtkommerzielle Wavelet-Toolboxen, über deren Qualität allerdings keine Aussage getroffen werden kann. Auch *National Instruments Inc.* bietet die Wavelet-Analyse im *Signal Processing Toolkit* für seine Programmiersprache *LABView* an. Mit diesen Werkzeugen sind dem Ingenieur mehrere Plattformen zur Entwicklung eigener Auswertumgebungen auf Basis der Wavelet-Transformation in die Hand gegeben.

## 5. Modulares Diagnosewerkzeug (MDT)

Im folgenden Kapitel wird die Entwicklung der Analyseumgebung dokumentiert, welche den Kern der Arbeit ausmacht. Aufgrund der häufigen Verwechslung und Gleichsetzung der Begriffe Analyse und Diagnose in der Technik ist es für die Verständlichkeit der Entwicklung notwendig, beide Begriffe zu erläutern und voneinander zu unterscheiden. Der Begriff Analyse<sup>8</sup> bezeichnet einen Vorgang, bei dem durch Zuordnung und Interpretation eines oder mehrerer auftretender Phänomene unter Berücksichtigung der Randbedingungen Rückschlüsse auf die Eigenschaften oder den Zustand eines Systems gezogen werden können. Dabei wird das zu untersuchende Objekt in seine Bestandteile aufgegliedert. Diese werden im Anschluss geordnet, untersucht und ausgewertet, wobei auch die Beziehungen der einzelnen Bestandteile untereinander nicht vernachlässigt werden dürfen. Die Diagnose<sup>9</sup> ist das Resultat dieses Vorgangs.

Im Fall der Signalanalyse von Verzahnungssignalen bestehen die Symptome aus einzelnen Signalanteilen, die erkannt und zielgerichtet herausgearbeitet werden müssen. Für den Einsatz in der Fahrzeugtechnik muss dabei das Ziel in der objektiven automatischen Analyse der bereitgestellten Signale bestehen. Nur in diesem Fall kann eine objektive Diagnose erstellt und können auftretende Fehler immer mit dem gleichen Erfolg erkannt werden. Dies gilt sowohl für Langzeitanalysen, bei denen die Diagnose in regelmäßigen Abständen überprüft wird, als auch für Analysen in der Bauteilfertigung, bei denen eine einmalige Aussage über den Zustand des Bauteils getroffen wird.

Die Wavelet-Transformation allein ist somit für eine sinnvolle in der Praxis anwendbare Analyse nicht ausreichend. Sie liefert nur die Ausgangswerte für eine Analyse beziehungsweise Diagnose, vergleichbar beispielsweise mit einem Röntgenbild oder einem EKG-Diagramm in der Medizin, welches nur durch eine ausgebildete Person ausgewertet werden kann. Deshalb wird ein großes Augenmerk auf die Nachbehandlung und Nachauswertung der Transformationsergebnisse gelegt, wobei die Anwendung auf Zahnradprobleme den Schwerpunkt darstellt. Für die Gewährleistung einer umfassenden Einsetzbarkeit wird die Umgebung aber so universell wie möglich gehalten.

Dieses Kapitel beschäftigt sich mit der Erstellung einer layerbasierten modularen Analyseumgebung. Ihr Ziel ist die Herausarbeitung und Diagnose von nichtstationären Signalanteilen. Dabei setzt sie die im folgenden Abschnitt 5.1 dargestellten Anforderungen um. Ihr Kernalgorithmus besteht in der in Kapitel 4 behandelten Wavelet-Transformation.

### 5.1. Anforderungen an eine Analyseumgebung für nichtstationäre Signalanteile

Im Mittelpunkt einer Analyseumgebung steht der Algorithmus zur gezielten Aufbereitung des Eingangssignals hinsichtlich der zu erkennenden Symptome<sup>10</sup>. Zur Erkennung von nichtharmonischen Signalanteilen wird im folgenden Teil der Arbeit auf die Wavelet-Transformation zurückgegriffen. Sie bildet den Kern einer Auswertumgebung, die aus ihren Ergebnissen Aussagen zu Position und Art der gesuchten Signalanteile ermitteln soll. Die geeignete Auswertung der Berechnungsergeb-

8 Analyse: aus dem Griechischen. Der Begriff wird vom altgriechischen Wort ἀναλύω („auflösen“) abgeleitet.

9 Diagnose: aus dem Griechischen. Der Begriff wird von der Wortgruppe διάγνωσις („in etwa“) abgeleitet. Der Begriff Diagnose ist durch die Medizin allgemein bekannt. In diesem Fall könnte man den Patienten als das zu untersuchende System betrachten, seine Symptome sowie die Umgebungsbedingungen ihres Auftretens befähigen den Arzt (die „Analyseumgebung“) zu einer mehr oder minder sicheren Aussage über die Krankheit, an der der Patient leidet. Diese Aussage ist die Diagnose. Diese, zugegebenermaßen etwas vereinfachte, Darstellung des Erkenntnisgewinns mag eine Hilfe bei der Anwendung der Begriffe Analyse und Diagnose für den Ingenieur sein.

10 Symptom: aus dem Griechischen. Der Begriff wird vom griechischen Wort σύμπτωμα („Hinweis“) abgeleitet.

nisse der Wavelet-Transformation ist eine Aufgabe, welcher der gleiche Stellenwert eingeräumt werden muss wie der eigentlichen Transformation. Erst beide Teile, der Kernalgorithmus und die Analysestrategie, ergeben ein sinnvolles Werkzeug.

Aus dem Umfeld der Verzahnungsprüfung ergeben sich unterschiedliche Anforderungen an die Analyseumgebung, die durch die selbstgewählte Bedingung der Applikation auf beliebige technische Signale noch erweitert werden. Folgende allgemeine Anforderungen werden definiert.

#### Flexibilität:

Da die Analyseumgebung neben Signalen aus dem Zahnradbereich auch weitere Signale verarbeiten können soll, muss ein allgemein gültiger Ansatz für die Signalverarbeitung gewählt werden. Das System muss die Möglichkeit aufweisen, die Ergebnisse der Wavelet-Transformation in unterschiedlichen Auswerteverfahren parallel oder miteinander kombiniert auswerten zu können. Weiterhin muss die Anwendbarkeit und Vorauswahl unterschiedlicher Wavelet-Typen problemlos möglich sein.

#### Erweiterbarkeit:

Die Forderung der Auswertbarkeit von Signalen unterschiedlicher Herkunft hat zur Folge, dass die Auswertemodi nicht eindeutig definiert werden können, da die Anforderungen dieser Signale an die Auswertung noch nicht bekannt sind. Daraus ergibt sich die Forderung nach einer einfachen Erweiterbarkeit des Analysesystems mit weiteren Auswerteverfahren zusätzlich zu den für die Verzahnungsdiagnose eingesetzten Methoden. Dies muss beim Aufbau des Systems berücksichtigt werden.

#### Komplementarität:

Wie in Abschnitt 3.2 und 3.3 dargestellt, existieren bekannte und genutzte Methoden im Bereich der Verzahnungsprüfung. Eine umfassende Diagnose muss möglichst Analysen für alle Fehlertypen berücksichtigen. Somit steht die Bedingung, die Analyse eines Signals auf Einzelfehler parallel zu vorhandenen Analysen betreiben zu können. Damit dies gewährleistet ist, muss das System möglichst wenig zusätzliche Rechenleistung beanspruchen und unabhängig von bereits eingesetzten Programmen arbeiten. Dies beinhaltet auch die Messwerterfassung, die unabhängig vom Analysesystem durchgeführt werden muss.

Aus den allgemeinen Anforderungen und zusätzlich zu ihnen ergeben sich weitere technische Forderungen.

#### Takt- beziehungsweise Rotationsbezug:

Signale aus der Verzahnung besitzen einen Rotationsbezug zu den geprüften Zahnradern oder Getrieben. Die Erfassung nichtharmonischer Signalanteile, wie sie Zahnschäden darstellen, erfordert eine rotationsbezogene Auswertung und Darstellung, um den detektierten Signalanteil zahngenau zuordnen zu können. Für die Nutzung des Systems bei weiteren Signalen aus dem Maschinenbau muss davon ausgegangen werden, dass auch diese Signale einen Bezug zu einem Arbeits- oder Messtakt aufweisen. Somit muss die Bezugsmöglichkeit auf ein Triggersignal gewährleistet werden.

#### Echtzeitnähe:

Beim Einsatz in der Produktionsprüfung und an Messfahrzeugen und Prüfständen während einer Dauerprüfung kann das Ergebnis nicht nach Ende der Messungen ausgewertet werden,

sondern muss während der Prüfung oder direkt im Anschluss vorliegen. Bei der Produktionsprüfung ist das Auswertzeitfenster durch das Ende der Messung und den Auswurf des Prüfteils bestimmt. In diesem Zeitraum muss eine Entscheidung über die Qualität des Teils getroffen werden. Hier kann eine Beschleunigung der Auswertung erreicht werden, wenn Teile der Auswertung im Echtzeitbetrieb laufen.

### Automatisierbarkeit.

Im Einsatzbereich der Produktionsprüfung sowie bei Untersuchungen an Prüfständen und Fahrzeugen ist häufig die begleitende Messwerterfassung weiterer Signale, welche die Testumgebung beschreiben, notwendig. Speziell bei der Produktionsprüfung ist eine Zuordnung zum Prüfstart erforderlich. Eine Vorrüstung für den zeitgleichen und automatisierten Start der Signalerfassung oder für eine Schnittstelle zur Übermittlung der erfassten Signale ist vorzusehen. Dies kann über eine Startvariable definiert werden, die ein Signal aus der Prüfumgebung auswertet und die Analyse bei Bedarf ohne Nutzereingriff startet.

Einen weiteren Bereich der Automatisierbarkeit stellt die Ermittlung der sinnvollsten Analyseereinstellungen dar. Bei unbekanntem Signalen kann zu Beginn der Untersuchung meist nur eine ungenaue Einschätzung der optimalen Einstellungen getroffen werden. Es steht somit die Forderung nach einem automatisierten Ablauf, der an einem vorgegebenen Signal alle Einstellungsmöglichkeiten testet und dem Nutzer eine Vorzugsvariante der Einstellungen anbietet. Mit einer solchen Funktion ist der Einsatz der Analyseumgebung auch weniger versierten Nutzern möglich. Damit wird das Potenzial des Werkzeugs erhöht und die Einsatzschwelle für eine neuartige Analyseverfahren gesenkt.

Die Möglichkeit der Automatisierung bietet sich in der Betrachtung festzulegender Qualitätsparameter. Einen Methodennachweis vorausgesetzt, wie er in dieser Arbeit geführt wird, besteht die Möglichkeit zur Durchführung einer automatischen Einteilung nach Gut- und Ausschussteilen. Im einfachsten Fall kann dies über eine Schwellwertbeurteilung geschehen. Mit der Bereitstellung der entsprechenden Merkmalswerte muss hierfür die Voraussetzung geschaffen werden.

### Schnittstellen für die Weiterverarbeitung:

Die Ergebnisse der Analyse müssen nutzbar dargestellt und geeignet gespeichert werden, um dem Nutzer bei einer Diagnose zur Verfügung zu stehen. Dafür müssen die relevanten Ergebnisparameter in einem Merkmalsvektor zusammengefasst werden. Die Speicherung dieser Größen bildet die Grundlage für eine spätere Verarbeitungsmöglichkeit, die auch Klassifizierungsschritte enthalten kann. Die Schnittstelle ist allerdings stark nutzerspezifisch beeinflusst und kann deshalb nicht Inhalt dieser Arbeit sein. Es besteht somit als erster Schritt nur die Forderung nach einer sinnvollen Darstellung der Daten.

### Nutzerfreundlichkeit:

Ziel ist die Bereitstellung eines neuartigen Analysesystems, das auch von Nutzern mit geringen Vorkenntnissen eingesetzt werden kann. Das System soll einfach per Maus bedienbar sein. Neben der Analyse mit dem kompletten Werkzeug im Mausbetrieb muss allerdings auch die Möglichkeit der Nutzung von einzelnen Funktionen auf Skriptebene für versierte Nutzer und für Entwicklungszwecke ermöglicht werden.

Als Entwicklungsumgebung des Analysewerkzeugs wird *MATLAB* genutzt. Dies ermöglicht einerseits die Erstellung von ausführbaren Programmen, die auf beliebigen Computern benutzt werden

können und andererseits die Nutzung von ausführlich geprüften und als Referenz anerkannten Funktionen, die in der Entwicklungsumgebung von *MATLAB* zur Verfügung stehen. Damit ist die Grundlage für eine schnelle Erweiterung und Anpassung an neue Anforderungen gegeben.

## 5.2. Diagnosestrategie und Layerbeschreibung

Basierend auf den in Abschnitt 5.1 dargestellten Anforderungen wurde eine Layerstruktur entwickelt, die von oben nach unten durchlaufen werden muss. In [BAD04-2] wurde eine mögliche Struktur für diesen Anwendungsfall erstmalig vorgestellt, die in dieser Arbeit weitergeführt wird. Zwischen den Layern wurden Übergabeparameter definiert. Bild 19 zeigt die entwickelte Struktur.

Ziel dieser Layerstruktur ist die Aufteilung der Signalanalyse in einzelne voneinander unabhängige Abschnitte, die jeder für sich einen Aufgabenbereich bearbeiten. Dies bietet Vorteile sowohl in der Entwicklungs-, als auch in der Anwendungsphase. In der Entwicklung ist der Vorzug vor allem im Bereich des *Simultaneous Engineering* zu sehen. Die klare Trennung der einzelnen Analyseabschnitte bietet die Möglichkeit, einzelne Personen oder Teams zeitgleich an der Erstellung des Gesamtsystems zu beteiligen. Im Bereich der Anwendung besteht die Möglichkeit, einzelne Layer auch unabhängig voneinander zu nutzen. Weiterhin wird dadurch die Nutzung einzelner Programmteile für andere Analyseaufgaben zu einem späteren Zeitpunkt ermöglicht. Zusätzlich ist eine Erweiterbarkeit und Anpassbarkeit der Analyseumgebung an andere Aufgabenstellungen der Signalanalyse gewährleistet. Die dargestellte Struktur kann auf einer weiteren Ebene innerhalb der Layer durch die geeignete Aufteilung der Analyseaufgaben in einzelne Module fortgeführt werden.

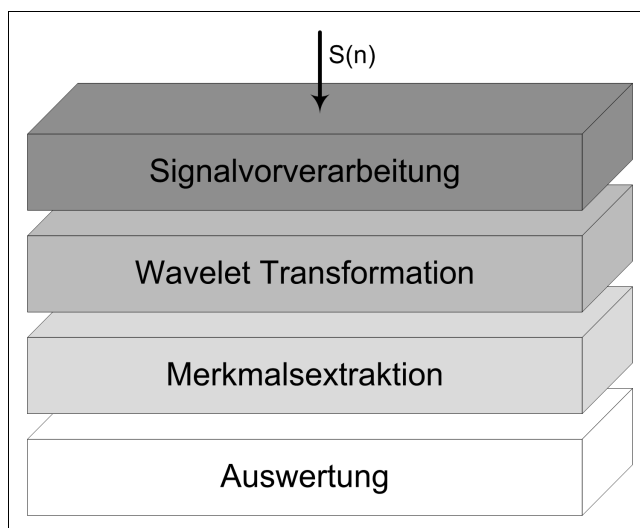


Bild 19 Layerstruktur der Diagnoseumgebung

Die Aufgabe des ersten Layers besteht in der Signalvorverarbeitung. Hier erfolgt die Aufbereitung der erfassten Zeitsignale. Dabei werden die Signale entsprechend der Analyseaufgabe aufgeteilt und an die weitere Verarbeitung angepasst, wobei die bestehende Signalinformation nicht verändert wird. Dies erfolgt im vorliegenden Fall in einer qualitativen Bearbeitung schwacher oder stark gestörter Signale durch eine Signal-Akkumulation und der Aufteilung auf taktsynchrone Signalabschnitte zur besseren Vergleichbarkeit der Ergebnisse.

Der zweite Layer beinhaltet die Transformation des Signals in einen für die Analyse geeigneten Raum. Für die hier vorrangig betrachtete Erkennung instationärer Signalanteile wird die bereits behandelte Wavelet-Transformation genutzt.

Im dritten Layer werden die aus der Transformation gewonnenen Ergebnisse analysiert. Hier ergeben sich unterschiedlichste Möglichkeiten, die von einer einfachen Schwellwertbetrachtung über eine statistische Analyse der Ergebnisse bis hin zu einem Mustererkennungssystem, welches beispielsweise auf Basis von neuronalen Netzen agiert, reichen.

Im letzten Layer, dem Auswertelayer, werden die gewonnenen Ergebnisse in einem Merkmalsvektor zusammengefasst und für weitere spätere Auswertungen zur Verfügung gestellt. Die Ergebnisdarstellung und die Speichermöglichkeit wird ebenfalls durch diesen Layer bereitgestellt.

Falls notwendig, kann zwischen die Verarbeitungslayer zwei und drei ein weiterer Layer für die Signalzwischenverarbeitung eingeschoben werden. Die Besonderheiten und Inhalte der einzelnen Layer werden im Folgenden dargestellt.

### **5.3. Signalvorverarbeitung**

Die Signalvorverarbeitung dient neben der auswertegerechten Aufteilung der Signale vor allem der Verbesserung der Signalqualität. Dies wird vorrangig durch Unterdrückung unerwünschter Signalanteile erreicht. Zwei Möglichkeiten zur Lösung dieser Aufgaben werden im Folgenden dargestellt.

#### **5.3.1. Taktsynchrone Mittelung (TSM)**

Ein Verfahren zur Signalverbesserung ist die taktsynchrone Mittelung, welche bei mit konstanter Drehzahl rotierenden Objekten anwendbar ist. Sie beruht auf dem Prinzip der Akkumulation<sup>11</sup> von Signalen. Die Akkumulation findet bereits eine breite Anwendung im Bereich der Spektroskopie, insbesondere im Bereich der Kernresonanz-Spektroskopie (NMR). Hierbei werden die Energiespektren einzelner Messungen so lange addiert, bis der gesuchte Signalanteil aus dem stark mit Störungen überlagerten Signal sichtbar wird. Diese Methode kann auch im vorliegenden Fall bei rotationsgebundenen Signalen genutzt werden.

Zunächst wird dabei das gemessene Signal in Perioden unterteilt, welche genau einer Umdrehung des zu betrachtenden Maschinenteils entsprechen. Zur Festlegung von Start und Ende des Signals für eine Umdrehung dient beispielsweise ein Encodersignal mit einer bekannten Zahl von Impulsen pro Umdrehung. Die zurechtgeschnittenen Signalteile werden daraufhin superpositioniert und dann die resultierenden Amplituden durch die Zahl der verwendeten Umdrehungen geteilt.

Als Folge dieses Vorgehens werden diejenigen Signalanteile verstärkt, welche durch das Bauteil hervorgerufen wurden, auf dessen Umdrehung die rotorsynchrone Mittelung bezogen wird. Diese Signalanteile treten bei jeder Umdrehung an der gleichen Stelle auf. Schwingungen von Elementen, deren Drehfrequenz in einem ungeraden Verhältnis zu der des betrachteten Bauteils stehen, werden geschwächt. Mit der taktsynchronen Mittelung kann somit gezielt auf ein bestimmtes rotierendes Maschinenteil fokussiert werden. Bei einer großen Zahl von gemittelten Umdrehungen ist außerdem anzunehmen, dass auch statistische Einflüsse wie Rauschen reduziert werden, wenn diese normalverteilt um einen Mittelwert schwanken.

Bei der Anwendung dieser Methode im Zeitbereich ist zu beachten, dass die verwendeten Signalanteile kohärent sind, also zwischen den zu verstärkenden Signalanteilen Phasengleichheit herrscht. Im vorliegenden Fall wird dies durch das bereits erwähnte Encodersignal gewährleistet, welches im

---

<sup>11</sup> Akkumulation: aus dem Lateinischen. Der Begriff wird vom Wort *accumulo* („Ansammlung, Anhäufung“) abgeleitet. Im Bereich der Signalverarbeitung wird damit die Ansammlung gleichartiger Signale durch Mittelwertbildung bezeichnet.

vorliegenden Fall bei konstanter Drehzahl eine Abweichung der zu akkumulierenden Signale von weniger als 0,1% gewährleistet. Diese Abweichung wurde bei iterativen Voruntersuchungen für den in dieser Arbeit betrachteten Anwendungsfall ermittelt und als vernachlässigbar eingestuft.

### 5.3.2. Entrauschen

Gemessene Signale sind in der Praxis von mehr oder weniger starkem Rauschen überlagert. Darunter versteht man im Allgemeinen stochastisch verteilte Signalanteile, welche keine Informationen enthalten. Dabei wird üblicherweise in weißes und farbiges Rauschen unterschieden. Weißes Rauschen zeichnet sich durch eine gleichmäßig verteilte Signalleistung über alle Frequenzspektren aus, während farbiges Rauschen eine frequenzabhängige Leistungsverteilung aufweist. Ursachen für Rauschen sind beispielsweise Elektronenbewegungen in den Leitern der Messgeräte und Sensoren aufgrund thermischer Schwingungen. Es kommen aber auch elektromagnetische Einstreuungen oder im Falle der Körperschallmessung mechanische Schwingungseinträge in Frage. Im erweiterten Sinn lässt sich der Begriff Rauschen jedoch auch auf alle Signalanteile ausweiten, die keine für die jeweilige Messaufgabe relevanten Informationen enthalten.

Um die störenden Rauschanteile vom eigentlichen Nutzsignal zu trennen, stehen unterschiedliche Verfahren zur Verfügung. Die im vorangegangenen Abschnitt vorgestellte Methode der taktsynchronen Mittelung auf Basis der Akkumulation stellt eine Möglichkeit dar. Eine erst in jüngerer Zeit entwickelte, sehr effektive Methode zum Entrauschen bietet wiederum die Wavelet-Transformation selbst. Der hier dargestellte Entrauschungsvorgang stellt eine Besonderheit im Layermodell dar, weil er innerhalb der Wavelet-Transformation durchgeführt wird. Trotzdem ist er zur Signalvorverarbeitung zu rechnen, da durch ihn keine Merkmalsextraktion im eigentlichen Sinne durchgeführt wird.

Voraussetzung für das Entrauschen im Koeffizientenraum ist die Linearität der Wavelet-Transformation, durch die ein Rauschen im Zeitbereich auch in ein Rauschen im Koeffizientenbereich abgebildet wird [LEN04]. Die prinzipielle Herangehensweise besteht somit darin, das Signal in den Waveletraum zu transformieren und eine Schwellwertbehandlung der Waveletkoeffizienten vorzunehmen. Wird für die Transformation ein Wavelet verwendet, welches gegenüber Rauschsignalen unempfindlich ist, führt dies dazu, dass sich das Rauschen in relativ kleinen Waveletkoeffizienten äußert. Unterhalb einer bestimmten Größe werden danach alle Koeffizienten entweder Null gesetzt (*hard thresholding*) oder verkleinert (*soft thresholding*) um die Rauschanteile zu entfernen. Die Festlegung des Schwellwertes kann bei bekannter Rauschverteilung berechnet werden [WAN00], anderenfalls sind verschiedene iterative Herangehensweisen möglich, welche in [BAR97] und [LEN04] beschrieben werden.

In [LEN04] wird für weißes Rauschen vorgeschlagen, den Schwellwert auf Basis des größten Koeffizienten aus dem ersten Detaillevel zu bestimmen, da dieses die höchsten Frequenzen und in der Regel nur Rauschen enthält. Die Gültigkeit dieser Aussage muss jedoch für jeden Anwendungsfall geprüft werden. Welche Frequenzen und welchen Anteil an Nutzsignalen das erste Level enthält, ist schließlich auch davon abhängig, bei welcher Abtastrate eine Messung durchgeführt wurde und welcher Wavelet-Typ für die Transformation zur Anwendung kam.

Für die praktische Anwendung wurden beide oben genannten Verfahren im Denoising-Modul der *MATLAB Wavelet Toolbox* bereits umgesetzt. Am Signal einer Umdrehung eines fehlerfreien Zahnrades und eines Zahnrades mit Schädigung an einem Zahn werden Möglichkeiten und Grenzen des Entrauschens für den konkreten Fall der Schwingungsanalyse an Verzahnungssignalen, basierend auf [DIE05], dargestellt.



Bild 20 zeigt das in *MATLAB* integrierte Denoising-Modul. Für dieses Beispiel wurde das Wavelet *db6* aus der Daubechies-Familie bei Leveltiefe 6 und die Untersuchung auf farbiges Rauschen ausgewählt.

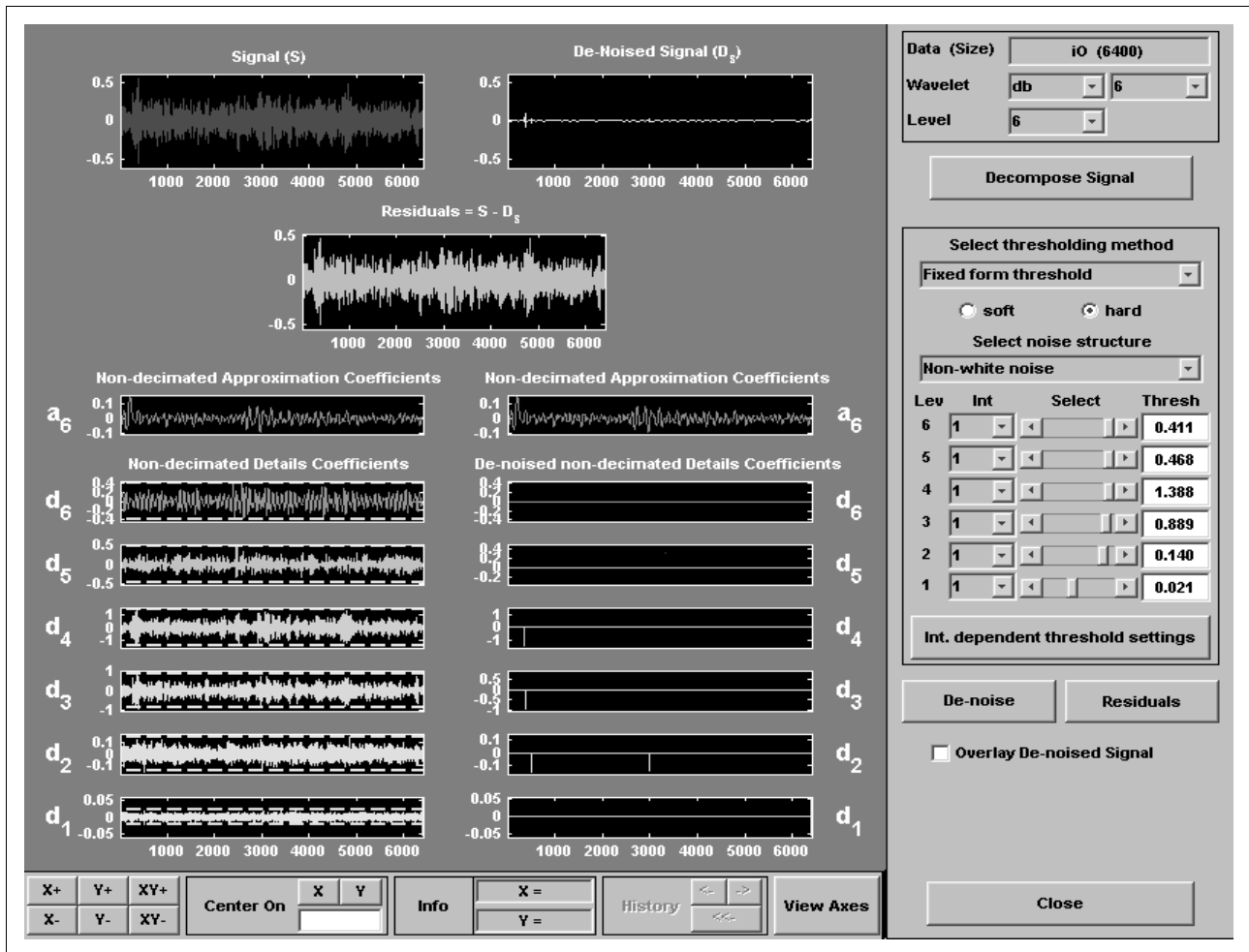


Bild 20 Fehlerfreies Verzahnungssignal, behandelt mit farbigem Rauschen, berechnet mit dem Denoising-Modul

Die Diagramme der linken Spalte zeigen das Original-Schwingungssignal eines fehlerfreien Zahnrades und das gleiche Signal nach dem Entrauschungsvorgang. Das Diagramm in der zweiten Reihe zeigt die als Rauschen entfernten Komponenten. Im unteren Bereich des Fensters sind die Wavelet-Koeffizienten in den einzelnen Filterstufen dargestellt, links vor und rechts nach dem Entrauschungsvorgang. Das Denoising-Modul bietet die Möglichkeit, das Wavelet und die maximale Leveltiefe für die Transformation auszuwählen. Weiterhin sind Vorgaben bezüglich des Entrauschungsprozesses möglich. Die Schwellwerte können dabei für jedes Level entweder manuell gewählt oder automatisch ermittelt werden. Für die automatische Festlegung der Schwellwertgrenzen muss angegeben werden, ob es sich um farbiges oder um weißes Rauschen handelt, sowie welches Kriterium für die Schwellwertfestlegung angewendet werden soll.

Die Berechnung der Schwellwerte für jedes Level führt im Falle des fehlerfreien Signals dazu, dass alle Detaillevel fast vollständig ausgelöscht werden. Das entrauschte Zeitsignal, welches sich aus den wenigen verbliebenen Spitzen und dem Approximationslevel zusammensetzt, enthält nahezu keine Information mehr.

Die gleichen Einstellungen werden für die Betrachtung des Signals eines Zahnschadens genutzt. Bild 21 zeigt das Ergebnis der Berechnung.

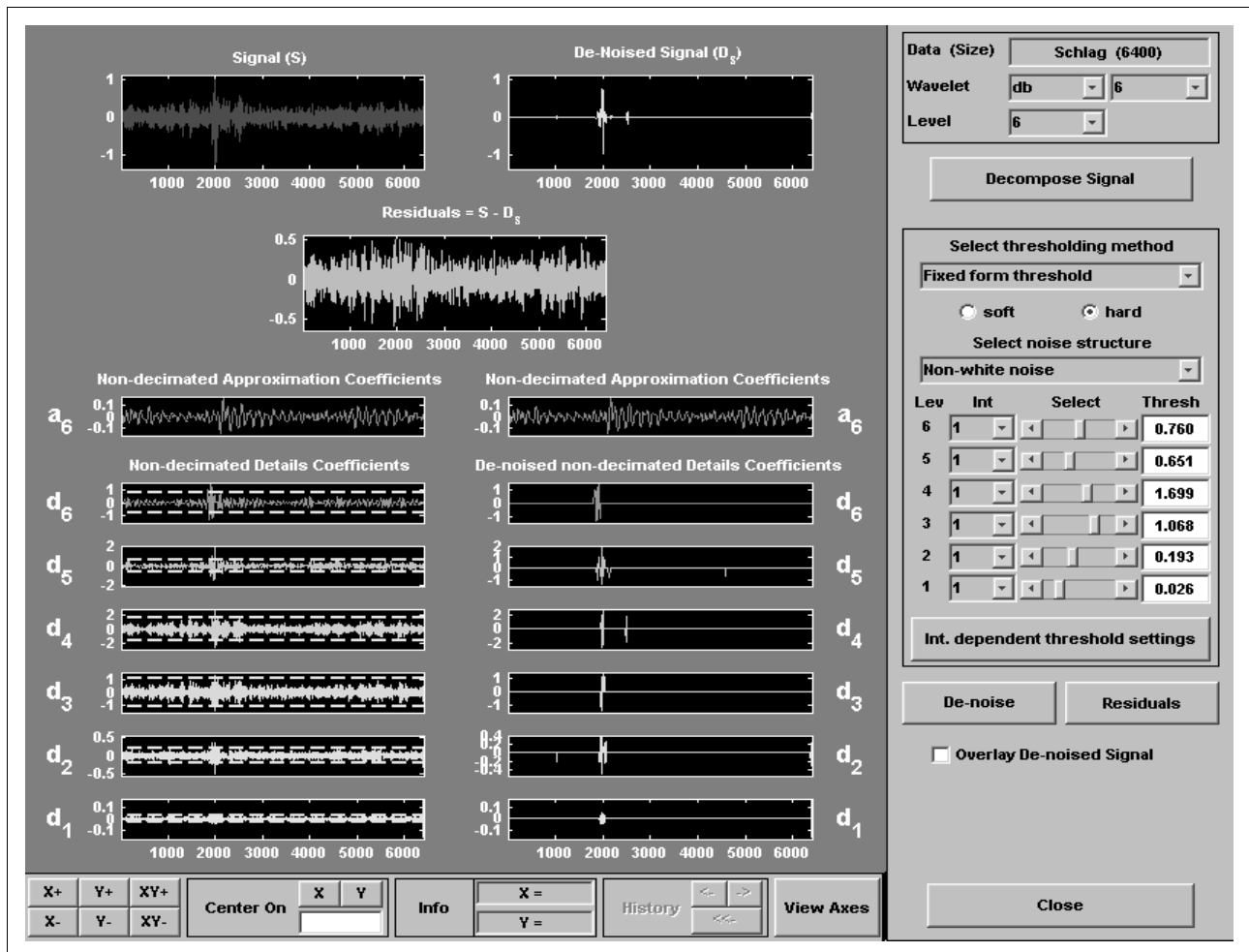


Bild 21 Verzahnungssignal mit Schädigung, behandelt mit farbigem Rauschen, berechnet mit dem Denoising-Modul

Die Berechnung des Rauschgrenzwertes für jedes Detaillevel führt dazu, dass außer an der Fehlerstelle die Koeffizienten an fast allen Stellen Null gesetzt werden. Im enträuschten Zeitsignal wird der Schaden dadurch sehr deutlich. Weitere Informationen über das Schwingungsverhalten des Zahnrades gehen aber verloren.

Die Betrachtung der Ergebnisse zeigt, dass für den zu untersuchenden Anwendungsfall kein Rauschproblem im eigentlichen Sinne besteht. Das Entfernen weißer Rauschteile führt in allen Fällen entweder zu kaum wahrnehmbaren Verbesserungen, oder aber zum vollständigen Verlust der Signalinformation. Das Entrauschen auf Basis farbiger Rauschverteilung führt zwar zur Erhöhung der Erkennbarkeit des Fehlers im fehlerhaften Signal, da jedoch beim fehlerfreien Zahnrad die gesamte Signalinformation gelöscht wird, kann es sich bei den in diesem Signal auftretenden Schwingungen nicht um Rauschen, sondern um Maschinen- und Verzahnungsschwingungen handeln.

Auch im Fall eines Schwingungssignals mit Zahnrad einzelfehlern ist die Entrauschen nicht zielführend. Es handelt sich beim Entrauschen um ein Schwellwertverfahren, bei dem alle Koeffizienten unterhalb eines bestimmten Wertes als Rauschen interpretiert werden. Dabei besteht die Gefahr, dass bei einem Entrauschungsprozess immer Signalenergie entfernt wird und für die weitere

Auswertung im konkreten Anwendungsfall wichtige Signalinformationen verloren gehen. Ein Entauschungsprozess ist somit für diesen konkreten Anwendungsfall in der Analyse nicht sinnvoll und wird aus diesem Grund im Folgenden nicht durchgeführt.

## 5.4. Umsetzung der Diskreten Wavelet-Transformation

Die Anwendung der Wavelet-Transformation innerhalb der zu erstellenden Analyseumgebung kann auf zwei Arten erfolgen, als Real-Time Wavelet-Transformation, basierend auf einem Streaming-Algorithmus, sowie als blockweise Wavelet-Transformation. Erstere stellt für eine Analyse in der Endkontrolle die optimale Möglichkeit dar, da sie die Daten während der Messwerterfassung umwandelt und ohne Zeitverzug einen Koeffizientenstrom zur weiteren Auswertung zur Verfügung stellt. Nachteilig ist die Notwendigkeit einer echtzeitfähigen Auswertepattform. Dies bedingt entsprechende Hardware. Die blockweise Wavelet-Transformation hat hingegen den Vorteil der vielseitigeren Einsetzbarkeit und des geringeren Aufwandes bei ihrem Einsatz. Nachteilig ist hierbei der erhöhte Zeitbedarf, da die Daten erst nach der Messwerterfassung transformiert werden. Hinzu kommen Berechnungsfehler an Beginn und Ende jedes transformierten Signalabschnittes, die in Abschnitt 5.4.2. näher erläuterten Randverzerrungen. Neue Prozessortypen wie FPGA<sup>12</sup> können hier Möglichkeiten zur Verbesserung bieten. Sie wurden allerdings im Rahmen dieser Arbeit nicht näher betrachtet.

### 5.4.1. Die Möglichkeit der Real-Time Diskreten Wavelet-Transformation

Die Forderung nach einer kurzen Auswertzeit in Abschnitt 5.1 sowie die Möglichkeit eines Einsatzes in der Langzeitanalyse richten das Augenmerk auf eine Echtzeit-Analyse. Diese ist vorrangig im Bereich der Schadensfrüherkennung im Feld interessant. Hier muss eine Auswertung noch während der Messung erfolgen. Aber auch bei der in dieser Arbeit als Beispielapplikation gewählten Produktionsprüfung liefert die Echtzeitberechnung Potenzial für eine Prüfzeitverkürzung. Der grundlegende Unterschied der Echtzeitauswertung gegenüber der echtzeitnahen Auswertung besteht in der Durchführung einer punktwisen statt einer blockweisen Transformation. Jeder abgetastete Signalpunkt wird sofort der Transformation zugeführt, während bei der blockweisen Transformation das Zeitsignal erst entsprechend der Messdauer aufgeteilt wird, um danach transformiert zu werden. Die blockweise Transformation hat dabei sogenannte Randverzerrungen zur Folge, die bei der Berechnung an Beginn und Ende des transformierten Signals auftreten. Dieser Nachteil und die Möglichkeit seiner Behandlung wird in Abschnitt 5.4.2. behandelt.

Um die Möglichkeit einer späteren Applikation der Real-Time DWT zu belegen, wurde diese an zwei Beispielen durchgeführt [BAD04-1], [BAD04-2]. Die erzielten Ergebnisse wurden mit denen der *MATLAB Wavelet-Toolbox* verglichen, die aufgrund ihrer allgemeinen Akzeptanz als Referenz betrachtet werden kann. Für die Echtzeitanwendung wurde die DWT auf einem DSP eines vierkanaligen akustischen Mess-Systems der Firma *SINUS Messtechnik GmbH* implementiert [MAR03], [ROL03]. Diese werten das Eingangssignal aus und stellen die berechneten Wavelet-Koeffizienten an einem Ausgangskanal für eine weitere Verarbeitung zur Verfügung. Im Gegensatz zur Durchführung der DWT in der *MATLAB Wavelet-Toolbox* verlegt die Methode der Real-Time DWT unter Nutzung von DSP die eigentliche Transformation auf die Hardware-Ebene und verringert damit die Belastung des auswertenden PC-Systems. Die Koeffizienten stehen in Echtzeit für eine Nachauswertung zur Verfügung, was eine erhebliche Beschleunigung des Auswertevorgangs bewirkt.

---

<sup>12</sup> FPGA (Field-Programmable Gate Array) ist die Bezeichnung für einen frei programmierbaren Prozessor. Dieser Typ wird häufig bei der Entwicklung integrierter Schaltkreise verwendet.

Nachteilig ist der erhöhte Hardwareaufwand aufgrund der Notwendigkeit einer speziellen Mess- und Auswertekarte.

Beide Versuche nutzen beispielhaft das Wavelet *db4* als Kernfunktion. Dieses Wavelet wurde bereits erfolgreich für Untersuchungen an Verzahnungen von Paya [PAY97] und Wang [WAN95] eingesetzt. Dem ersten Beispiel liegt ein künstliches Signal zugrunde. Dieses wurde im Zuge der hier durchgeführten Untersuchungen an der Wavelet-Transformation eingeführt und für alle Eingangsuntersuchungen verwendet. Es simuliert mit Hilfe mehrerer Sinusfunktionen die Schwingungen, die von einer Zahnradpaarung mit 90 Zähnen am Antriebsrad während des Betriebs bei  $60 \text{ min}^{-1}$  emittiert werden. Seine simulierte Abtastrate beträgt 51200 Hz, da dies eine übliche Abtastrate im Bereich der Akustik- und Schwingungsuntersuchungen darstellt. Tabelle 3 stellt alle Anteile des hier verwendeten Signals dar. Bild 22 zeigt einen Signalausschnitt mit der eingefügten Instationarität im Bereich von 0,714 s – 0,716 s.

Signalanteil	Bedeutung	Frequenz
Sinus	Zahneingriffsschwingung	90 Hz
Sinus	2. Harmonische	180 Hz
Sinus	3. Harmonische	270 Hz
Rechteck	Instationarität	

Tabelle 3 Schwingungsanteile des künstlichen Signals

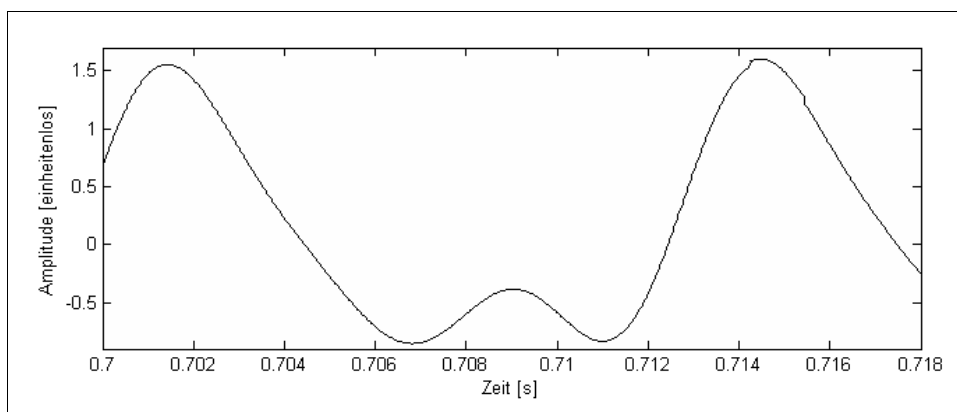


Bild 22 Signalausschnitt des künstlichen Signals

Die Amplitude der Fehlstelle beträgt 5% der Zahneingriffsamplitude des simulierten Signals. Dies dient dem Nachweis der Detektionsfähigkeit bei geringen Signalenergieeinträgen. Die Pseudofrequenzen der einzelnen Level bei einer Abtastrate von 51200 Hz für dieses Wavelet zeigt Tabelle 4.

Detaillevel	Pseudofrequenz
d1	18286 Hz
d2	9143 Hz
d3	4571 Hz
d4	2286 Hz
d5	1143 Hz
d6	571 Hz

Tabelle 4 Pseudofrequenzen für *db4* ( $f_n=51200 \text{ Hz}$ )

Die Ergebnisdarstellungen beider Wavelet-Transformationen in den Bildern 23 und 24 zeigen alle Signalanteile. Die Level *d5* und *d6* repräsentieren die Grundschwingung und die höheren harmonischen Anteile des Signals deutlich. Wie erwartet, lösen die höherfrequenten Level die Unstetigkeit positionsgenau auf. Die unterschiedlichen Positionen der Unstetigkeit ergeben sich aus unterschiedlichen Startpunkten der Analysen.

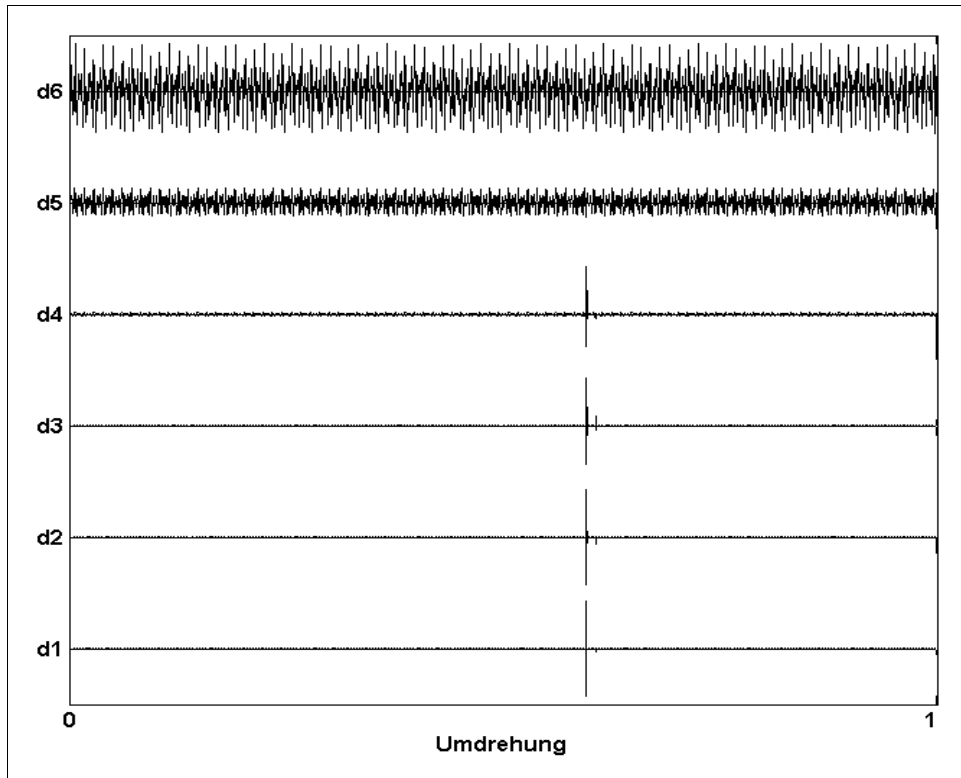


Bild 23 Mit MATLAB Wavelet-Toolbox durchgeführte Wavelet-Transformation des künstlichen Signals

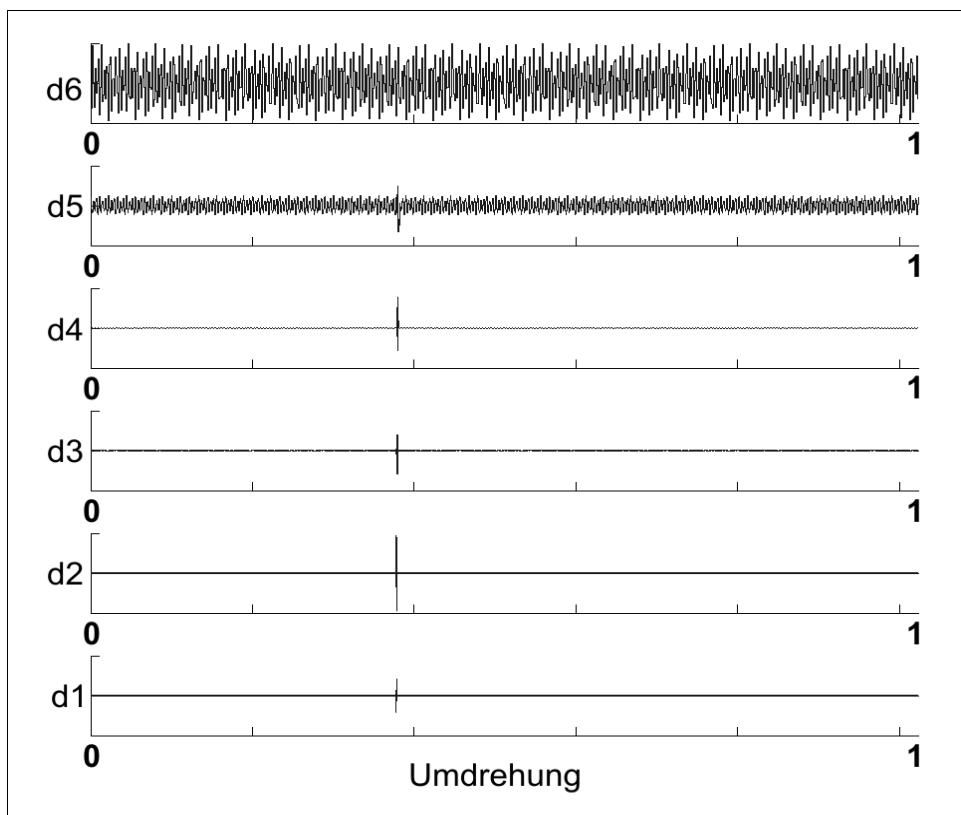


Bild 24 Im DSP durchgeführte RT Wavelet-Transformation des künstlichen Signals

Im zweiten Beispiel wurde ein reales Schwingungssignal einer Verzahnung für den Antrieb von Wellenausgleichssystemen untersucht. Bild 25 zeigt einen Ausschnitt aus dem Zeitsignal. Ein mit einer Schlagstelle behaftetes schrägverzahntes Stirnrad wurde aus der Produktion entnommen und dessen Körperschallemission auf einer Prüfmaschine mit einer Abtastrate von 12,5 kHz bei einer Drehzahl von  $50 \text{ min}^{-1}$  aufgenommen.

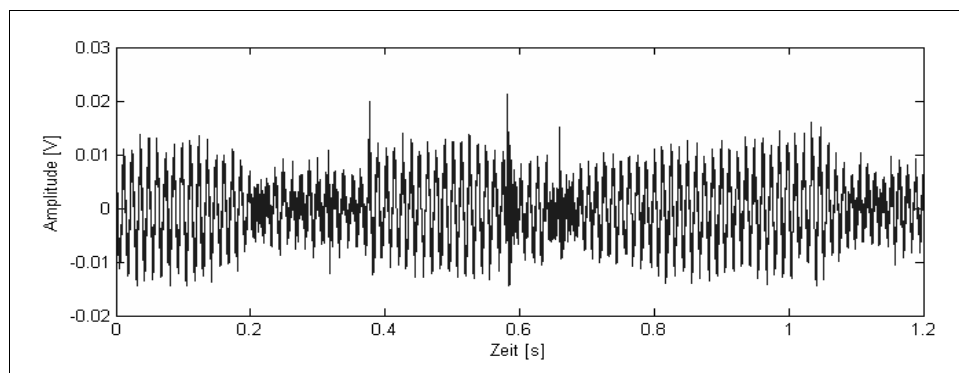


Bild 25 unconditioniertes Schwingungssignal eines schrägverzahnten Zahnrad mit Schlagstelle (1 Umdrehung)

Die Pseudofrequenzen der einzelnen Level bei einer Abtastrate von 12,5 Hz für dieses Wavelet zeigt Tabelle 5.

Detaillevel	Pseudofrequenz
d1	4464 Hz
d2	2232 Hz
d3	1116 Hz
d4	558 Hz
d5	279 Hz
d6	139,5 Hz

Tabelle 5 Pseudofrequenzen für db4 ( $f_n=12500 \text{ Hz}$ )

Deutlich ist in beiden Ergebnisdarstellungen (Bild 26 und 27) wiederum die Zahneingriffsfrequenz in Level *d6* zu erkennen. Die nachfolgenden Detaillevel zeigen die höherharmonischen Anteile des Schwingungssignals. In allen Leveln wird außerdem in beiden Ergebnissen die Schlagstelle eindeutig erkannt und ihre Position im Signal sehr genau aufgelöst. Wie im vorangegangenen Experiment ergeben sich die unterschiedlichen Positionen des Fehlers bei beiden Auswertungen durch die unterschiedlichen Startpunkte der Analysen.

Zum Vergleich der Vorteile der Wavelet-Transformation gegenüber bekannten Auswerteverfahren auf diesem Gebiet wurde über eine Umdrehung des zweiten Beispiels eine Zeit-Frequenz-Analyse mit einer Fensterbreite von 1024 Signalpunkten durchgeführt. Das Ergebnis ist in Bild 28 dargestellt.

Die Zahneingriffsfrequenz ist bei ungefähr 80 Hz deutlich sichtbar, jedoch bezüglich ihrer Frequenz nicht genau lokalisierbar. Die weiteren harmonischen Anteile, die bei 160 Hz und 240 Hz erwartet wurden, sind dagegen nicht erkennbar. Die stabile Frequenzkomponente bei 300 Hz wird dem Maschineneinfluss zugeordnet. Im Zeitbereich zwischen 0,55 s und 0,65 s können beide instationäre Ereignisse nur durch vorherige Kenntnis über ihr Vorkommen erkannt werden. Durch die schlechte Zeitauflösung sind sie ebenfalls nicht eindeutig detektierbar.

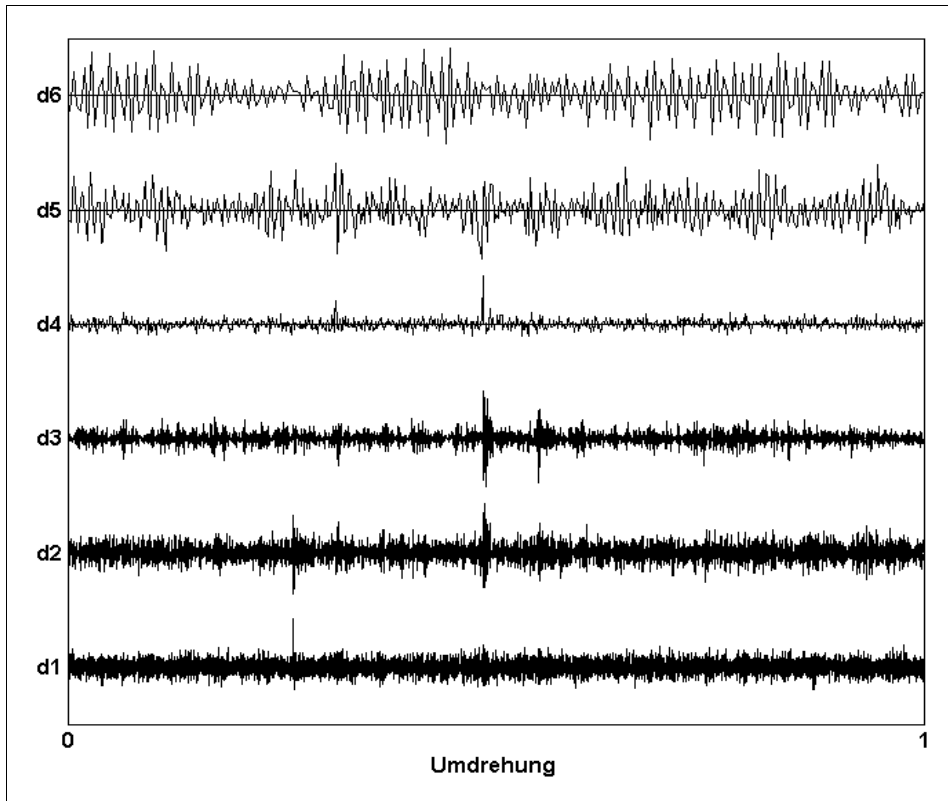


Bild 26 Mit MATLAB Wavelet-Toolbox durchgeführte Wavelet-Transformation des realen Schwingungssignals

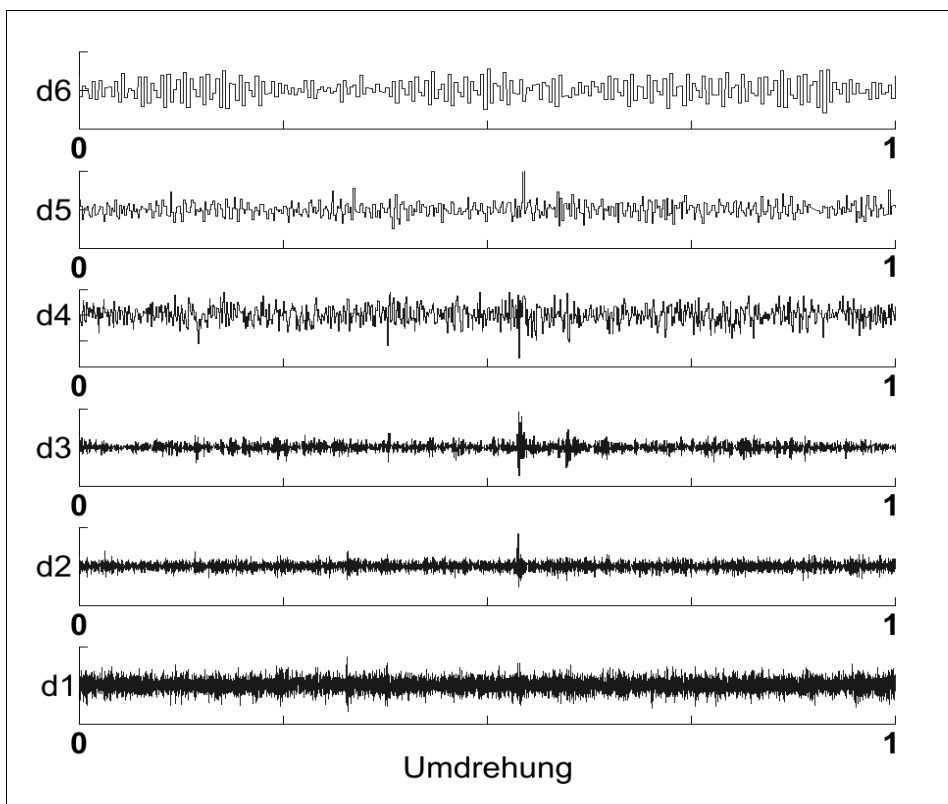


Bild 27 Im DSP durchgeführte RT Wavelet-Transformation des realen Schwingungssignals

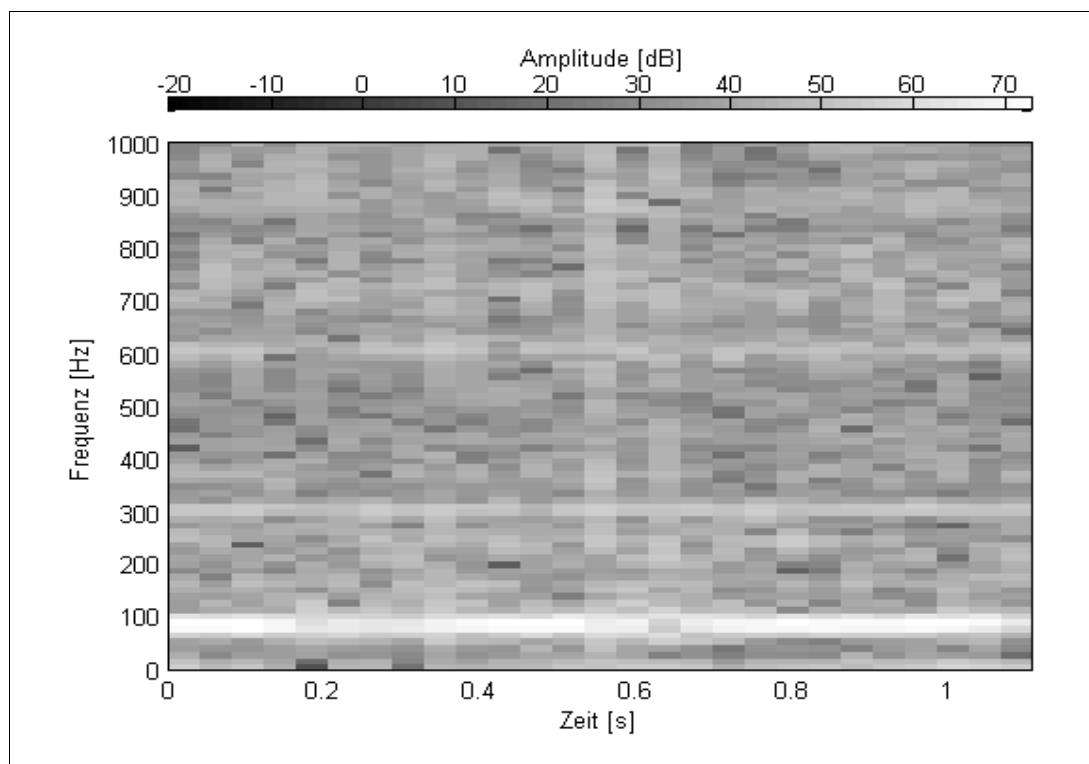


Bild 28 Kurzzeit-Frequenz-Analyse einer Umdrehung eines Signals mit zwei Schlagstellen

Die Darstellung zeigt die Grenzen der Zeit-Frequenz-Analyse bei kurzen Signalen, die sich aus dem notwendigen Kompromiss zwischen Zeit- und Frequenzauflösung ergeben, eindeutig auf. Es kann weder eine zeitliche noch eine Frequenzaussage mit sinnvoller Genauigkeit getroffen werden. Die Ergebnisse dieses Versuchs zeigen, dass ein Einsatz der Wavelet-Transformation zur Erkennung von instationären Signaleinträgen zielführend und eine Echtzeit Transformation möglich ist. Damit ist die Grundlage zur erfolgreichen Erkennung von Zahnradfehlern mit dieser Methode geschaffen.

#### 5.4.2. Randbehandlungsmethoden

Die Algorithmen der schnellen Diskreten Wavelet-Transformation beruhen auf Faltung und Signalfilterung. Es liegt in der Natur der Faltung, dass sie am Beginn und am Ende des untersuchten Signals Randverzerrungen verursacht, welche sich in deutlich überhöhten Koeffizienten äußern. Diese können zu Fehlinterpretationen führen und müssen darum erkannt und vermieden werden.

Eine naheliegende Methode zur Verhinderung der Randverzerrung ist die Erweiterung des zu transformierenden Signals durch das zusätzliche Anfügen von Samples an beiden Enden. Dadurch wird erreicht, dass sich die auftretenden Artefakte auf den angefügten Puffer beschränken, welcher nach der Transformation wieder entfernt werden kann. Es ergeben sich dabei mehrere Möglichkeiten der Signalfortsetzung. *MATLAB* bietet hierzu verschiedene Methoden an, die vom einfachen Erweitern des Signals mit Nullen über die Spiegelung der äußeren Signalwerte bis zur periodischen Erweiterung führen (Tabelle 6).



Randbehandlungsmethode	Erläuterung
Zero padding	Das Signal wird an Anfang und Ende mit Nullen erweitert.
Symmetric padding	Das Signal wird durch Spiegelung der Randwerte erweitert.
Smooth padding	Das Signal wird entsprechend dem Anstieg der zwei äußersten Signalwerte an jeder Seite extrapoliert
Periodic padding	Das Signal wird durch periodische Erweiterung fortgeführt.

Tabelle 6 Randbehandlungsmethoden für die Wavelet-Transformation

Bild 29 zeigt eine grafische Darstellung der verschiedenen Randbehandlungsmethoden an einem einfachen, aus drei Punkten bestehenden Zeitsignal.

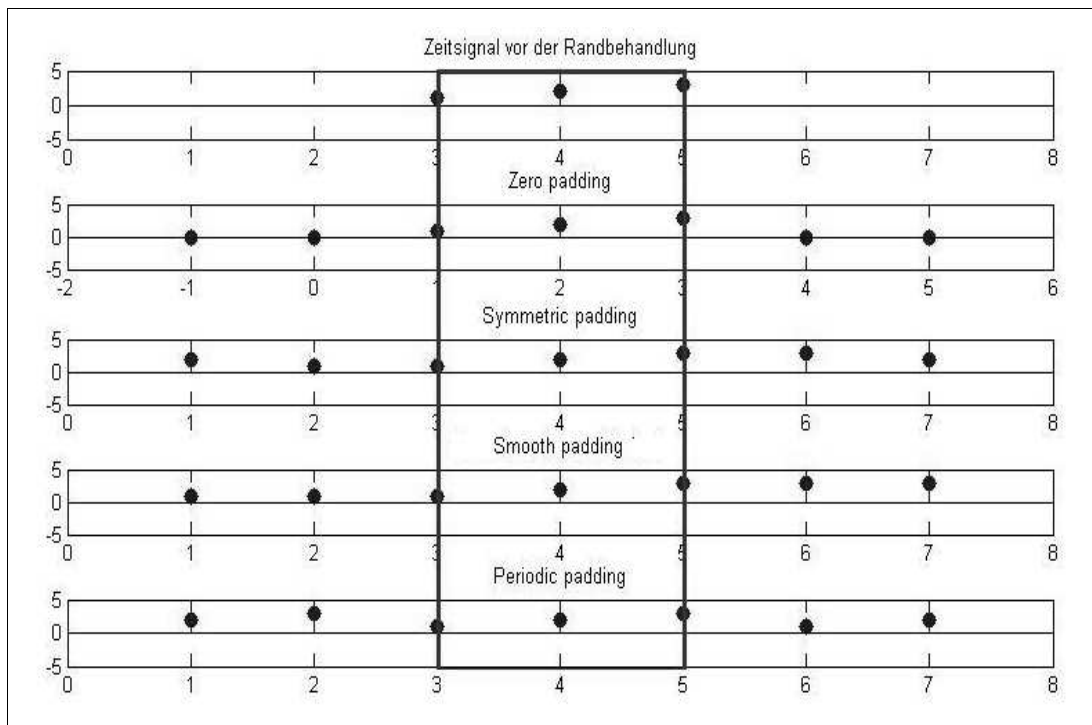


Bild 29 verschiedene Methoden der Randbehandlung

Keines dieser Verfahren stellt eine optimale Lösung dar. Die verschiedenen Methoden unterscheiden sich im Ergebnis darin, in welchen Leveln die Verzerrungen auftreten und wie stark sie in diesen Leveln ausgeprägt sind. *Zero padding* zeigt beispielsweise vor allem in den niedrigen Leveln hohe Ausschläge, da der Übergang vom ersten beziehungsweise letzten Signalwert auf Null einer hochfrequenten Änderung gleichkommt. Im Approximationslevel sind hierbei fast keine Verzerrungen zu erkennen, da das Anhängen von Nullen bei einer Schwingung um den Nullpunkt keine Änderung des Gleichanteils bewirkt. Alle übrigen Verfahren haben die Vermeidung von Sprüngen zum Ziel. Sie verfälschen das Ergebnis deshalb in den niedrigen Leveln weniger, jedoch in den höheren Leveln vergleichsweise höher, da die durch die Randbehandlung verursachten Signaländerungen niederfrequenter sind.

Als günstigste Variante hat sich für den vorliegenden Anwendungsfall das *periodic padding* herausgestellt. Die periodische Fortführung des Signals liefert, verglichen mit den Ausschlägen der erwarteten Instationaritäten, kleine Sprünge an den Rändern der Transformationslevel. Da es sich jedoch auch bei der ausgewählten Methode um keine perfekte Randbehandlung handelt, können Si-

gnalartefakte nicht vollkommen vermieden werden und sind deshalb bei den Signalanalysen entsprechend zu berücksichtigen.

### 5.4.3. Auswahl der geeigneten Wavelet-Transformation

Die Real-Time Wavelet-Transformation stellt die beste Lösung hinsichtlich der Berechnungszeit und der Fehlerminimierung an den Signalgrenzen dar. Ihr großer bereits erwähnter Nachteil besteht im Aufwand, der für ihre Anpassung an den Einsatz in unterschiedlichen Bereichen getrieben werden muss. Weiterhin treten für Signale, welche zeitlich begrenzt sind und deren gesamter Inhalt betrachtet werden soll, die Probleme der Randverzerrung auch hier auf. Der Vorteil der Real-Time Wavelet-Transformation ist somit eindeutig im Bereich der Langzeitüberwachung und Datenreduktion unter Verwendung hochwertiger spezialisierte Triggerfunktionen zu suchen. Hier können aus der laufenden Datenerfassung und -transformation Rückschlüsse auf instationäre Ereignisse im Signal gezogen werden. Aufgrund der somit gegebenen „Unendlichkeit“ des Signals spielen Randverzerrungen keine Rolle.

Im vorliegenden Untersuchungsfall sind die Signale endlich. Aus Gründen des Methodennachweises, des allgemeinen Ansatzes, der gesteigerten Akzeptanz und der Kostenminimierung wird die Entwicklung der Analyseumgebung mit der blockweisen Wavelet-Transformation durchgeführt. Dem Problem der Randverzerrungen kann mit der in *MATLAB* vorhandenen Methode des *periodic padding* erfolgreich begegnet werden. Der Nachteil der längeren Auswertezeit ist aufgrund der Geschwindigkeit der Transformation nicht von praktischem Belang, da die Wavelet-Transformation und die nachfolgende Auswertung eines ungefähr 15000 Messpunkte langen Signals (übliche Signallänge bei den hier durchgeführten Untersuchungen) mit heutigen PC-Systemen in 1 s - 1,5 s abgeschlossen ist. Dieser Zeitaufwand stellt für die Fertigungsprüfung kein Hindernis dar.

### 5.4.4. Vorauswahl geeigneter Wavelet-Funktionen

Eine Besonderheit der Wavelet-Transformation ist die Vielfalt ihrer Kernfunktionen. Aufgrund dieser Vielfalt ist davon auszugehen, dass für jedes zu analysierende Signal ein Wavelet existiert, mit welchem die Aufgabe optimal gelöst werden kann. Eine Möglichkeit der Analyseanpassung besteht somit in der Suche nach dem passendsten Wavelet. Diese Suche steht allerdings im Widerspruch zum allgemeinen Ansatz, der in dieser Arbeit verfolgt wird.

Prinzipiell muss zwischen zwei Aufgaben der Analyse unterschieden werden, der Suche nach instationären Anteilen und der genauen Signalformerkennung. Für die Suche kann prinzipiell jedes Wavelet genutzt werden, da jedes Wavelet die Grundeigenschaft einer Instationarität, die zeitliche Begrenztheit, aufweist. Im Falle einer exakten Signalerkennung, wie sie in der Medizin häufig gefordert wird, kommt der genauen Auswahl des Wavelet-Typs dagegen eine höhere Aufmerksamkeit zu. Einerseits bestimmt die Gestalt eines Wavelets, wie es auf eine bestimmte Signalform reagiert. Andererseits haben unterschiedliche Wavelets auch unterschiedliche Mittenfrequenzen in den einzelnen Detailleveln. Bei unterschiedlichen Wavelets deckt ein bestimmtes Level somit immer verschiedene Frequenzbereiche ab.

Aufgrund der Betrachtung der nichtstationären Signalanteile als impulsförmige Einstreuung in das Signal ist davon auszugehen, dass für die Detektion von instationären Signalanteilen unterschiedliche Wavelet-Typen ein zufriedenstellendes Ergebnis liefern, da sich Impulse in breiten Frequenzbändern äußern. Trotzdem bleiben bei der Auswahl geeigneter Wavelets einige Grundsätze zu beachten, die im Folgenden kurz erläutert werden sollen.

Orthogonalität:

Die favorisierte schnelle Diskrete Wavelet-Transformation ist eine orthogonale Transformation. Sie fordert orthogonale beziehungsweise biorthogonale Wavelets. Nur diese ermöglichen den Fall einer gewünschten kritischen Abtastung (vergleiche Abschnitt 4.5). Orthogonale Wavelets zeichnen sich durch die Nutzung des gleichen Filters für Hoch- und Tiefpass aus. Die Filterkoeffizienten der Skalierungsfunktion werden aus denen der Waveletfunktion durch Spiegelung und Verwendung eines Alternating-Flip-Algorithmus generiert. Dies gilt für die Analyse und die Synthese gleichermaßen. Bild 30 zeigt am Beispiel des Wavelets *db4* aus der Daubechies-Familie, wie diese Filter für die einzelnen Schritte eingesetzt werden.

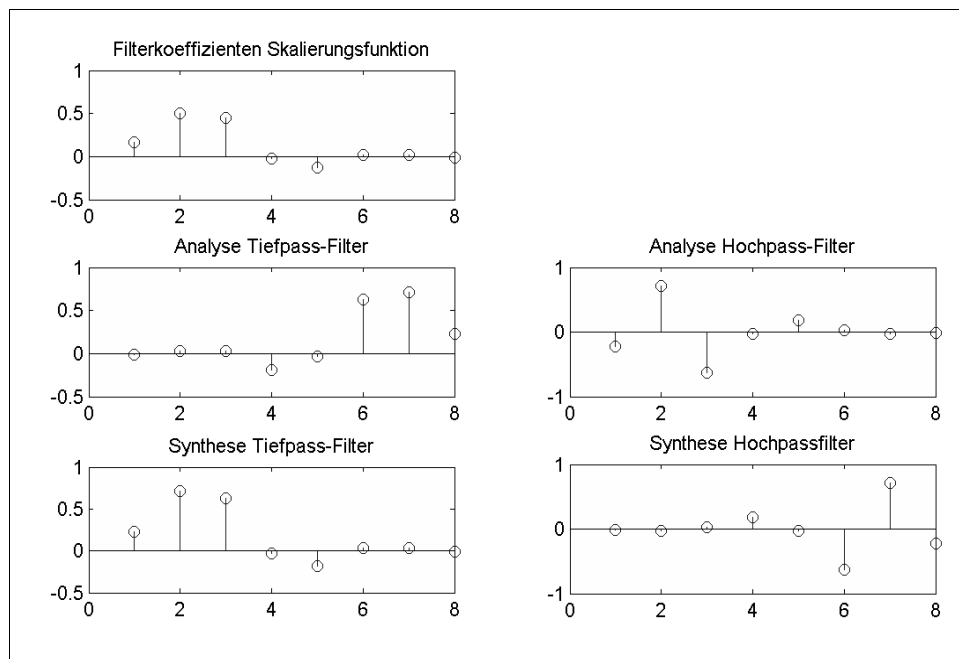


Bild 30 Filterkoeffizienten des Wavelets Daubechies 4

Träger:

Als Träger eines Wavelets wird der Bereich bezeichnet, in dem das Wavelet mit dem Signal verglichen wird. Ein kompakter Träger bedeutet, dass das Wavelet im Filter durch eine möglichst kleine Anzahl von Punkten ausgedrückt wird. Für die schnelle Berechnung der Wavelet-Transformation ist ein kompakter Träger der Wavelet-Information wünschenswert. Gerade in diesem Bereich sind die von Ingrid Daubechies entwickelten orthogonalen Wavelets von großer Bedeutung, da sie einen solchen kompakten Träger besitzen. Ein kompakter Träger geht allerdings auf Kosten der Regularität des Wavelets.

Regularität (Glattheit):

Die Regularität wird dadurch bestimmt, wie oft das Wavelet stetig ableitbar ist. Sie ist wichtig für die Rekonstruktion eines Signals aus den Transformationskoeffizienten und sollte im Bereich der Glattheit des Signals liegen. In diesem Fall kann eine glatte Rekonstruktion des Signals gewährleistet werden.

Verschwindende Momente:

Eine weitere wichtige Eigenschaft der Wavelet-Typen ist die Anzahl ihrer verschwindenden Momente. Das  $k$ -te Moment  $m_k$  eines Wavelets  $\psi$  ist das Integral des Produktes dieses Wavelets und der  $k$ -ten Potenz der Zeitvariable  $t$ . Es besitzt dabei den Wert Null, „verschwindet“ also. Es wird über folgenden Zusammenhang bestimmt [BUR97]:

$$m_k = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) t^k dt \quad (5.4.1)$$

Das Moment steht somit im Zusammenhang mit den Oszillationen des Wavelets. Wavelets mit vielen Momenten führen bei niedrigen Frequenzen im Signal zu kleinen Koeffizienten. Der Grund ist darin zu suchen, dass die Koeffizienten eine Übereinstimmung des Signalanteils mit dem Wavelet angeben. Hochkomplexe Wavelets, die gegenüber den geringen Signalschwingungen zu häufig oszillieren, geben das Signal demzufolge schlecht wieder. Der Vorteil der Nutzung der hochkomplexen Wavelets ist in ihrer Fähigkeit zu suchen, mit einem Koeffizienten eine größere Anzahl von Schwingungen beschreiben zu können. Dies ist besonders beim Einsatz der Wavelet-Transformation im Bereich der Datenkompression von Vorteil.

Die vorliegende Arbeit wurde auf orthogonale Wavelets beschränkt. Die Beschränkung auf einen Filter verspricht vor allem im Hinblick auf eine spätere eventuelle Echtzeit-Anwendung Vorteile in der Rechenzeit. Durch den Einsatz der orthogonalen Wavelets wird gleichzeitig ein kompakter Träger erreicht, wodurch sich ebenfalls Vorteile in der Berechnung ergeben. Den Grundsätzen der Regularität und der verschwindenden Momente wird dadurch Rechnung getragen, dass in der Untersuchung nicht einzelne Wavelets, sondern die kompletten Wavelet-Familien und somit für jeden Wavelet-Typ mehrere Komplexitätsstufen betrachtet werden. Ausgewählt wurden die Wavelets der Daubechies-, der Symmlet- und der Coiflet-Reihe. Letztere wurden aus den Daubechies-Wavelets weiterentwickelt.

Die Wavelets der Daubechies-Reihe:

Die von Ingrid Daubechies konstruierten orthogonalen Wavelets stellten einen Wendepunkt in der Anwendbarkeit der Wavelet-Transformation dar. Sie verlaufen nicht im unendlichen Zeitraum, sondern besitzen außerhalb eines beschränkten Zeitbereiches den Wert Null. Daubechies erreichte dies, indem sie die Wavelets nicht durch eine Funktion analytisch darstellte, sondern sie durch Iteration entwickelte. Die Endlichkeit der so konstruierten Wavelets bildete die Grundlage für den praktischen Einsatz der schnellen Wavelet-Transformation.

Die mit Hilfe der Daubechies-Konstruktionsmethode entwickelten Wavelets weisen folgende Eigenschaften auf [STO00]:

- Der Träger des Wavelets ist das Intervall  $[0, 2n+1]$ ,
- Das Wavelet besitzt verschwindende Momente,
- Die Regularität des Wavelets ist  $\zeta n$ . Dies bedeutet, das Wavelet hat stetige Ableitungen.  $\zeta$  ist eine positive Konstante, hier  $\zeta \approx 1,5$ .

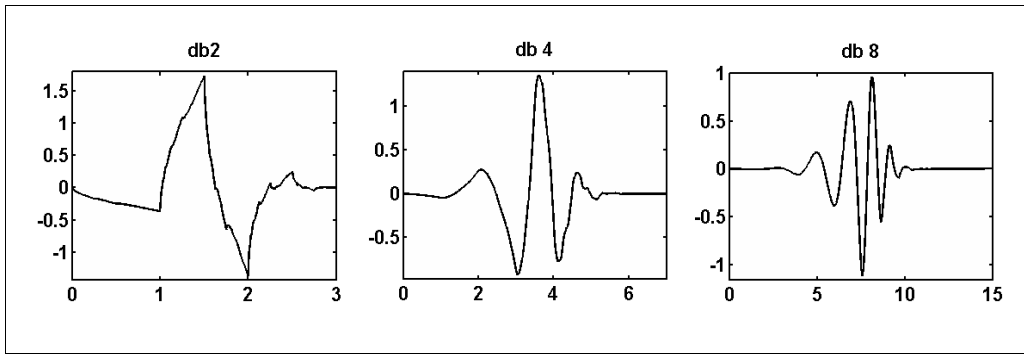


Bild 31 Wavelets der Daubechies-Reihe

Daubechies-Wavelets sind nicht symmetrisch. Bei einigen ist die Asymmetrie stark ausgeprägt. Mit zunehmender Ordnung steigt die Regelmäßigkeit dieser Wavelets an. Bild 31 zeigt Beispiele der verwendeten Wavelets der Daubechies-Reihe. Die Nummerierung der Wavelets entspricht der Nummerierung der in dieser Arbeit verwendeten Wavelet-Toolbox von *MATLAB* und weicht von der ursprünglichen in anderen Publikationen verwendeten Nummerierung ab. Dort wird das Haar-Wavelet als Daubechies-Wavelet nullter Ordnung bezeichnet.

#### Die Wavelets der Symmlet-Reihe:

Diese Wavelets sind eine Modifikation der Daubechies-Wavelets. Symmlets sind streng genommen nicht symmetrisch, da symmetrische Wavelets die Bedingung der Orthogonalität nicht erfüllen. Bei ihrer Konstruktion bildete allerdings eine größtmögliche Annäherung an die Symmetrie das Ziel. Die Eigenschaften entsprechen denen der Daubechies-Wavelets. Der Träger des Wavelets ist das Intervall  $[0, 6n + 1]$ . Bild 32 zeigt Beispiele der genutzten Symmlet-Wavelets.

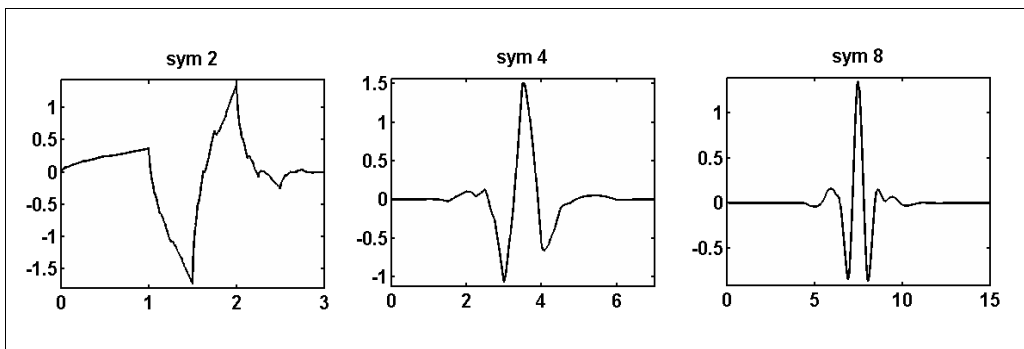


Bild 32 Wavelets der Symmlet-Reihe

#### Die Wavelets der Coiflet-Reihe:

Die Wavelets der Coiflet-Reihe sind ebenfalls eine Weiterentwicklung der Daubechies-Wavelets. Ihr Name rührt von R. Coifman her, der Daubechies zu dieser Entwicklung anregte. Die Eigenschaften entsprechen denen der Daubechies-Wavelets, jedoch zeichnen sie sich durch bessere Approximationseigenschaften der Skalierungsfunktion aus. Der Träger des Wavelets ist das Intervall  $[0, 2n + 1]$ . Bild 33 zeigt Beispiele der genutzten Coiflet-Wavelets.

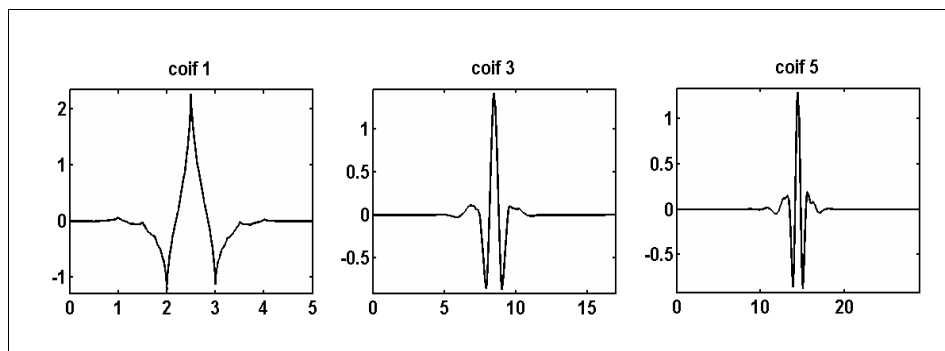


Bild 33 Wavelets der Coiflet-Reihe

## 5.5. Merkmalsgenerierung zur Signalanalyse

Die Erkennung und Klassifizierung von Fehlern erfolgt anhand von Mustern. Als Muster wird in diesem Fall eine Zusammenstellung verschiedener Merkmale bezeichnet, deren Werte in ihrem Zusammenspiel auf einen bestimmten Zustand schließen lassen. Als Merkmale kommen sowohl messbare physikalische Größen als auch auf diese bezogene statistische Größen in Frage.

Für die Analyse der Wavelet-Koeffizienten sind dabei Merkmalswerte sinnvoll, welche die maximalen Werte und die Position ihres Auftretens im Vergleich mit ihrer Umgebung betrachten. Die Koeffizienten der DWT selbst liefern eine positionsbezogene Aussage über die Impulshaltigkeit der betrachteten Signale, die im Zusammenhang mit den auftretenden Einzelfehlern steht. Die Aufgabe der Merkmalsgenerierung besteht in der Herausarbeitung und Verdeutlichung dieser Impulse. Mit den Merkmalswerten wird dabei eine Basis für eine vergleichende Beurteilung und Klassifizierung der untersuchten Signale bezüglich der in ihnen enthaltenen Fehler geschaffen.

Um die Fehlerklassifizierung zu erleichtern, ist es sinnvoll, wenn verschiedene Merkmalswerte sehr sensibel nur auf bestimmte Fehlertypen reagieren, andere Fehler hingegen nicht berücksichtigen. Nachfolgend werden unter Einbeziehung von [DIE05] verschiedene Kennwerte vorgestellt, welche schon bei anderen Anwendungen in der technischen Signalanalyse Verwendung finden. Es ist davon auszugehen, dass sie auch für den hier schwerpunktmäßig zu untersuchenden Fall der Verzahnungsdiagnose nutzbar sind. Es handelt sich hierbei sowohl um statistische Kenngrößen, die Aussagen über die Impulshaltigkeit der Signale treffen können, als auch um energiebezogene Merkmale.

### 5.5.1. Kurtosis

Das Kurtosis-Verfahren basiert auf den Momenten der Wahrscheinlichkeitsdichte und stellt das statistische Moment 4. Ordnung (Wölbung) dar. Es liefert eine Aussage über die in einem Signal vorliegende Wahrscheinlichkeitsverteilung der Amplituden. Berechnet wird der Kurtosis-Wert  $\gamma_2$  durch folgende Formel:

$$\gamma_2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left( \frac{x - \bar{x}_n}{\sigma} \right)^4 \quad (5.5.1)$$

Geht man davon aus, dass bei einem ungeschädigten Mechanismus die Schwingungsamplituden des Körperschalls normalverteilt auftreten, beträgt der Kurtosis-Wert drei. Treten an vereinzelt Stellen im Signal Schäden auf, führt dies zu einigen erhöhten Amplituden im Beschleunigungssignal, der Kurtosis-Wert steigt an. Es kann nach [KLE98] gelten, dass der Anstieg des Kurtosis-

Wertes um so deutlicher ausfällt, je diskreter eine Schädigung auftritt. Das Kurtosis-Verfahren ist somit geeignet, Instationaritäten innerhalb eines im Idealzustand normalverteilten Signals festzustellen.

Nachteilig ist jedoch die geringe Anschaulichkeit des Ergebnisses, da es sich beim statistischen Moment 4. Ordnung um eine für den Nutzer schwer vorstellbare Größe handelt. Außerdem nähern sich die Werte bei zunehmender Schädigung des betrachteten Systems wieder dem Ausgangswert an, da die Schwingungsamplituden insgesamt größer werden. In seinem Hauptanwendungsgebiet, der Wälzlagerdiagnose, wird der Kurtosis-Wert deshalb über die gesamte Lebensdauer eines Lagers durch regelmäßige Messungen ermittelt und verglichen, wobei nicht der absolute Betrag, sondern der Trend der Kurtosis-Werte beurteilt wird [BAR97].

Da die Kurtosis-Berechnung auf Wahrscheinlichkeitsgrößen basiert, ist eine große Zahl von Messwerten nötig, um eine hinreichende statistische Sicherheit der Ergebnisse zu erreichen. Aufgrund der im vorliegenden Anwendungsfall begrenzten Anzahl von Messpunkten ist es deshalb nicht sinnvoll, für jeden einzelnen Zahn einen Kurtosis-Wert zu berechnen. Obwohl die Lokalisierung einer Fehlerstelle innerhalb einer Zahnradumdrehung somit nicht möglich ist, bietet das Kurtosis-Verfahren den Vorteil, das Vorhandensein von vereinzelt Fehlern durch nur einen Zahlenwert pro Umdrehung auszudrücken. Anhand der Größe des Kurtosis-Wertes kann somit in einem konkreten Fall entschieden werden, ob die Durchführung eines örtlich und zeitlich auflösenden Verfahrens, wie es die Crest-Faktor-Berechnung pro Zahn (Abschnitt 5.5.3) darstellt, sinnvoll ist.

### 5.5.2. Mittlere Spektrale Signalenergie

Neben den statistischen Merkmalen zur Impulserkennung soll auch gezielt der Energieinhalt der Signale betrachtet werden. Zu diesem Zweck wird der Begriff der mittleren spektralen Signalenergie eingeführt.

In [WIR00] wird ein Diagnosesystem vorgestellt, bei dem neben relativen statistischen Größen auch die Signalenergie als Merkmalswert verwendet wird. Auch für den vorliegenden Fall ist ein absoluter Merkmalswert notwendig, der ein Zahnrad als Ganzes charakterisieren kann, und der auch gleichmäßig über alle Zähne verteilte Fehler erkennen soll. Dabei wird auf die Signalenergie  $W$  zurückgegriffen. Sie berechnet sich über folgende Formel:

$$W = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)^2 dt \quad (5.5.2)$$

Dabei steht sie zur Signalleistung im folgenden Verhältnis:

$$P = \frac{W}{T} \quad (5.5.3)$$

Bei der Entwicklung der Merkmalswerte muss berücksichtigt werden, dass die betrachteten Signale im Bereich der Fertigungsprüfung bei einer konstanten Drehzahl erfasst werden. Somit ist die Periodendauer  $T$  der einzelnen Signale ebenfalls immer konstant. Dies schafft die Grundlage für einen direkten Vergleich der Signale untereinander. Die verschiedenen Signale sind somit anhand ihres Energieinhaltes direkt miteinander vergleichbar. Allerdings bestehen, anders als bei einem „gewöhnlichen“ zeitabhängigen Signal mit den Momentanwerten  $x(t)$ , Besonderheiten, welche die Definition der Signalenergie oder Leistung betreffen. Im Gegensatz zum Zeitsignal  $x(t)$  stellt die Aneinanderreihung der Wavelet-Koeffizienten keine stetige Funktion dar. Die Koeffizienten sind vielmehr als voneinander unabhängige für einen diskreten Zeitpunkt zutreffende Informationen über die

Ähnlichkeit des Ausgangssignals mit dem Wavelet anzusehen. Auch wenn aus mathematisch-physikalischer Sicht die Anwendung des Begriffs Signalenergie in Bezug auf die Wavelet-Koeffizienten aus diesem Grund nicht korrekt ist, ist die Berechnung eines zur Energie analogen Wertes dennoch sinnvoll. Allerdings wird dieser zur Vermeidung von Fehlinterpretationen dimensionslos angegeben. Er ist als ein Maß dafür zu interpretieren, wie stark ein Signal in dem betreffenden Frequenzbereich insgesamt mit starken Amplitudenänderungen durchzogen ist.

Im Fall der rücktransformierten Signale ist der physikalische Zusammenhang zur Energie der Schwingung zwar gegeben, allerdings enthalten die Signale eines Detaillevels nur die Änderungen dieses Frequenzbereiches und nicht den absoluten Energieinhalt. Aus diesem Grund wird auch hier auf eine physikalische Einheit verzichtet, um Fehlinterpretationen vorzubeugen.

Die Berechnung der Signalenergie findet auf Basis der digitalen Daten unter Anwendung der Trapez-Integrierung von *MATLAB* gemäß folgender Formel statt, bei der  $N$  der Anzahl der enthaltenen Samples entspricht [MAT05]:

$$W^* = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |s(n)| \quad (5.5.4)$$

Dieser Merkmalswert berechnet somit, ähnlich der Kurtosis, für jedes Frequenzband der Wavelet-Transformation einen Wert, von welchem sich eine Aussage über das Vorhandensein von Fehlern erhofft wird. Wie auch der verwendete Kurtosis-Wert, verfügt dieser Merkmalswert somit ebenfalls über kein zeitlich-räumliches Auflösungsvermögen, sondern liefert für jedes aus der Wavelet-Transformation berechnete Frequenzband pro Umdrehung einen Wert. Deshalb ist er in erster Linie dafür vorgesehen, eine generelle Aussage über das Vorhandensein von Fehlern zu treffen. Dabei kann keine Unterscheidung getroffen werden, ob es sich um einen verteilten Fehler oder einen Einzelfehler handelt.

### 5.5.3. Crest-Analyse

Der Crest-Faktor ist eine ursprünglich aus der Elektrotechnik stammende Größe, die das Verhältnis des Spitzenwerts zum quadratischen Mittelwert eines Signals  $S$  ausdrückt. Er wird folgendermaßen berechnet:

$$CREST(S) = \frac{\max |x(t_n)|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(t_n)^2}} \quad (5.5.5)$$

Der Crest-Faktor ähnelt in seiner prinzipiellen Berechnung dem Kurtosis-Wert  $\gamma_2$ . Allerdings wird für seine Berechnung das Signal auf den Effektivwert reduziert, statt den gesamten Signalverlauf heranzuziehen. Der im Zähler genutzte quadratische Mittelwert, auch als Effektivwert bezeichnet, ist ein Maß für den Energieinhalt einer Schwingung. Bei einer rein sinusförmig verlaufenden Schwingung beträgt der Crest-Faktor  $\sqrt{2} \approx 1,41$ . Bei gaußverteilten Signalen, wie sie in der Praxis oft zu finden sind, beträgt er etwa 3 [HAA02]. Stockmanns verwendete in [STO00] den Crest-Faktor in abgewandelter Form als Merkmal für die Detektion von lokalen Defekten an Zahnrädern.

In der Signalanalyse wird der Crest-Faktor vorzugsweise auf ein Beschleunigungssignal bezogen und ist ein Indikator für impulsförmige Stoßbelastungen, wie sie beispielsweise durch örtlich begrenzte Defekte an Lagern oder Getrieben hervorgerufen werden können. Die Interpretation des absoluten Wertes ist jedoch nicht trivial und für sich genommen auch nicht immer aussagekräftig.



Dies liegt vor allem daran, dass bei zunehmender Fehlerzahl auch der Effektivwert des Schwingungssignals wächst und dadurch der Crest-Faktor wieder kleiner wird. Bild 34 zeigt schematisch den Verlauf des Crest-Faktor-Wertes, beginnend vom schädigungslosen bis zum stark geschädigten Zustand.

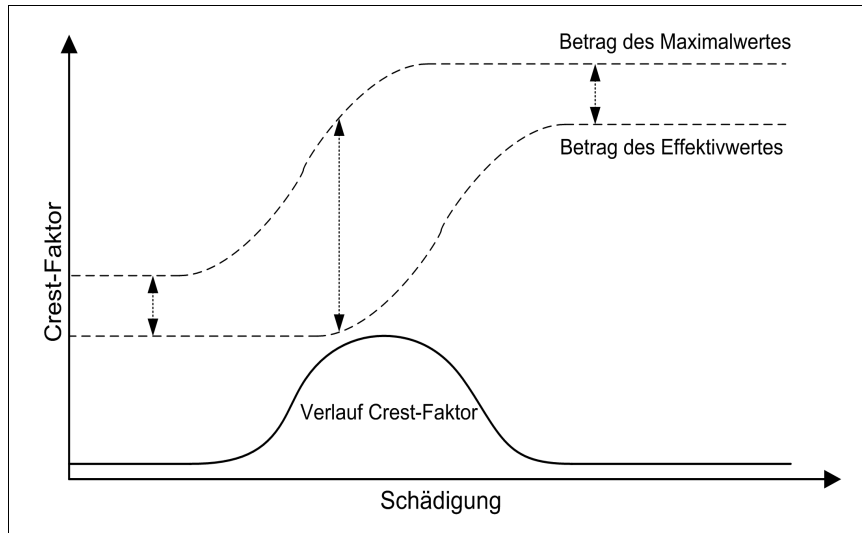


Bild 34 Verlauf des Crest-Faktors in Abhängigkeit des Schädigungszustandes

In vielen diagnostischen Anwendungen wird deshalb lediglich die Änderung des Crest-Faktors in Abhängigkeit von der Betriebszeit bewertet, wodurch eine Aussage über den Verschleiß eines Bauteils getroffen werden kann. Im Fall der Verzahnungsprüfung ist diese Kenngröße jedoch trotzdem von Interesse, da sie zur Detektierung und zahngenauen Lokalisierung von örtlich begrenzten Schäden geeignet scheint. Hierfür wird das Signal einer Zahnradumdrehung in eine bestimmte Anzahl von Blöcken geteilt, die der Zahl der Zähne entsprechen. Für jeden dieser Blöcke wird daraufhin der Spitzenwert berechnet und gemäß Formel 5.5.5 durch den quadratischen Mittelwert der gesamten Umdrehung geteilt. Dies wird für jedes Koeffizienten-Level durchgeführt. Das Ergebnis besteht in einer Matrix aus Crest-Faktoren, der Crest-Matrix. Sie beinhaltet je einen Crest-Faktor für jeden Zahn in jedem Koeffizienten-Level.

#### 5.5.4. Relative Spektrale Signalenergieverteilung

Analog zu den Crest-Faktoren kann auch die Signalenergie für einzelne Abschnitte eines Signals berechnet werden. Im konkreten Fall wird dies ebenfalls für jeden einzelnen Zahn einer Zahnradumdrehung durchgeführt. Dadurch wird es möglich, auch anhand der Energiebetrachtung Schäden zu lokalisieren. Die relative Energie eines Signalblocks  $B$  wird dabei auf die oben vorgestellte Gesamtenergie im entsprechenden Level bezogen.

$$W_{rel}^* = \frac{W^*(B)}{W_{ges}^*} \quad (5.5.6)$$

In dieser Formel steht  $W_{ges}^*$  für den Energieinhalt des kompletten Levels,  $W^*(B)$  für den Energieinhalt des jeweiligen Signalblocks. Die Berechnung der Energiewerte erfolgt dabei gemäß Gleichung 5.5.4. Sie wird analog zur Crest-Analyse für jeden Block in jedem Koeffizienten-Level durchgeführt. Im Gegensatz zur Crest-Analyse, bei der nur der Maximalwert der Schwingung bewertet wird, ist bei der Energieberechnung die Summe aller Amplituden maßgebend, wodurch eine höhere Robustheit gegenüber fehlerhafter Erkennung zu erwarten ist.

### 5.5.5. Betrachtung der Merkmalswerte

In den vorangegangenen Abschnitten wurden Merkmale mit unterschiedlichen Eigenschaften vorgestellt, die sich in ihrem Zusammenspiel gut ergänzen können. Damit wurde die Basis zur Detektion und Lokalisierung unterschiedlicher Fehlertypen geschaffen.

Durch den Kurtosis-Wert kann zunächst bestimmt werden, ob die Amplituden eines Signals annähernd normalverteilt sind oder starke Ausreißer in der Verteilung vorkommen, die auf vereinzelte Fehler hindeuten. Deren Position kann dann nachfolgend durch eine Betrachtung der Crest-Faktoren und der relativen spektralen Signalenergieverteilung lokalisiert werden. Sind diese Merkmalswerte unauffällig, kann die mittlere spektrale Signalenergie Auskunft geben, ob verteilte Fehler vorliegen.

Mit dem Crest-Faktor und dem Kurtosis-Wert stehen Merkmale zur Verfügung, welche weitgehend unabhängig vom Signalpegel sind. Dies stellt vor allem bei variablen Lasten einen Vorteil dar. Mit den Energiegrößen kann hingegen in gewissen Grenzen eine quantitative Durchführung der Analyse erfolgen. Für beide Fälle steht sowohl eine Merkmalsgröße für die Verteilung über das Signal, als auch für die Gesamtbetrachtung des Signals zur Verfügung.

## 5.6. Automatisierte Bestimmung der optimalen Analyseeinstellung

Für die Durchführung einer Diskreten Wavelet-Transformation und die anschließende Extraktion bestimmter Merkmalswerte stehen verschiedene Einstellparameter (Einflussgrößen) zur Auswahl.

- Art der Signalvorverarbeitung,
- Wavelet-Typ,
- Wavelet-Komplexität,
- Betrachtetes Detaillevel,
- Entscheidung für Koeffizienten oder rücktransformierte Signale als Basis für die Merkmalsgewinnung.

Unter Berücksichtigung der ausgewählten Wavelet-Familien und der verschiedenen Möglichkeiten der Merkmalsextraktion ergeben sich mehr als 3000 verschiedene Kombinationsmöglichkeiten. Somit ist die Optimierung der Merkmalsgenerierung durch Verwendung geeigneter problemangepasster Einstellungen von großer Bedeutung, wobei eine hohe Trennschärfe zwischen fehlerfreien und fehlerhaften Signalen gefordert wird.

Eine analytische Bestimmung der optimalen Auswerte-Parameter ist aufgrund der Komplexität der Wavelet-Transformation nur mit weitreichenden Vorkenntnissen auf dem Gebiet der Wavelet-Theorie möglich. Auch in der Literatur sind kaum Erfahrungswerte darüber vorhanden, welche Wavelet-Typen sich für bestimmte Signal- oder Fehlerformen besonders eignen. Es wird vielmehr, wie beispielsweise bei [LEN04] gezeigt, auf experimentelle Ansätze verwiesen. Aus diesem Grund wird eine Methode angewandt, mit der auf empirischem Weg schnell geeignete Einstellungen für die Merkmalsextraktion an einem realen Fehlersignal ermittelt werden können. Hintergrund dieser Methode ist ein vollfaktorieller Versuchsplan, wie er aus der statistischen Versuchsplanung bekannt ist. Grundlage der Betrachtung ist ein Signal mit einem bekannten Fehler, welches über mehrere Umdrehungen nacheinander mit allen möglichen Einstellungen analysiert wird.

Um ein auswertbares Ergebnis bezüglich der verwendeten Einstellparameter zu erhalten, ist ein Signal erforderlich, welches eine statistisch sinnvolle Mindestanzahl an Umdrehungen enthält. Aus den über die Umdrehungen gemittelten Ergebnissen der Merkmalsextraktion werden dann Kenn-

werte gebildet. Eine detaillierte Beschreibung der relevanten Kennwerte beinhalten die folgenden Abschnitte.

Kennwerte sind ausgewählte Merkmale, oder auf diese bezogene statistische Größen, welche zur Beurteilung des Analyseergebnisses herangezogen werden. Im hier behandelten Fall leiten sich diese Größen aus den folgenden Anforderungen an eine zuverlässige Fehlererkennung ab:

- Es muss eine geringe Schwankung des Merkmalswertes am Fehlerort bei wiederholter Messung vorliegen. Diese Reproduzierbarkeit ist für eine präzise Festlegung der späteren Grenzwerte notwendig.
- Der Ort des maximalen Ausschlags muss immer an der gleichen Position innerhalb einer Umdrehung liegen. Praktisch bedeutet dies, dass sich der Fehlerort von Umdrehung zu Umdrehung nicht ändern darf. Dies bildet die Voraussetzung für Fehlererkennung durch Grenzwerte.
- Der Ausschlag des jeweiligen untersuchten Merkmalswertes am Fehlerort muss größer sein als die übrigen Werte. Nur dies ermöglicht eine verlässliche Fehlererkennung.

Um diese Kriterien objektiv auszudrücken, wurden in [DIE05] folgende Kennwerte definiert, die für jede Kombination der Einflussgrößen berechnet werden.

#### Mittlerer Signal-Rausch-Abstand (Signal Noise Ratio - SNR):

Der Rauschabstand bezeichnet das Verhältnis von Nutzsignal zu Störsignal. Er wird als Pegelgröße berechnet durch:

$$SNR = 20 \lg \frac{U_N}{U_S} \text{ dB} \quad (5.6.1)$$

$U_N$  stellt dabei das Nutzsignal,  $U_S$  das Störsignal dar. Im vorliegenden Fall wird als Nutzsignal der größte Ausschlag des Merkmalswertes im Bereich der Fehlerstelle gewertet. Das Störsignal ist der maximale Ausschlag des Signals im verbleibenden Bereich einer Umdrehung. Die SNR-Werte aller Zahnradumdrehungen innerhalb der Referenzmessung, bei denen der Fehlerort durch ein Maximum der Merkmalsgröße richtig erkannt wurde, werden gemittelt.

#### Mittlerer Maximalwert:

Die Maximalwerte der Merkmalsgrößen aller Zahnradumdrehungen innerhalb der Referenzmessung, bei denen der Fehlerort durch ein Maximum der Merkmalsgröße an dieser Stelle richtig erkannt wurde, werden gemittelt.

#### Streuung von Rauschabstand und Maximalwerten:

Wie bereits erwähnt, wird jede Kombination von Einflussgrößen auf die Analyse von möglichst vielen aufeinander folgenden Zahnradumdrehungen innerhalb derselben Messung angewandt. Bei jeder einzelnen Umdrehung werden Rauschabstand und maximaler Ausschlag am Fehlerort ermittelt. Die Streuung dieser Größen innerhalb aller Umdrehungen wird durch deren Standardabweichung, sowie als relativer Wert, dargestellt durch den Quotienten aus Standardabweichung und mittlerem Maximalwert, angegeben. Die Streuung des Maximalwertes ist neben der Anzahl von Fehldetektionen und dem Rauschabstand das

wichtigste Beurteilungskriterium, da nur bei geringen Schwankungen eine spätere Grenzwertbetrachtung präzise vorgenommen werden kann.

#### Anzahl der Fehldetektionen:

Im Fall von Einzelfehlern findet die Suche der optimalen Einstellungen des Analyzesystems an einem Fehlertyp statt, der nur an einer bestimmten Stelle des Zahnrads in ausgeprägter Form existiert. Wird der Maximalausschlag des Merkmalswertes an einer anderen Position verzeichnet, muss dies als Fehldetektion gewertet werden.

Um ein Verfälschen der Ergebnisse der oben beschriebenen statistischen Größen durch Ausreißer zu vermeiden, dürfen in deren Berechnung nur diejenigen Umdrehungen eingehen, bei denen der Fehler auch am tatsächlichen Fehlerort durch den Maximalausschlag des Merkmalswertes detektiert wurde.

Anhand der dargestellten Kennwerte kann eine sinnvolle Bewertung der am bekannten Fehlersignal durchgeführten Analysen erfolgen. Die Kennwerte liefern die Möglichkeit, die Ergebnisse zu ordnen und eine Aussage über die für diesen Anwendungsfall geeignete Parametereinstellung zu treffen. Es wird allerdings darauf hingewiesen, dass eine auf diesem Weg erlangte Vorzugseinstellung lediglich eine Entscheidungshilfe darstellen kann, welche die möglichen Einstellungskombinationen nur einengt. Die automatisierte Parameterbestimmung ist in das Modulare Diagnosewerkzeug (MDT) integriert und kann im Konfigurationsmodus aufgerufen werden.

### **5.7. Umsetzung des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT)**

Um die in Abschnitt 5.2 dargestellte Analysestrategie anwenden zu können, wird sie in einem Programm, dem Modularen Diagnosewerkzeug (MDT – Modular Diagnosis Tool) umgesetzt [DIE05]. Durch die Verwendung des Layermodells wird dabei bereits ein hohes Maß an Anpassungsfähigkeit erreicht. Da aber eine Analyseumgebung das Ziel ist, welche eine prinzipielle Adaption an jeden Anwendungsfall gewährleisten soll, ist es notwendig, dem Modularen Diagnosewerkzeug auch innerhalb der Layerstruktur möglichst viel Flexibilität zu verleihen. Ein Konzept, welches erlaubt, Kernalgorithmen problemunabhängig zu gestalten, gleichzeitig aber auch die Anpassung an eine konkrete Aufgabe zu ermöglichen, ist der modulare Aufbau.

Die Modularität stellt eine Detaillierung der Layerstrategie dar und erweitert deren Vorteile, sowohl bei der Anwendung, als auch bereits in der Entwicklungsphase. In der Anwendung liegen die Vorteile vor allem darin, eine schnelle Anpassung an die jeweilige Problemstellung zu ermöglichen, in dem gezielt einzelne Programmteile ausgewählt, modifiziert oder hinzugefügt werden können. In der Entwicklungsphase besteht die Möglichkeit, die Erstellung einzelner Module verschiedenen Gruppen zuzuteilen, welche dabei nicht zwangsläufig zeitlich und örtlich konzentriert sind. Weiterhin ist der Austausch einzelner Module zu einem späteren Zeitpunkt problemlos möglich. Auch beim Auftreten eines Fehlers kann dieser in der Regel eindeutig auf ein Modul zurückgeführt, somit schneller lokalisiert und durch den Austausch des betreffenden Moduls gegen eine verbesserte Version behoben werden.

Damit die Vorteile der Modularisierung zum Tragen kommen, muss ihre praktische Realisierung folgenden Festlegungen genügen:

- Umsetzung jedes Signalbearbeitungsverfahrens in einer eigenständigen Funktion.
- Eindeutiger Signalverlauf durch die einzelnen Layer von oben nach unten.

- Signalflusssteuerung über eine eigenständige Steuerfunktion. Hierdurch wird die Unabhängigkeit der Analysefunktionen untereinander erreicht, da diese nur über die Steuerfunktion aktiviert werden.
- Erstellung eindeutiger Schnittstellen zwischen den Modulen, um eine spätere Austauschbarkeit beziehungsweise den Einschub weiterer Module zu gewährleisten.
- Trennung der grafischen Oberfläche von den Analysefunktionen.

Den sich aus diesen Festlegungen ergebenden Signalflussplan zeigt Bild 35. Der zeitliche Ablauf der Analyse ist im Signalfluss durch Pfeile dargestellt. Das Signal kann dabei nur eine Richtung nehmen, von oben nach unten. Schleifen sind nicht möglich. Durch die an mehreren Stellen des Schaltbildes befindlichen logischen „OR“ und „XOR“ Glieder kann der Weg des Signalflusses gezielt durch einzelne Module hindurch oder an ihnen vorbei geleitet werden. Durch diese Maßnahme ist die Anpassung des Modulare Diagnosewerkzeugs an unterschiedliche Anwendungsfälle möglich. Die verschiedenen Modulfunktionen, deren Aufgabenbereiche in den Abschnitten 5.3 bis 5.5 beschrieben wurden, fasst die Aufstellung in Tabelle 7 zusammen:

Modulname	Funktion
TSM	Aufteilung des Mess-Signals in Signalabschnitte, welche den einzelnen Umdrehungen entsprechen (bei vorhandener Taktinformation).
SDWT	Durchführung der schnellen Diskreten Wavelet-Transformation.
DesDWT	Rücktransformation der Koeffizienten in den Signalbereich unter Beibehaltung der aus der Wavelet-Transformation entstehenden Frequenzbänder.
Denoising	Platzhalter für eine Funktion, die das waveletbasierte Entrauschen durchführt. Diese Funktion wurde aufgrund der unter Abschnitt 5.3.2 ermittelten Ergebnisse nicht umgesetzt, kann jedoch jederzeit nachgerüstet werden.
Coef2Mat	Zusammenfassung der Wavelet Koeffizienten in einer Matrix. Dies ist für bestimmte Darstellungsformen notwendig. Die einzelnen Level werden durch Interpolation auf gleiche Länge gebracht.
Crest, Kurt, SpecEnergy, EnergyDist	Berechnung der jeweiligen in den Abschnitten 5.5.3 bis 5.5.4 vorgestellten Merkmalswerte. Crest – Berechnung der Crest-Matrix, Kurt – Berechnung der Kurtosis-Werte, SpecEnergy – Berechnung der mittleren spektralen Signalenergie, EnergyDist – Berechnung der relativen spektralen Signalenergieverteilung.
WavePlot	Grafische Darstellung des Zeitsignals, der Koeffizienten beziehungsweise der rücktransformierten Signale und der berechneten Merkmalswerte, soweit diese ausgewählt wurden.

Tabelle 7 Funktionsbeschreibung der einzelnen Module des MDT

Die Ablaufsteuerung der Signalanalyse wird über eine Steuerfunktion gewährleistet. Diese bildet das Rückgrat des MDT. Sie steuert durch den sequentiellen Aufruf der einzelnen Berechnungsmodule den Ablauf der Analyse. Die Steuerfunktion wurde so ausgelegt, dass sie möglichst unkompliziert, jedoch mit allen Optionen, von der *MATLAB* „command line“ aufgerufen werden kann. Diese eigenständige Funktionsfähigkeit der Steuerfunktion, unabhängig und strikt getrennt von einer grafischen Benutzeroberfläche, erlaubt im Sinne der Modularität eine flexible Einsetzbarkeit. So kann die Analyse beispielsweise problemlos in Skripte oder andere Funktionen eingebaut werden.

Zusätzlich ist das MDT auch über eine grafische Oberfläche ausführbar. Bei ihrer Auslegung wurden die Anforderungen von [DIN9241] an eine nutzergeführte Oberfläche berücksichtigt. Dabei wurde ein Konzept verfolgt, bei dem zwei in Bild 36 dargestellte getrennte Oberflächen zum Einsatz kommen. Die linke Seite zeigt die eigentliche Oberfläche. Sie hält nur die nötigsten Optionen bereit. Durch Auswahl des Wavelets und der Leveltiefe, sowie durch die Aktivierung der Merkmalsanalysen kann unkompliziert eine Signalanalyse auf Basis der Wavelet-Transformation ausgeführt werden.

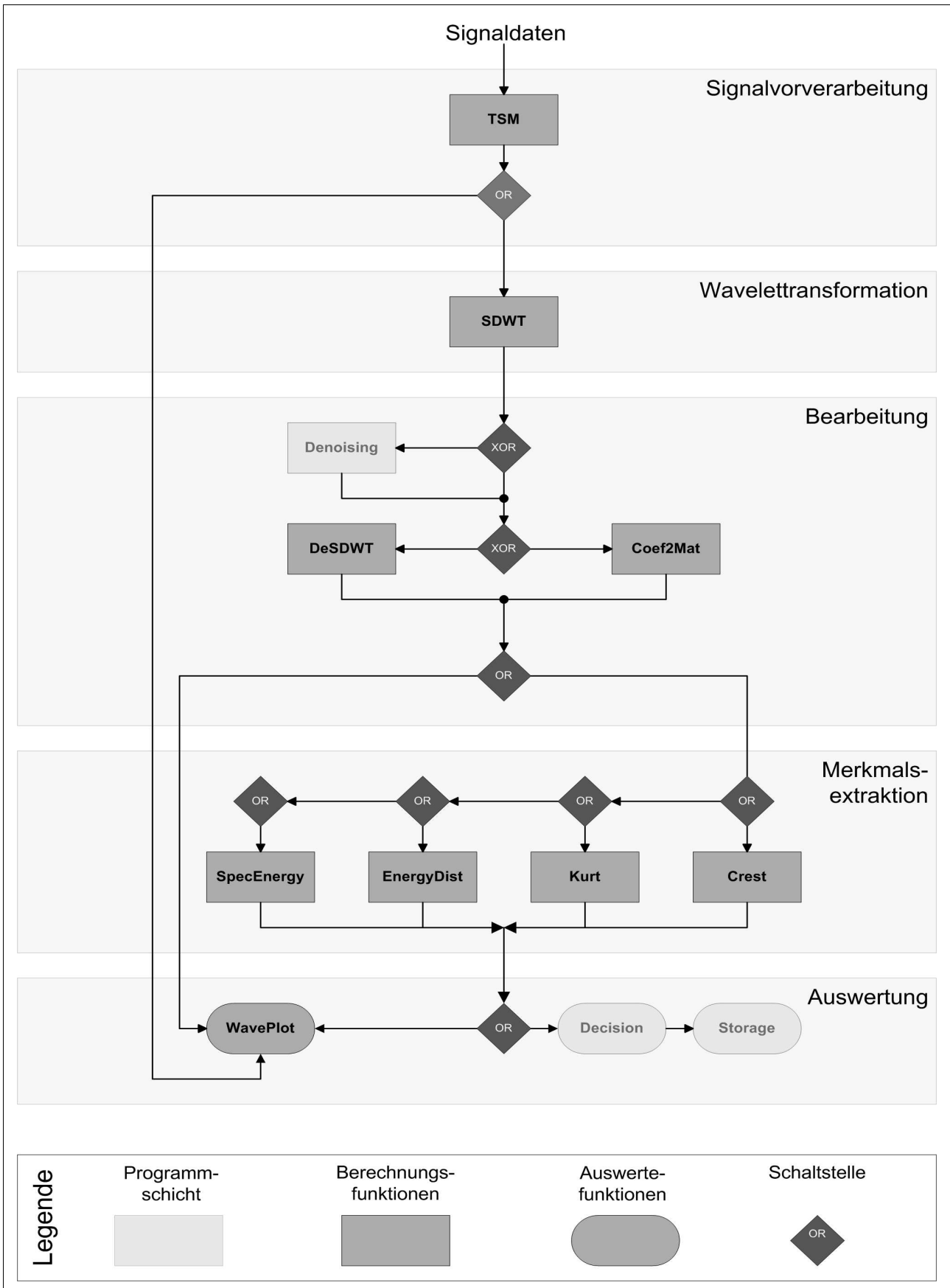


Bild 35 Signalflussplan des MDT

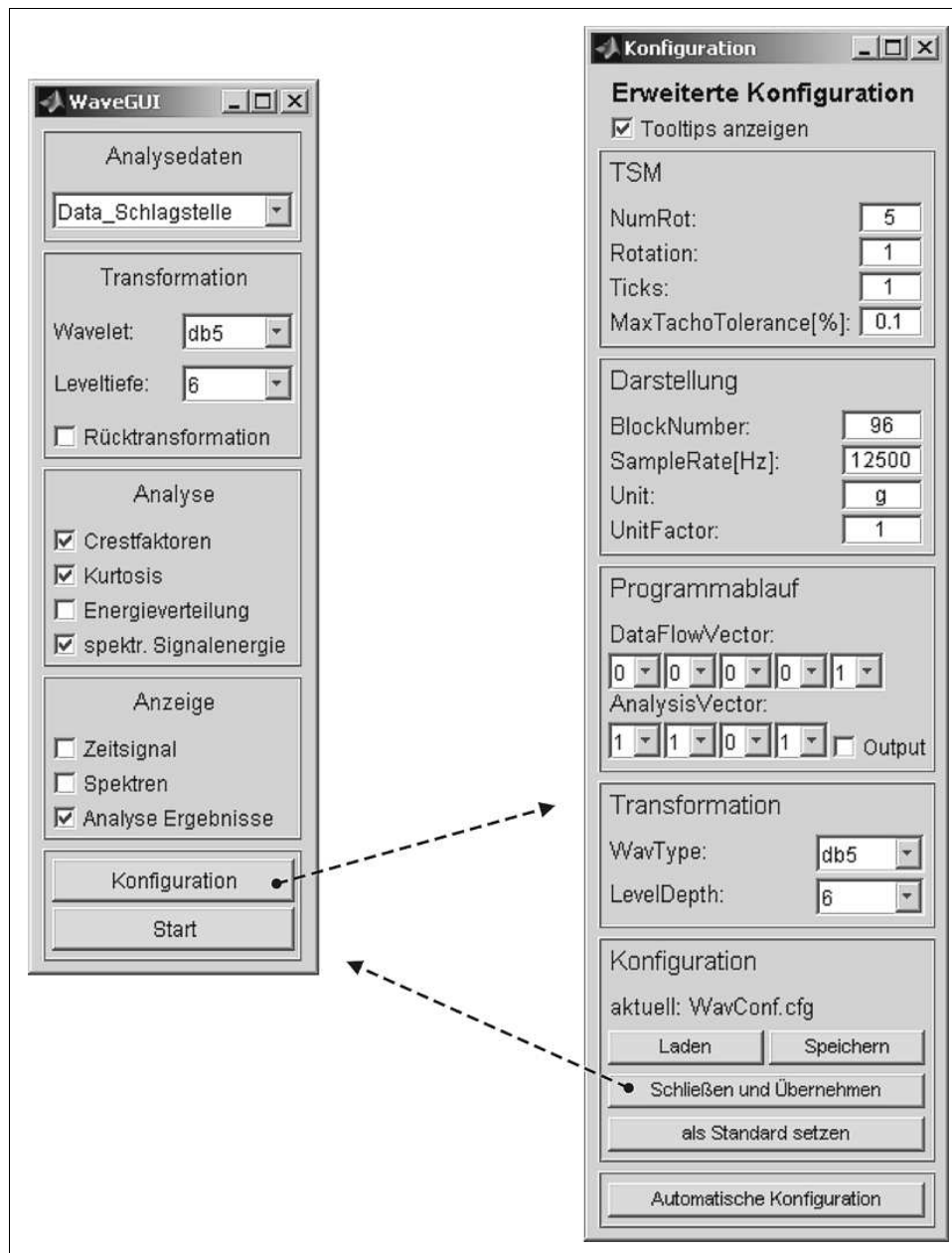


Bild 36 Nutzeroberfläche des MDT und der MDT-Konfiguration

Die ausführliche Konfiguration der Analyseumgebung findet auf der rechts dargestellten Oberfläche statt. Hier können die Einstellungen zur Anzahl der berücksichtigten Umdrehungen für die taktsynchrone Mittelung (TSM), sowie Darstellungs- und Signalkonditionierungseinstellungen getroffen werden. *BlockNumber* legt die Anzahl der Blöcke (Zähne) fest, in die eine Umdrehung aufgeteilt wird. Hier befindet sich auch der Zugang zur automatisierten Bestimmung der optimalen Analyseinstellung (automatische Konfiguration), da dieser nicht für jede Analyse benötigt wird.

## 5.8. Ergebnisdarstellung des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT)

Entsprechend der ausgewählten Berechnungen und Anzeigeeoptionen öffnen sich nach Abschluss der Berechnungen eigene Fenster mit der Visualisierung der jeweiligen Größen.

Das Zeitsignal und die Spektren mit den Koeffizienten oder Signalen werden in einfachen 2D-Diagrammen dargestellt. Bei der *Crest-Analyse* sowie der *relativen spektralen Signalenergieverteilung* wird auf eine 3D-Darstellung zurückgegriffen. Entlang der Ordinate sind dabei die verschiedenen Detaillevel, bezeichnet durch ihre Pseudofrequenz, angeordnet. Die Berücksichtigung der Pseudofrequenz ermöglicht Rückschlüsse auf das Frequenzverhalten des auftretenden Fehlers. Auf der Abszisse ist die Zeitachse abgebildet, die jedoch in die Anzahl an Blöcken (Zähnen) aufgeteilt ist, für welche die jeweiligen Kennwerte berechnet wurden. Auf diese Weise kann einem Signal einer Umdrehung sinnvolle Information über die Position des Fehlers automatisiert entnommen werden. Die dritte Dimension wird durch eine Farbskalierung definiert, welche den Wert der Merkmale an den entsprechenden Stellen repräsentiert. Somit wird der auftretende Fehler auch visuell schnell erfassbar. Ein Beispiel anhand einer Crest-Analyse zeigt Bild 37.

Zur Erleichterung der Auswertung werden in einer Tabelle neben der grafischen Darstellung die höchsten Werte innerhalb jedes Levels sowie deren Position angegeben, wobei der höchste auftretende Wert farblich unterlegt wird. Mit den in dieser Tabelle extrahierten Merkmalsergebnissen wird die Grundlage geliefert, in einer Schwellwertanalyse fehlerfreie von fehlerhaften Signalen zu unterscheiden.

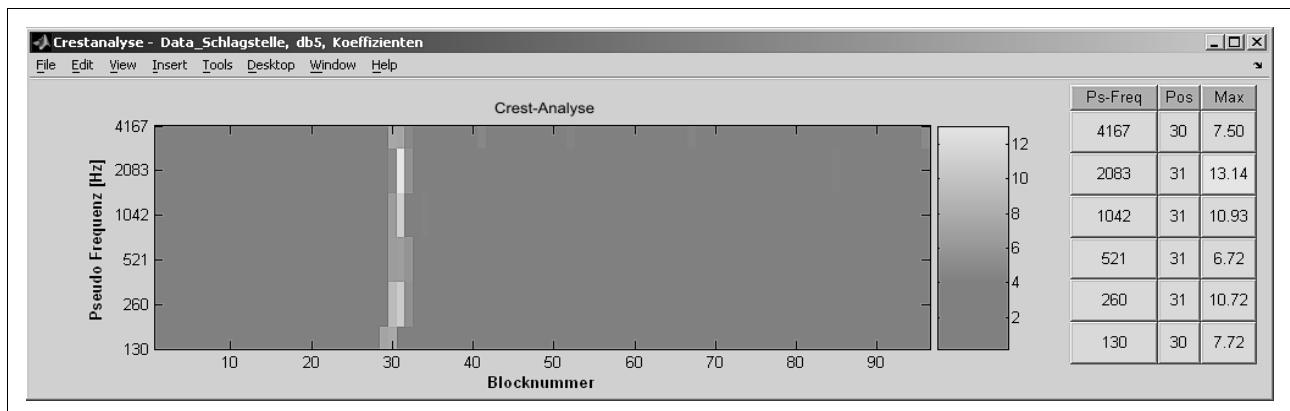


Bild 37 Bildschirmanzeige der Ergebnisse der verteilten Betrachtungen am Beispiel der Crest-Analyse

Bei den beiden weiteren Merkmalsgrößen *Kurtosis* und *mittlere spektrale Signalenergie*, erübrigt sich die Darstellung in einem Diagramm, da hier nur jeweils ein Wert pro Level vorliegt. Sie werden tabellarisch ausgegeben, wie an einem Beispiel in Bild 38 dargestellt. Auch hier ist durch die Bereitstellung der Merkmalsergebnisse der erste Schritt zu einer automatischen Schwellwertanalyse getan.

Level:	1	2	3	4	5	6
Kurtosiswert:	6.12	13.87	17.26	13.15	33.73	24.55
Signalenergie:	11.90	85.60	455.27	1053.53	523.24	630.68

Bild 38 Bildschirmanzeige der statistischen Auswertungen



## 5.9. Zusammenfassung

Mit dem Modulare Diagnosewerkzeug (MDT) existiert eine Software zur waveletbasierten Signalanalyse, die sich vielseitig auf unterschiedliche Problemstellungen anwenden lässt. Die Umsetzung des Layer- und Modulaufbaus hat sich dabei schon in der Entwicklung als vorteilhaft und robust erwiesen, da hierdurch Programmieraufgaben effektiv aufgeteilt und Neuerungen in einzelnen Programmteilen kontinuierlich eingepflegt werden konnten.

Das Konzept mit einer unabhängigen und auch über Kommandozeile ausführbaren Steuerfunktion für den Analyseablauf hat sich bereits mehrfach dadurch bewährt, dass das Modulare Diagnosewerkzeug (MDT) erfolgreich in andere Funktionen und Skripte eingebunden werden konnte. So wurde während des Projektes eine Funktion erstellt, welche automatisch alle Messwertdateien innerhalb eines Ordners analysiert. Dies führt zu einer erheblichen Arbeitserleichterung bei der Auswertung von größeren Messreihen.

Mit den vorgestellten grafischen Benutzeroberflächen wurde darüber hinaus die Möglichkeit geschaffen, unkompliziert eine Analyse durchzuführen und möglichst komfortabel Zugriff auf sämtliche Einstellungen zu erhalten. Durch das dargestellte Programmkonzept und seine konsequente Umsetzung wurde eine gute Basis sowohl für die Erprobung als auch für die Weiterentwicklung der waveletbasierten Signalanalyse geschaffen.

Der bevorzugte Einsatzbereich des Modulare Diagnosewerkzeugs (MDT) liegt in der Analyse rotationsgebundener Signale. Es bietet somit optimale Voraussetzungen für den Einsatz in der Verzahnungs- und Getriebeprüfung.

## 6. Anwendung in der Verzahnungsdiagnose

Als praktischer Anwendungsfall, an dem die entwickelte Analysestrategie demonstriert wird, soll die Fertigungsprüfung von Stirnrädern dienen. Dabei wird Wert auf die Praxisnähe und -verwertbarkeit der durchgeführten Signalanalyse gelegt. Es wird basierend auf [DIE05] demonstriert, dass auf der Wavelet-Transformation basierende Signalanalysen im praktischen Einsatz real auftretende Fehler detektieren können.

Für die Erprobung wurde der in Bild 39 dargestellte Zahnradtyp mit 96 Zähnen genutzt, welcher in Verbrennungsmotoren als Antriebsrad von Wellenausgleichssystemen zum Einsatz kommt.



*Bild 39 verwendeter Zahnradtyp, schrägverzahnt, 96 Zähne*

### 6.1. Messwerterfassung und Prüfbedingungen

Alle Untersuchungen wurden an einer Serien-Verzahnungsprüfmaschine Typ *CM-DIGIT A211/2* unter realen Fertigungsbedingungen bei einem Verzahnungshersteller durchgeführt. Die Prüfeinrichtung besteht aus einem über einen Riementrieb angetriebenen Wellenstumpf, auf dem der Prüfling aufgeschoben wird. Eine weitere Welle, ebenfalls mit einem Riementrieb angetrieben, trägt ein Lehrzahnrad mit 67 Zähnen, gegen welches der Prüfling läuft. Zu Beginn der Prüfung werden beide Zahnräder automatisch in Eingriff gebracht, danach treibt das Lehrzahnrad den Prüfling an.

Die in der Maschine integrierte Verzahnungsprüfung beruht auf der Einflankenwälzprüfung. Diese betrachtet bei geringen Drehzahlen die Drehwinkelabweichung und stellt somit eine statische Prüfmethode dar. Mit ihr lassen sich Fehler detektieren, die sich über die Übertragungsfunktion des Getriebes auswirken. Für nähere Ausführungen zur Einflankenwälzprüfung sei an dieser Stelle als Beispiel auf [MAR95] verwiesen.

Die Maschine verfügt ebenfalls über einen Körperschallsensor. Dieser wird jedoch in der Serienprüfung nicht genutzt, sondern dient nur der subjektiven Überwachung der Verzahnungsgeräusche über einen akustischen Ausgang.

Da in der Fertigungsprüfung die Prüfzeit ein grundlegendes Kriterium darstellt, besteht eine Bedingung für eine neu einzuführende Prüfmethode darin, dass die Prüfzeit nicht verlängert wird. Deshalb wird die Analyse mit dem MDT unter den Prüfbedingungen der Einflankenwälzprüfung durchgeführt, um die Grundlage zu einem parallelen Einsatz dieser Prüfung zu erstellen.

Für alle durchgeführten Untersuchungen wurden folgende Prüfparameter verwendet:

Prüfdrehzahl:	120 min <sup>-1</sup>
Prüfumdrehungen:	10
Prüfmoment:	5% des Maximalmomentes der Prüfmaschine

Das sehr gering eingestellte Moment garantiert eine Flankenberührung der Räder zu jedem Prüfzeitpunkt. Als Prüfsignal dient die Schwingbeschleunigung. Für die Durchführung der Untersuchungen wurde ein zusätzliches System zur Signalanalyse an der Prüfmaschine appliziert.

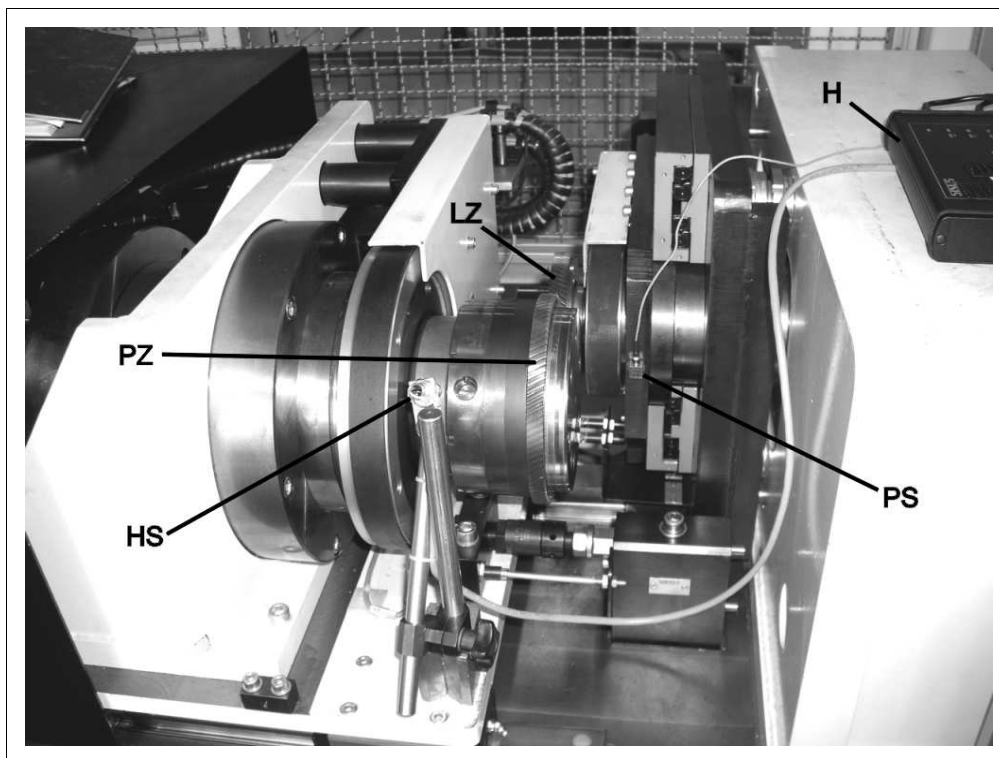


Bild 40 Arbeitsraum der verwendeten Prüfmaschine mit Sensorik [DIE05]

Zur Umwandlung der Getriebebeschwingungen in elektrische Signale wurde ein Beschleunigungssensor *PCB M356A12* (*PS*) verwendet, der an der Lagerplatte der Antriebswelle mit Erfassungsrichtung senkrecht zum Zahneingriff befestigt wurde. Umfangreiche empirische Voruntersuchungen ergaben die Eignung dieser Stelle. Um Beginn und Ende jeder Umdrehung des zu prüfenden Zahnrades (*PZ*) zu kennzeichnen, wurde ein Hall-Sensor (*HS*) an der Abtriebswelle eingesetzt, der über einen Magneten einmal pro Umdrehung aktiviert wird. Bild 40 zeigt den Aufbau der Mess-Sensorik. Die Datenaufzeichnung erfolgte mit einem schnellen akustischen 4-Kanal-Mess-System *Harmonie* (*H*) von *SINUS Messtechnik*, welches bereits bei den Untersuchungen zur Echtzeit Wavelet-Transformation in Abschnitt 5.4.1 erfolgreich zum Einsatz kam. Die Steuerung des Systems wurde mit

der im Rahmen des Projektes an der der TU Ilmenau entwickelten Erfassungssoftware *noiseDAQ* auf Basis von *MATLAB* und der *SINUS Measurement Toolbox (SMT)* durchgeführt [HOL03-2]. Alle Messwerte wurden mit einer Abtastfrequenz von 12,8 kHz aufgezeichnet. Diese maximale Abtastfrequenz wurde durch den Frequenzgang des Beschleunigungssensors bestimmt.

## 6.2. Ausgewählte Fehlertypen

Neben der Erkennung von örtlich begrenzten Fehlern, auf welche die entwickelte Analyseumgebung abzielt, spielt auch die Erkennung von verteilten Fehlern in der Praxis der Endprüfung eine große Rolle. Obwohl die klassischen Methoden auf Basis der Fourier-Transformation eine gute Grundlage für die Detektion dieser Fehler bieten, sollen sie in dieser Untersuchung mit behandelt werden, um eine Aussage über die Möglichkeiten der Wavelet-Analyse auch auf diesen Gebieten treffen zu können. Somit lassen sich zwei Ziele für die Anwendung des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT) in der Verzahnungstechnik formulieren:

1. Die Erkennung lokaler Fehler (Schlagstellen, Kratzer, Grate) von geringer Intensität.
2. Die Untersuchung der Detektionsfähigkeit verteilter Fehler (Profilabweichungen).

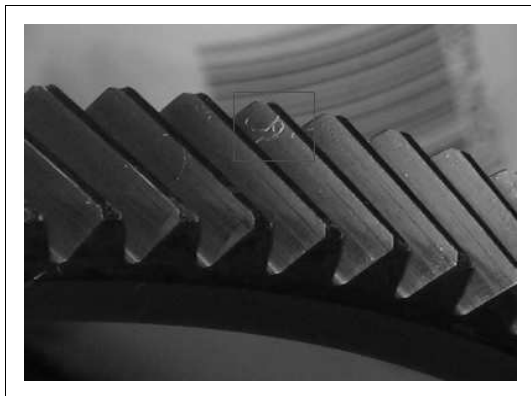
Das letztere Ziel ist als Zusatzuntersuchung der waveletbasierten Signalanalyse zu betrachten, da ein Verfahren, welches sich durch seine Empfindlichkeit gegenüber plötzlichen Signaländerungen auszeichnet, zunächst wenig geeignet für diese Aufgabe zu sein scheint. Dennoch soll untersucht werden, ob das MDT komplementär zur Erkennung von Einzelfehlern auch einen Beitrag zum Nachweis verteilter Fehler leisten kann.

Für die Untersuchung der lokalen Schäden wurden folgende Fehler ausgewählt:

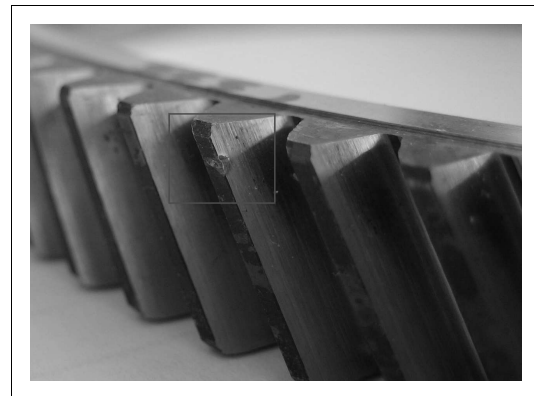
Nummer	Fehlertyp
1	Schlagstelle
2	Kratzer (Bild 41)
3	Schlagstelle
4	Grat am Zahnkopf (Bild 44)
5	Schlagstelle (Bild 43)
6	Schlagstelle
7	Schlagstelle (Bild 42)

*Tabelle 8 Messungen an Zahnrädern mit Einzelfehler*

In den Bildern 41 – 44 sind einige der untersuchten Fehler dargestellt. Sie geben einen Überblick Größenordnung der auftretenden Fehlstellen.



*Bild 41 Kratzer auf Zahnflanke*



*Bild 42 Schlagstelle am Zahnkopf*

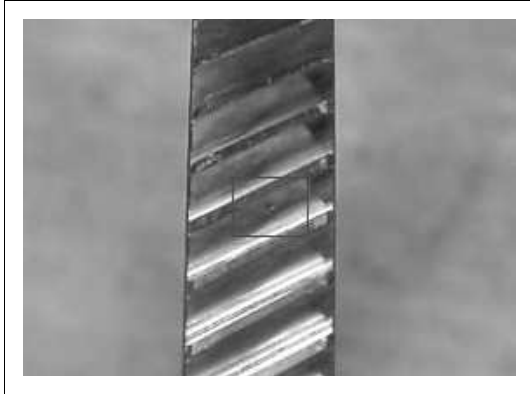


Bild 43 Schlagstelle auf Zahnflanke

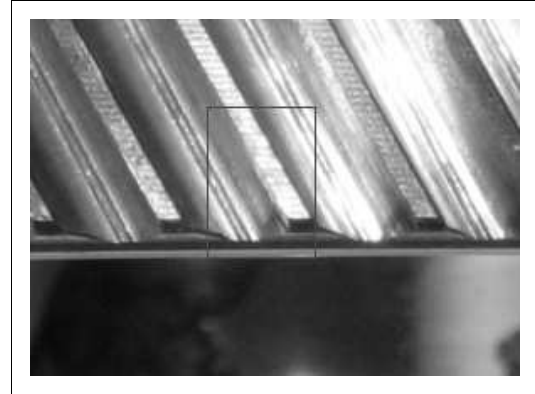


Bild 44 Grat am Zahnkopf

Tabelle 9 zeigt eine Auflistung der untersuchten Zahnräder mit verteilten Fehlern, die für die Untersuchung zur Verfügung gestellt wurden.

Nummer	Fehlertyp
1	Flanken-Formabweichung
2	Gesamteilungsfehler
3	Profilformabweichung
4	Profilformabweichung
5	Flanken-Balligkeitsabweichung
6	Flanken-Balligkeitsabweichung
7	Flanken-Balligkeitsabweichung
8	Flankenlinien-Höhenabweichung
9	Flanken-Balligkeitsabweichung
10	Flanken-Balligkeitsabweichung
11	Flanken-Balligkeitsabweichung
12	Flanken-Formabweichung
13	Flankenlinien-Höhenabweichung
14	Profilformabweichung
15	Verschmutzung durch Schleifstaub

Tabelle 9 Messungen an Zahnrädern mit verteilten Fehlern

Die Toleranzbereiche für Verteilungsabweichungen bei der untersuchten Verzahnung bewegen sich im Mikrometerbereich. Die genutzten Zahnräder zur Betrachtung der verteilten Fehler weisen in den meisten Fällen Toleranzüberschreitungen von  $0,5 - 4 \mu\text{m}$  auf und liegen nur in Einzelfällen höher. Allen Fehlern ist gemeinsam, dass sie in dieser Form und Größenordnung im Produktionsprozess auftreten. Um eine Vorstellung über die Schwingungssignale dieser Fehler zu bekommen, werden nachfolgend je ein Beispiel der Zeitsignale beider Fehlerkategorien mit sehr ausgeprägtem Fehler und ein Signalbeispiel eines fehlerfreien Zahnrades betrachtet.

Bild 45 zeigt das Schwingungssignal  $a(t)$  eines fehlerfreien Zahnrades und das dazugehörige Taktsignal  $T(t)$ , welches Beginn und Ende jeder Umdrehung kennzeichnet. Auf den ersten Blick handelt es sich hier um eine Schwingung mit stochastisch verteilten Amplituden um den Nullpunkt. Die vom Zahneingriff generierten Schwingungen sind nicht sichtbar. Auffällig sind die in jeder Umdrehung meist mehrfach auftretenden Instationaritäten im Signal bei  $0,35 \text{ s}$ ,  $0,7 \text{ s}$ ,  $1,05 \text{ s}$ ,  $1,4 \text{ s}$  und  $1,75 \text{ s}$ . Sie treten jedoch, bezogen auf das Encodersignal und somit auf den Prüfling, an unterschiedlichen Orten auf und sind demzufolge kein Indiz für eine Beschädigung des Prüflings selbst. Naheliegender erscheint ein Einfluss des Lehrrades, da die Abstände zwischen den Signalspitzen einem gleich bleibenden Abstand von  $0,35 \text{ s}$  entsprechen.

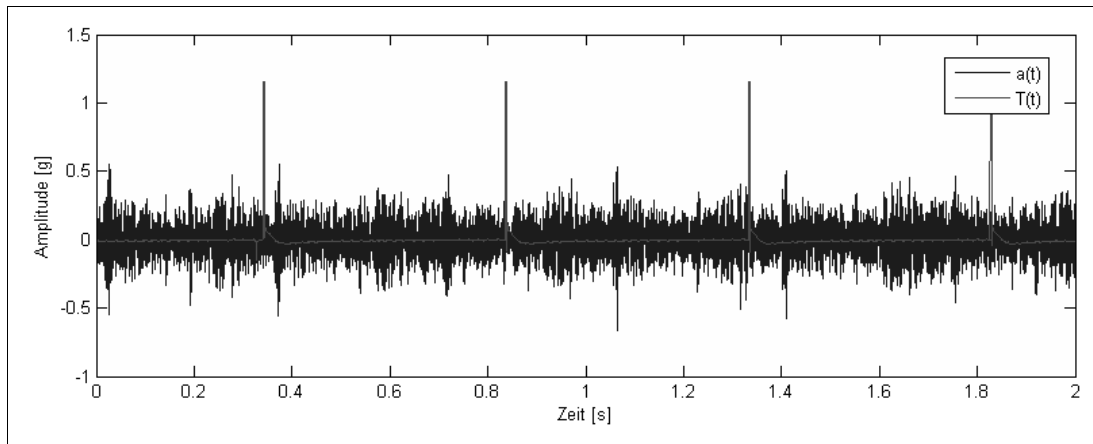


Bild 45 Zeitsignal eines fehlerfreien Zahnrads

Bei einer Rotationszeit der Prüflingswelle von einer Umdrehung pro 0,5 s entspricht das Verhältnis der beiden Umlaufzeiten dem der Zähnezahlen des Prüflings und des Lehrzades, wie Gleichung 6.2.1. zeigt.

$$\frac{T_1}{T_2} = \frac{0,35}{0,5} \approx \frac{67}{96} = \frac{Z_1}{Z_2} \quad (6.2.1)$$

Bild 46 zeigt das Schwingungssignal eines Zahnrads mit ausgeprägter Schlagstelle. Der Hauptanteil des Signals zeigt die gleichen Amplitudenschwankungen, wie sie beim fehlerfreien Zahnrad auftreten. Die eingebrachte Schlagstelle lässt sich bereits im Zeitsignal deutlich erkennen. Sie tritt jeweils nach einem Drittel der Umdrehung auf.

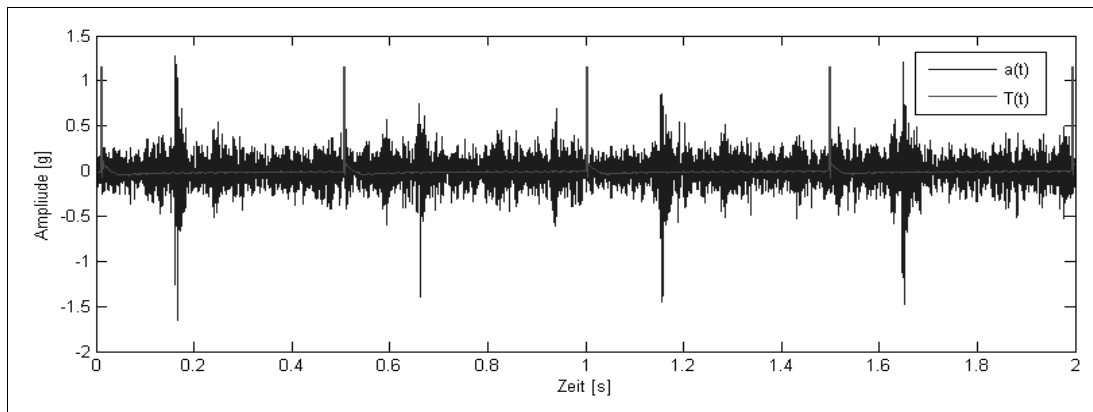


Bild 46 Zeitsignal eines Zahnrads mit einer Schlagstelle

Als Beispiel für verteilte Fehler ist in Bild 47 das Schwingungssignal eines Zahnrads dargestellt, bei welchem die geometrischen Grenzwerte um ein Vielfaches überschritten wurden. Im Vergleich mit beiden anderen Signalen ist erkennbar, dass sich die Schwingungsamplituden auf einem erhöhten Niveau befinden. Die Niveauunterschiede sind allerdings zu gering und zu schwankend, um eine Fehlererkennung über eine Maximalwertbetrachtung des Zeitsignals durchführen zu können. Hinzu kommt, dass es sich bei den gezeigten Zeitsignalen um sehr ausgeprägte Fehler handelt. Übliche Fehler stellen Grenzfälle in Nähe der Toleranzschwelle dar und sind auf der Basis des Zeitsignals nicht unterscheidbar.

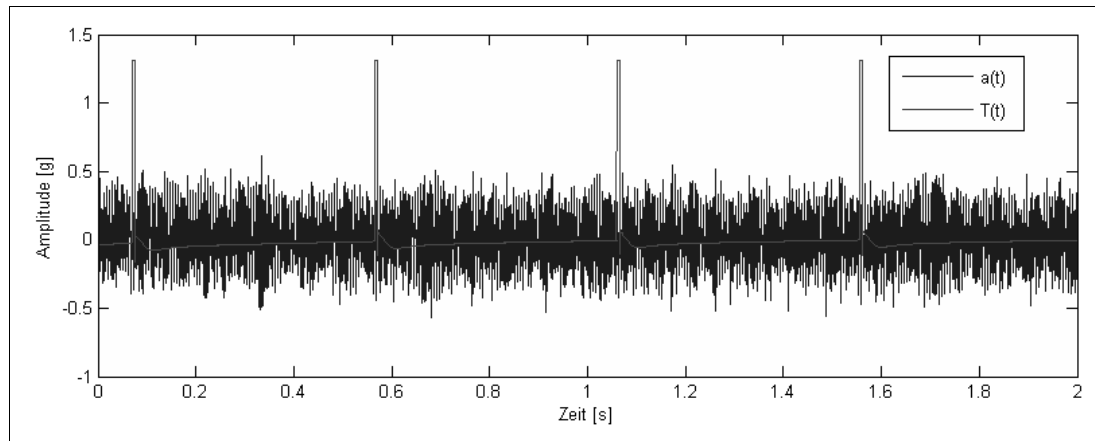


Bild 47 Zeitsignal eines Zahnrad mit verteiltem Fehler

## 6.3. Voruntersuchungen

### 6.3.1. Nutzung der Taktsynchronen Mittelung (TSM)

Wie bereits erläutert, ist im Fall der Getriebebeschwingungen eine Verbesserung der Detektionsfähigkeit infolge der Verringerung nicht rotationssynchroner Signalanteile durch die taktsynchrone Mittelung zu erwarten. Allerdings kann aufgrund der Zeitsituation in der Endkontrolle nicht unbeschränkt gemittelt werden. Übliche Zeitvorgaben für eine komplette Prüfung eines Zahnrad liegen im Bereich unter 30 s und liefern damit das Kriterium für Echtzeitnähe. Es ist somit die Frage zu untersuchen, wie viele Mittelungen für eine sinnvolle Signalverbesserung unabdingbar sind.

Um eine objektive Beurteilung des Einflusses der taktsynchronen Mittelung zu erlangen, hat sich folgendes Verfahren bewährt. Von einem Zahnrad mit einem bekannten Fehler werden 100 Umdrehungen unter Endkontroll-Prüfbedingungen aufgezeichnet. Im vorliegenden Fall wurde beispielhaft auf ein Zahnrad mit einer Schlagstelle (vgl. Bild 46) zurückgegriffen. Aus dem Zeitsignal werden  $N$  verschiedene Umdrehungen zufällig ausgewählt und gemittelt. Nachfolgend wird aus den gemittelten Signalen der Crest-Faktor an der Schlagstelle berechnet. Wird die Mittelungszahl  $N$  nun beispielsweise von 1 bis 20 variiert, kann die Streuung in Abhängigkeit von  $N$  dargestellt werden. Dazu wird Mittelung und Berechnung der Crest-Faktoren für jede Mittelungszahl  $N$  unter zufälliger Auswahl der Umdrehungen 20 mal wiederholt. Nachfolgend wird die Streuung der 20 Crest-Faktoren für jede Mittelungszahl  $N$  berechnet. Bild 48 zeigt die durch diese Vorgehensweise ermittelte Abhängigkeit der Streuung des Merkmalswertes *Crest-Faktor* für das ausgewählte Fehlersignal. Aus dem Diagramm wird ersichtlich, dass eine Mittelung über fünf Umdrehungen den Wert der Streuung bereits nahezu halbiert. Eine weitere Mittelung verbessert zwar die Ergebnisse weiterhin, allerdings ergibt kein entscheidender Vorteil. Somit wurde für die weiteren Untersuchungen eine Mittelungszahl  $N=5$  ausgewählt und standardmäßig für die folgenden Auswertungen eingesetzt. Die durchgeführte Untersuchung kann als Musteruntersuchung für die hier betrachtete Anwendung gelten.

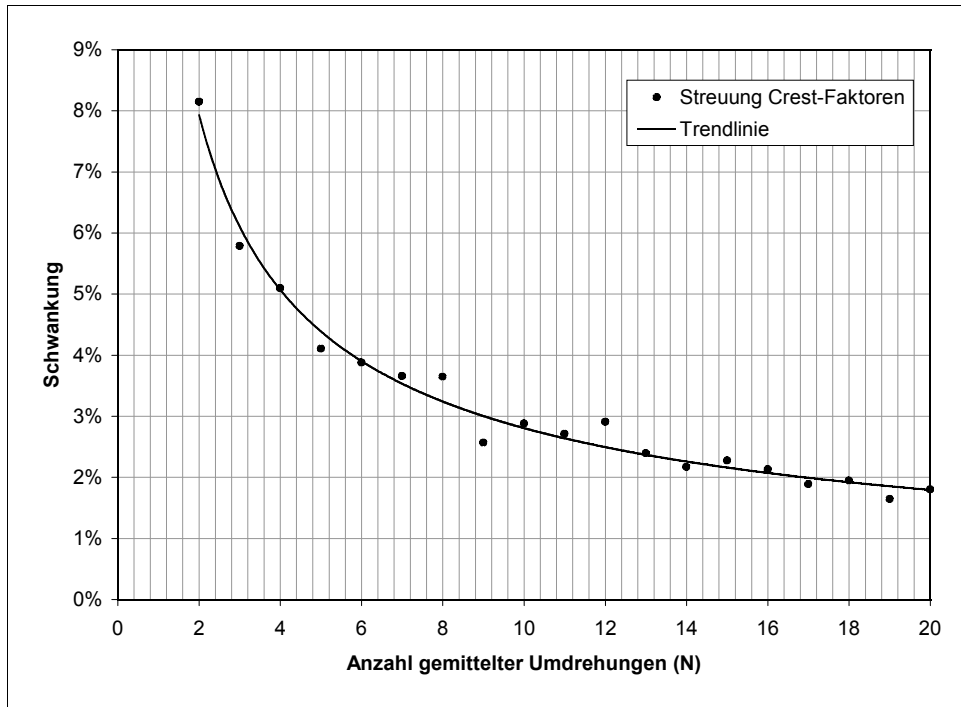


Bild 48 Einfluss der Mittelung auf die Streuung des Merkmalswertes Crest-Faktor

Einen sehr anschaulichen Eindruck vermitteln die beiden folgenden Bilder 49 und 50, in denen das Zeitsignal einer Getriebebeschwingung einmal vor und einmal nach den fünf Mittelungen dargestellt ist. Während sich der Schlag in einer einzelnen Umdrehung kaum von den übrigen Spitzen im Signal absetzt, tritt er nach der Mittelung deutlich hervor.

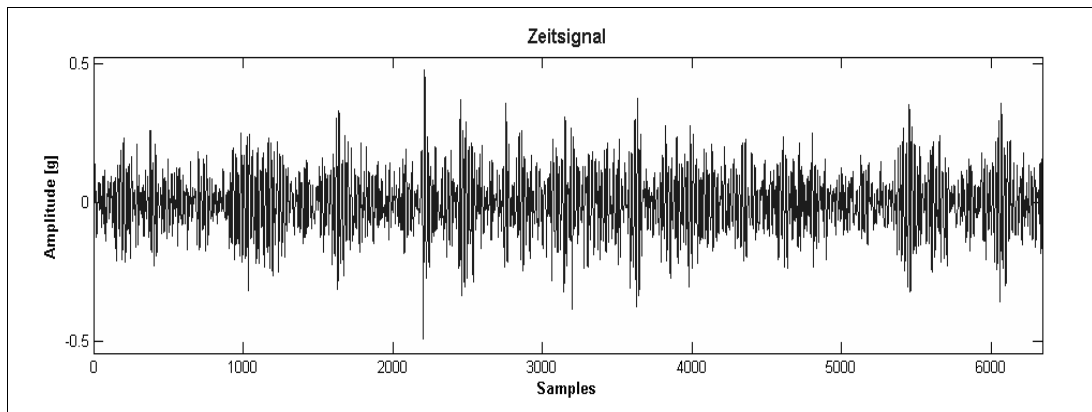


Bild 49 Ungemittelttes Zeitsignal eines fehlerhaften Zahnrades

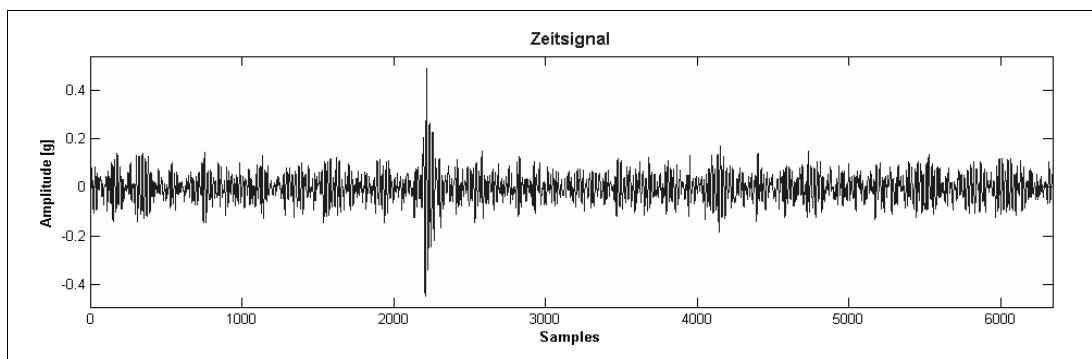


Bild 50 Zeitsignal des fehlerhaften Zahnrades nach 5 Mittelungen



### 6.3.2. Ergebnis der automatisierten Parametersuche

Für die Prüfung der Zahnräder unter Fertigungsbedingungen ist eine korrekte Einstellung des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT) erforderlich. Basierend auf den Ausführungen in Abschnitt 5.6 ist eine Durchführung der automatisierten Parametersuche als einführende Untersuchung an einem Referenz-Einzelfehler sinnvoll. Als Fehlersignal dient dabei ein Körperschallsignal aus 120 Umdrehungen eines Zahnrades mit einer Schlagstelle. Das Zahnrad wurde gezielt an einer Stelle durch einen Körnerschlag leicht beschädigt, so dass ein deutlich ausgeprägter und exakt lokalisierter Fehler zur Verfügung steht, wie er in ähnlicher Größenordnung in der Fertigung auftreten kann. Die Fehlerstelle befindet sich am 31. Zahn nach dem Taktsignal. Für die Fehlerlokalisierung wird eine Toleranz von  $\pm 1$  Zähnen in einem ersten Schritt als hinreichend erachtet. Diese Entscheidung berücksichtigt die Möglichkeit, dass die Instationarität am Rand eines zahnradbezogenen Blocks auftritt und ihren Maximalwert in einen umgebenden Block transferiert. Die Möglichkeit dieses Fehlers besteht insbesondere in den Leveln tieferer Frequenzbereiche, da hier durch die Anwendung des Downsamplings weniger Werte pro Block bei gleichzeitig schlechterer Zeitauflösung zur Verfügung stehen.

Die sinnvolle Leveltiefe für die Durchführung der Wavelet-Transformation beträgt 6 Level. Bei weiteren Leveln und somit tieferen Frequenzbereichen ist innerhalb der Level keine für die vorliegende Anwendung relevante Informationen mehr enthalten. Zudem steht durch das Downsampling innerhalb der Filterpyramide bei der verwendeten Abtastrate von 12,8 kHz weniger als ein Messpunkt pro Zahn zur Verfügung.

Da zu Beginn einer Parameteroptimierung keine Aussage darüber getroffen werden kann, ob für die Fehlerdiagnose die Wavelet-Koeffizienten oder das rücktransformierte und in die verschiedenen Frequenzbänder aufgeteilte Signal besser geeignet ist, werden beide Varianten in die Parametersuche aufgenommen.

Für die automatisierte Bestimmung der einzustellenden Parameter wird der Signalflussplan aus Abschnitt 5.7 für jeden verwendeten Wavelet-Typ und jede Merkmalsanalyse mehrmals durchlaufen. Das MDT speichert die Ergebnisse in einer tabellarisch formatierten Text-Datei. Beim vorliegenden Signal wurden aus 120 Umdrehungen entsprechend der Ergebnisse aus Abschnitt 6.3.1 je 5 aufeinanderfolgende Umdrehungen mit der taktsynchronen Mittelung behandelt. Es ergeben sich unter Nichtbetrachtung der ersten und letzten Umdrehungen 20 nutzbare gemittelte Signale und damit eine Gewährleistung der statistischen Aussagefähigkeit.

Die Ergebnisse des Automatik-Durchlaufs können in einer beliebigen Tabellen-Kalkulation gefiltert und sortiert werden. Im vorliegenden Fall ist eine Sortierung nach folgenden Kriterien sinnvoll:

1. Filterung der Varianten mit Zahl der Ausreißer ungleich Null (Spalte *Ausr.*). Dadurch werden nur die Ergebnisse berücksichtigt, die den Fehler an der korrekten Stelle erfasst haben.
2. aufsteigende Sortierung der Spalte  $s_{MAX}\%$  (prozentuale Standardabweichung der Merkmalsmaxima, bezogen auf ihren Mittelwert). Ein möglichst niedriger Wert bedeutet, dass der Merkmalswert bei allen gemittelten Signalen in gleicher Stärke erkannt wurde.
3. Filterung der Varianten mit Signal-Rauschabstand kleiner einem festzulegenden Minimum (Spalte  $\overline{SNR}$ ). Im vorliegende Fall wurden alle Werte kleiner 6 gefiltert. Dies ist ein frei festgelegtes Kriterium, welches die Übersichtlichkeit erhöhen soll.

Die Tabellen 10 bis 13 zeigen als Ausschnitt die im automatischen Durchlauf ermittelten Ergebnisse der jeweils 15 besten Varianten der Merkmalsgrößen *Crest-Faktor* und *relative spektrale Signalenergieverteilung* für die Verwendung von Koeffizienten und Signalen. Sie sind bereits nach den oben angegebenen Kriterien sortiert. Die zusätzlichen Spalten geben folgende weitere mögliche Filterkriterien an:

- $s_{SNR}$  - Standardabweichung des Signal-Rauschabstandes,
- $s_{SNR} \%$  - prozentuale Standardabweichung des Signal-Rauschabstandes,
- $\overline{MAX}$  - Mittelwert der Maximalwerte,
- $s_{MAX}$  - Standardabweichung aller Maximalwerte,

Wavelet	Level	Signalart	Analyse	$\overline{SNR}$	$s_{SNR}$	$s_{SNR} \%$	$\overline{MAX}$	$s_{MAX}$	$s_{MAX} \%$	Ausr.
db5	d6	Koeffizienten	Crest	6,11	0,4	7%	7,6	0,27	3%	0
db8	d5	Koeffizienten	Crest	9,83	1,13	12%	10,01	0,32	3%	0
db2	d6	Koeffizienten	Crest	12,82	0,89	7%	7,04	0,28	4%	0
db5	d5	Koeffizienten	Crest	10,45	0,9	9%	9,92	0,41	4%	0
db6	d6	Koeffizienten	Crest	11,15	0,68	6%	7,45	0,27	4%	0
sym4	d6	Koeffizienten	Crest	8,49	1,82	21%	8,13	0,33	4%	0
sym5	d6	Koeffizienten	Crest	8,99	1,19	13%	6,5	0,28	4%	0
coif1	d6	Koeffizienten	Crest	9,13	1,51	17%	7,89	0,33	4%	0
db1	d6	Koeffizienten	Crest	11,23	2,43	22%	6,47	0,32	5%	0
db4	d5	Koeffizienten	Crest	9,19	1,18	13%	9,63	0,48	5%	0
sym6	d6	Koeffizienten	Crest	7,82	1,73	22%	7,96	0,37	5%	0
coif2	d6	Koeffizienten	Crest	7,6	1,72	23%	7,77	0,37	5%	0
coif3	d6	Koeffizienten	Crest	7,05	1,86	26%	7,68	0,42	5%	0
db3	d6	Koeffizienten	Crest	6,1	1,61	26%	6,89	0,41	6%	0
coif4	d6	Koeffizienten	Crest	6,63	1,78	27%	7,54	0,45	6%	0

Tabelle 10 Ergebnisse Automatik-Durchlauf für Crest-Analyse, Koeffizienten

Wavelet	Level	Signalart	Analyse	$\overline{SNR}$	$s_{SNR}$	$s_{SNR} \%$	$\overline{MAX}$	$s_{MAX}$	$s_{MAX} \%$	Ausr.
db5	d6	Signale	Crest	10,92	1,12	10%	9,23	0,27	3%	0
db8	d5	Signale	Crest	10,89	0,65	6%	11,6	0,35	3%	0
sym5	d6	Signale	Crest	10,3	1,17	11%	9,4	0,24	3%	0
db2	d6	Signale	Crest	10,97	1,25	11%	11,35	0,41	4%	0
db5	d5	Signale	Crest	8,71	1,13	13%	10,56	0,43	4%	0
sym4	d6	Signale	Crest	7,74	1,71	22%	10,78	0,4	4%	0
sym6	d6	Signale	Crest	7,67	1,7	22%	10,08	0,43	4%	0
coif1	d6	Signale	Crest	8,72	1,57	18%	14,9	0,56	4%	0
coif2	d6	Signale	Crest	7,5	1,74	23%	11	0,47	4%	0
db1	d6	Signale	Crest	11,27	2,53	22%	6,13	0,29	5%	0
db3	d6	Signale	Crest	6,76	1,75	26%	11,57	0,54	5%	0
db4	d5	Signale	Crest	9,62	1,05	11%	10,29	0,49	5%	0
db6	d6	Signale	Crest	7,5	1,48	20%	8,64	0,4	5%	0
db7	d6	Signale	Crest	6,97	1,79	26%	9,04	0,45	5%	0
db8	d6	Signale	Crest	7,48	1,18	16%	8,11	0,44	5%	0

Tabelle 11 Ergebnisse Automatik-Durchlauf für Crest-Analyse, Signale

## 6. Anwendung in der Verzahnungsdiagnose

Wavelet	Level	Signalart	Analyse	$\overline{SNR}$	$s_{SNR}$	$s_{SNR} \%$	$\overline{MAX}$	$s_{MAX}$	$s \%$	Ausr.
db2	d6	Koeffizienten	EnergyDist	14,75	0,96	6%	14,74	0,77	5%	0
db5	d6	Koeffizienten	EnergyDist	9,98	0,65	6%	10,78	0,65	6%	0
sym5	d6	Koeffizienten	EnergyDist	14,13	0,87	6%	13,14	0,76	6%	0
sym6	d6	Koeffizienten	EnergyDist	7,55	1,15	15%	9,15	0,65	7%	0
coif2	d6	Koeffizienten	EnergyDist	7,29	1,08	15%	8,85	0,64	7%	0
db6	d6	Koeffizienten	EnergyDist	11,75	1,28	11%	11,71	0,87	7%	0
db1	d1	Koeffizienten	EnergyDist	8,44	1,3	15%	4,52	0,37	8%	0
db7	d6	Koeffizienten	EnergyDist	8,07	1,4	17%	8,69	0,74	8%	0
coif1	d6	Koeffizienten	EnergyDist	9,27	0,86	9%	10,29	0,79	8%	0
db1	d2	Koeffizienten	EnergyDist	8,61	1,5	17%	4,72	0,43	9%	0
db3	d6	Koeffizienten	EnergyDist	7,48	1,17	16%	8,5	0,77	9%	0
db5	d5	Koeffizienten	EnergyDist	7,18	1,01	14%	8,04	0,74	9%	0
sym4	d6	Koeffizienten	EnergyDist	6,04	1,36	22%	8,18	0,75	9%	0
sym5	d4	Koeffizienten	EnergyDist	8,66	1,38	16%	6,09	0,57	9%	0
db2	d3	Koeffizienten	EnergyDist	10,77	1,24	11%	6,16	0,62	10%	0

*Tabelle 12 Ergebnisse Automatik-Durchlauf für Energieverteilung, Koeffizienten*

Wavelet	Level	Signalart	Analyse	$\overline{SNR}$	$s_{SNR}$	$s_{SNR} \%$	$\overline{MAX}$	$s_{MAX}$	$s_{MAX} \%$	Ausr.
db8	d5	Signale	EnergyDist	10,25	0,93	9%	9,13	0,43	5%	0
sym5	d6	Signale	EnergyDist	11,67	0,98	8%	12,35	0,66	5%	0
db7	d5	Signale	EnergyDist	7,98	1,05	13%	6,58	0,39	6%	0
sym4	d6	Signale	EnergyDist	7,99	1,56	20%	10,27	0,59	6%	0
coif4	d5	Signale	EnergyDist	8	0,91	11%	6,31	0,37	6%	0
coif5	d5	Signale	EnergyDist	8,42	1,05	12%	6,73	0,38	6%	0
db2	d6	Signale	EnergyDist	12	1,03	9%	12,97	0,72	6%	0
db5	d6	Signale	EnergyDist	12,36	1,01	8%	12,28	0,76	6%	0
db3	d6	Signale	EnergyDist	6,69	1,61	24%	9,6	0,71	7%	0
db4	d5	Signale	EnergyDist	9,18	1,21	13%	7,65	0,51	7%	0
db5	d5	Signale	EnergyDist	9,55	0,97	10%	8,77	0,64	7%	0
db7	d6	Signale	EnergyDist	6,76	1,84	27%	8,59	0,64	7%	0
sym6	d6	Signale	EnergyDist	7,77	1,59	21%	10,48	0,7	7%	0
coif1	d6	Signale	EnergyDist	9,13	1,37	15%	11,69	0,83	7%	0
coif2	d6	Signale	EnergyDist	7,58	1,59	21%	10,4	0,69	7%	0

*Tabelle 13 Ergebnisse Automatik-Durchlauf für Energieverteilung, Signale*

Unter Berücksichtigung der vollständigen Tabellen mit allen Ergebnissen des Automatik-Durchlaufs lassen sich die nachfolgenden Feststellungen treffen.

Es existieren erkennbare Unterschiede hinsichtlich der Eignung verschiedener Wavelets sowohl in der Größe der Maximalwerte als auch im Rauschverhalten. Diese sind jedoch nicht so groß, dass irgendeines der Wavelets gar kein sinnvolles Ergebnis liefert. Der Durchlauf zeigt, dass prinzipiell jedes Wavelet in der Lage ist, den Schlag zu detektieren. Dies lässt sich mit der Intensität des Fehlers begründen.

Die besten Voraussetzungen für die Fehlererkennung bestehen in den Detailleveln d5 und d6. Es wird vermutet, dass in den höheren Leveln die Anteile von elektromagnetischen Einstreuungen und Bauteilschwingungen das Rauschverhältnis ungünstig beeinflussen.

Eine Aussage, ob Koeffizienten oder rücktransformierte Signale eine bessere Basis für die Merkmalsgenerierung bilden, lässt sich anhand der dargestellten Ergebnisse nicht treffen. In beiden Fällen finden sich die Wavelet-Typen in ähnlicher Verteilung an der Spitze der Tabelle. Auch die Be-

trachtung der Einzelwerte ergibt keine Bevorzugungsmöglichkeit, da sich die Merkmalswerte in ähnlichen Bereichen bewegen.

Im Fall der vorliegenden Schlagstelle schwankt der Wert der Merkmalsgröße *Crest-Faktor* tendenziell etwas weniger als der der Signalenergieverteilung. Dies ist unerwartet, da die Betrachtung der Berechnungsvorschrift aufgrund der integrierenden Wirkung der Energieberechnung über eine Blocklänge eine entgegengesetzte Tendenz vermuten ließ.

Da sowohl zwischen Koeffizienten und Signalen, als auch zwischen einigen Wavelets kein deutlicher Unterschied bezüglich ihrer Eignung zur Signalanalyse festgestellt werden konnte, besteht das Ziel darin, ein Wavelet auszuwählen, welches in allen Auswerteergebnissen sehr gut abgeschnitten hat. Dieser Punkt hat seine Berechtigung, da beim Einsatz desselben Wavelets die einzelnen Levels immer die gleichen Frequenzbereiche für die Berechnung aller Merkmalswerte enthalten. Damit ist eine bessere Vergleichbarkeit der Ergebnisse untereinander gegeben.

Die Auswahl entspricht folgenden Kriterien:

- geringe Streuung des Merkmalswertes (geht bereits aus Sortierung hervor),
- möglichst hoher Rauschabstand,
- möglichst niedrigkomplexes Wavelet. Dies geschieht vorrangig wegen der mit steigender Komplexität ebenfalls steigender Anfälligkeit der Transformation gegen Randverzerrungen.
- möglichst hohe Werte für beide Analysemethoden (Crest-Analyse und Signalenergieverteilung), sowohl bei Verwendung von Koeffizienten als auch von Signalen.

Die Voruntersuchungen liefern somit folgende Parametereinstellungen, die sich als geeignet zur Fehlererkennung erwiesen haben:

Parameter	Einstellung
Anzahl der Mittelungen	5
Wavelet-Typ	db5
Transformationsergebnis	Koeffizienten

*Tabelle 14 Parametereinstellungen*

Diese Einstellungen liefern die Grundlage für die Untersuchungen zur Fehlererkennung in der Endkontrolle von Zahnrädern. Parallel dazu werden im Anschluss auch die Wavelets *coif5* und *sym5* als alternative Auswerteeinstellungen untersucht, sowie eine Betrachtung der Analyse anhand der rücktransformierten Signale durchgeführt, da auch diese Einstellungen aus der Voruntersuchung als mögliche Parameter hervorgingen. Die Durchführung der Prüfung erfolgt unter den realen Umgebungsbedingung mit den in Abschnitt 6.1 beschriebenen Einstellungen.

## 6.4. Untersuchungen zur Fehlererkennung unter Fertigungsbedingungen

### 6.4.1. Erstellung der Bewertungsbasis anhand fehlerfreier Verzahnungen

Die Basis für eine erfolgreiche Fehlererkennung ist eine Untersuchung fehlerfreier Zahnräder, da sie eine Aussage über den Normzustand liefert. Die Grundlage dafür liefert die Untersuchung von 15 fehlerfreien Rädern, die aus der laufenden Produktion entnommen und bezüglich ihrer Merkmalswerte analysiert wurden. Die Einordnung als fehlerfreie Zahnräder erfolgte unter der zur Zeit in der Industrie üblichen Prüfmethode der Betrachtung der Wälzabweichung durch Einflankenwälzprüfung.

Von besonderem Interesse ist zunächst die Frage, welcher Wertebereich für die Merkmalsgröße *mittlere spektrale Signalenergie* als normal angesehen werden kann, da dies die einzige absolute Größe unter den hier verwendeten Merkmalen ist. Die Ergebnisse der Mittelwertberechnungen für dieses Merkmal zeigt Tabelle 15.

Level	d1	d2	d3	d4	d5	d6
<b>Pseudofrequenz <math>f_a</math></b>	<b>4.67 kHz</b>	<b>2.13 kHz</b>	<b>1.07 kHz</b>	<b>0.53 kHz</b>	<b>0.27 kHz</b>	<b>0.13 kHz</b>
Mittelwert	7	40	213	595	305	460
Standardabweichung	0,4	3,6	15,0	45,6	109,7	221,2
Standardabweichung / Mittelwert	5%	3%	7%	8%	36%	48%

Tabelle 15 Statistik zur spektralen Signalenergie der fehlerfreien Teile

Es ist auffallend, dass in den Leveln d1 bis d4 die *mittlere spektrale Signalenergie* zwischen den einzelnen Zahnrädern nur gering schwankt, in den Leveln d5 und d6 jedoch vergleichsweise stark. Dies wird dem Einfluss der Zahneingriffsfrequenz und ihrer zweiten Harmonischen zugeordnet. Diese betragen im vorliegenden Fall 96 Hz beziehungsweise 192 Hz und bewegen sich in den Frequenzbereichen, die vom fünften und sechsten Detaillevel abgedeckt werden. Unterschiede in der Beschaffenheit der einzelnen fehlerfreien Zahnräder, welche im Rahmen der Toleranz durchaus bestehen dürfen, äußern sich somit hier vorrangig. Um die Verteilung der stark streuenden Messwerte zu veranschaulichen, sind die Werte der Level d4 bis d6 in einem Diagramm in Bild 51 für die einzelnen Zahnräder dargestellt. Diese sind dabei nach ihrem Wert im sechsten Detaillevel sortiert.

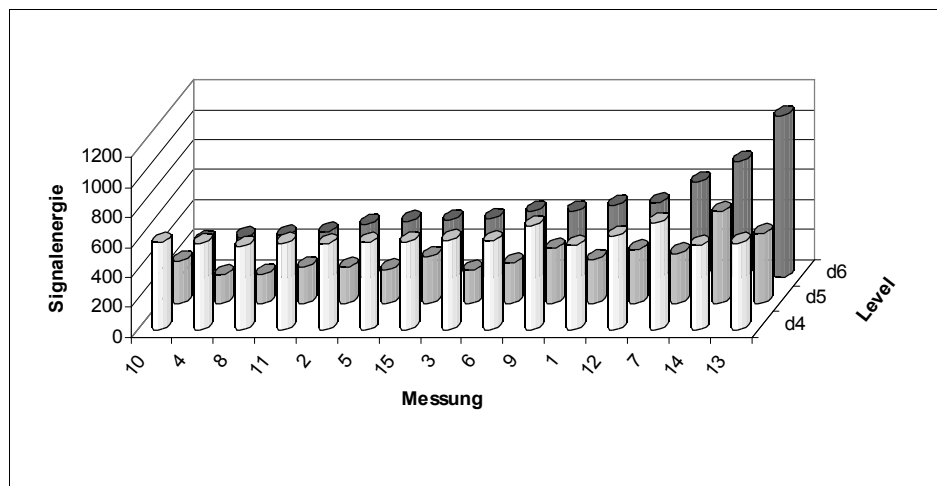


Bild 51 mittlere Spektrale Signalenergie der fehlerfreien Zahnräder der Level d4-d6

Die Darstellung zeigt noch einmal deutlich die großen Schwankungen, die insbesondere im sechsten Detaillevel auftreten. Verantwortlich dafür sind hauptsächlich drei Zahnräder (7, 13 und 14), die sich deutlich von den übrigen abheben. Bei Zahnrad 7 fällt besonders auf, dass bei ihm als einzigem die mittlere spektrale Signalenergie in Level d5 höher als in Level d4 ist.

Da sich die zu erwarteten Einzelfehler in Impulsen und somit in einem breiten Frequenzbereich äußern, scheint die *mittlere spektrale Signalenergie* für eine Schwellwertbetrachtung geeignet zu sein. Im Gegensatz dazu ist sie für eine Eignung zur Erkennung verteilter Fehler nur bedingt sinnvoll, da sich diese vorrangig im Bereich der Eingriffsfrequenzen innerhalb der Level d5 und d6 äußern. In diesen Leveln liegt für Zahnräder mit verteilten Fehlern eine Korrelation mit den Ergebnissen der Einflankenwälzprüfung im Bereich des Möglichen. Für eine endgültige Aussage müssen jedoch die Ergebnisse der Untersuchungen an verteilten Fehlern in Abschnitt 6.4.3 berücksichtigt werden.

Vor der Betrachtung der weiteren verwendeten Merkmalswerte wird an dieser Stelle noch einmal darauf hingewiesen, dass sie keinen absoluten Charakter haben, sondern immer eine relative Angabe für die Verteilung von Amplituden darstellen. Da in fehlerfreien Signalen keine außergewöhnlichen Spitzenwerte zu erwarten sind, nähern sich die berechneten Merkmalswerte dem Bereich ihrer theoretischen Idealwerte von 3, im Falle der relativen spektralen Signalenergieverteilung von 1, an.

Die in Tabelle 16 dargestellten *Kurtosis*-Werte bewegen sich erwartungsgemäß nahe ihres theoretischen Wertebereiches. In Level d1 und d6 treten dabei hohe Standardabweichungen auf, welche auf die auftretenden Randverzerrungen zurückzuführen sind. Bei der Interpretation der Ergebnisse für fehlerhafte Zahnräder muss dies berücksichtigt werden.

Level	d1	d2	d3	d4	d5	d6
<b>Pseudofrequenz <math>f_a</math></b>	<b>4.67 kHz</b>	<b>2.13 kHz</b>	<b>1.07 kHz</b>	<b>0.53 kHz</b>	<b>0.27 kHz</b>	<b>0.13 kHz</b>
Mittelwert	4,45	4,65	3,89	3,1	3,23	2,58
Standardabweichung	1,59	0,44	0,22	0,33	0,37	0,71
Standardabweichung / Mittelwert	36%	10%	6%	11%	12%	27%

Tabelle 16 Statistik zur Kurtosis der fehlerfreien Verzahnungen

Tabelle 17 zeigt die berechneten Mittelwerte der *Crest*-Faktoren. Die dafür benötigten Maximalwerte treten, bedingt durch das Nichtvorhandensein von Fehlstellen, bei jeder Messung zufällig örtlich verteilt über die einzelnen berechneten Level auf. Eine Ausnahme bildet der Einfluss der Randverzerrung in Level d1 bis d3. Er liefert maximale Koeffizienten am Ende des transformierten Signals, welche in die statistische Betrachtung mit einfließen. Aufgrund dieser Tatsachen ist eine Aufteilung der Signale in zahnbezogene Blöcke für die Betrachtung fehlerfreier Zahnräder nicht sinnvoll. Der Maximalwert des kompletten Signals wird deshalb dem Effektivwert gegenübergestellt, um eine Aussage über den *Crest*-Faktor eines fehlerfreien Signals zu erhalten.

Der erwartete Wert von 3 wird in den Leveln d1 bis d3 deutlich überschritten. Der Einfluss der Randverzerrung, auf den diese Werte zurückzuführen sind, wurde im vorangegangenen Absatz bereits dargelegt. Alle anderen Werte zeigen deutlich die erwartete Annäherung an den theoretischen Wert 3. Das dieser Wert in Level d6 unterschritten wird, kann damit begründet werden, dass sinusförmige Signalanteile des Zahneingriffs hier verstärkt vorhanden sind (vergleiche Abschnitt 5.5.3).

Level	d1	d2	d3	d4	d5	d6
<b>Pseudofrequenz <math>f_a</math></b>	<b>4.67 kHz</b>	<b>2.13 kHz</b>	<b>1.07 kHz</b>	<b>0.53 kHz</b>	<b>0.27 kHz</b>	<b>0.13 kHz</b>
Mittelwert	6,76	5,03	4,77	3,73	3,82	2,46
Standardabweichung	3,26	0,53	0,59	0,49	0,36	0,34
Standardabweichung / Mittelwert	48%	10%	12%	13%	9%	14%

Tabelle 17 Statistik zu den Crest-Faktoren der fehlerfreien Verzahnungen

Abschließend wird der Merkmalswert *relative spektrale Signalenergieverteilung* in Tabelle 18 betrachtet. Deren theoretischer Wert 1 bedeutet, dass die mittlere spektrale Signalenergie über eine gesamte Umdrehung konstant ist. Dieser theoretische Wert wird erwartungsgemäß in keinem der Level erreicht. Dies ist plausibel, da es sich um reale Verzahnungen handelt, die tolerierte Abweichungen im Bereich der Gesamtteilung und Einzelteilung aufweisen. Auffällig ist die deutlich höhere Standardabweichung in Level d5 und d6.

Um einen möglichen Zusammenhang zur am Anfang des Abschnittes behandelten absoluten spektralen Signalenergie der gesamten Umdrehung zu untersuchen, sind die Einzelwerte der Level d4 bis d6 im folgenden Diagramm in Bild 52 dargestellt, wobei zur besseren Vergleichbarkeit die Sortierung der Sortierung in Bild 51 entspricht.

Level	d1	d2	d3	d4	d5	d6
Pseudofrequenz $f_a$	4.67 kHz	2.13 kHz	1.07 kHz	0.53 kHz	0.27 kHz	0.13 kHz
Mittelwert	1,54	1,81	1,91	2,31	2,54	2,81
Standardabweichung	0,12	0,16	0,11	0,21	0,4	0,58
Standardabweichung / Mittelwert	8%	9%	6%	9%	16%	21%

Tabelle 18 Statistik zur relativen spektralen Signalenergieverteilung der fehlerfreien Verzahnungen

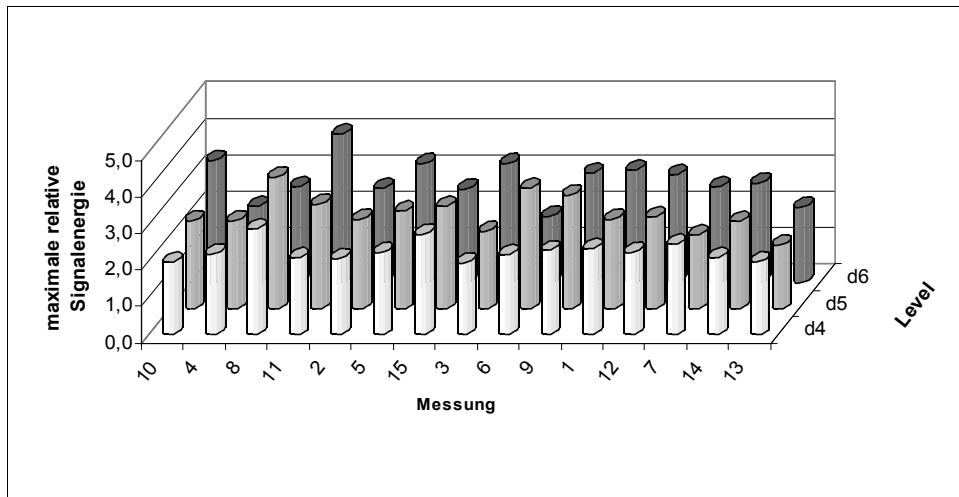


Bild 52 relative spektrale Signalenergieverteilung der fehlerfreien Zahnräder der Level d4-d6

Der Vergleich beider Auswertungen zeigt, dass die Zahnräder 7, 13 und 14, welche eine besonders hohe *mittlere spektrale Signalenergie* aufweisen, bei der *relativen spektralen Signalenergieverteilung* unauffällig sind. Dies kann mit der Eigenschaft der Signalenergieverteilung als relative Größe begründet werden. Eine betragsmäßige Abweichung des Maximalwertes gegenüber dem Mittelwert wird bei einem höherem Mittelwert geringer ausfallen als bei einem kleinerem Mittelwert.

Übereinstimmend ist festzustellen, dass Level d6 die höchsten Streuungen aufweist. Gründe dafür wurden bereits bei der Betrachtung der anderen Merkmalswerte genannt und treffen auch hier zu. Alle Merkmalswerte zeigten sich in den erwarteten Größenordnungen, gestört nur durch berechnungsbedingte Fehler bei der Berechnung der Merkmalswerte *Crest-Faktor* und *Kurtosis*. Obwohl die Level d4, d5 und d6 die größte Streuung aufweisen, ist ihre Betrachtung sinnvoll. Bei Berücksichtigung der Tatsache, dass sich reale Verzahnungen in Toleranzbereichen bewegen, kann eine hohe Streuung ein Zeichen für eine sensible Erkennungsmöglichkeit verteilter Fehler sein.

Die Berechnung der Merkmalswerte *Kurtosis*, *Crest-Faktor* und *relative spektrale Signalenergieverteilung* werden als geeignet zur Erkennung von Einzelfehlern in Verzahnungssignalen erachtet. Zur Erkennung verteilter Fehler wird der Merkmalswert *mittlere spektrale Signalenergie* herangezogen. Ausgehend von den durchgeführten Betrachtungen werden Grenzwerte für die Klassifizierung der Schadstellen als Fehler festgelegt und in Tabelle 19 dargestellt.

Merkmalswert	d1	d2	d3	d4	d5	d6
Pseudofrequenz $f_a$	4.67 kHz	2.13 kHz	1.07 kHz	0.53 kHz	0.27 kHz	0.13 kHz
Kurtosis	5	5	5	5	5	5
Crest-Faktor	6	5,5	6	4,5	4	3
Rel. spektr. Signalenergieverteilung	2	2	2	2,5	3	3,5

Tabelle 19 Grenzwerte für die Fehlererkennung von Einzelfehlern

Dabei wird sich an den errechneten Mittelwerten und der dazugehörigen Streuung der fehlerfreien Signale orientiert. Dafür wurde die Summe aus Mittelwert und Betrag der Standardabweichung gebildet, welche zu 0.5 aufgerundet wurde. Dies stellt zwar keine statistisch unanfechtbare Grundlage

dar, ist aber für den Nachweis der Einsatzfähigkeit ausreichend. Für die verteilten Merkmalskennwerte, welche für jede einzelne Zahnposition einen Wert liefern, wird die Festlegung getroffen, dass mindestens zwei Werte an der gleichen Position über dem Grenzwert liegen müssen, um einen Fehler zu detektieren. Dabei wird eine Toleranzgrenze von  $\pm 1$  Positionsverschiebung zugelassen. Beide Kriterien sind zulässig, wenn davon ausgegangen wird, dass sich Einzelfehler über breitbandige Impulse äußern. Dies wurde in verschiedenen Voruntersuchungen belegt und wurde auch in Abschnitt 5.4.1 deutlich.

Anhand dieser Anforderung soll nachgewiesen werden, dass eine grenzwertbasierte Fehlererkennung möglich ist. Die in diesem Abschnitt allgemein getroffenen Aussagen lassen sich für die prinzipielle Prüfung von Stirnradpaaren auf Prüfmaschinen verallgemeinern. Die jeweiligen Grenzwerte müssen allerdings für jeden zu prüfenden Zahnradtyp speziell in einer Voruntersuchung ermittelt werden, die analog zur hier dargestellten erfolgen muss. Für die endgültige Festlegung dieser Grenzwerte sind dabei umfangreichere Voruntersuchungen in Absprache mit dem jeweiligen Anwender notwendig, um eine statistische Signifikanz zu erreichen. Die Schwellwerte, welche in diesem Abschnitt für die jeweiligen Merkmalswerte festgelegt werden, haben demzufolge ausschließlich exemplarischen Charakter.

#### 6.4.2. Erkennung der Einzelfehler

Die Erstausswertung zur Einzelfehlererkennung erfolgt unter Nutzung des Merkmalswertes *Kurtosis*, welcher eine Information über das Vorhandensein von Instationaritäten im Signal liefern soll, ohne jedoch Aufschluss über deren Ort geben zu können. In Tabelle 20 sind die *Kurtosis*-Werte für jedes der untersuchten Zahnräder dargestellt. Der besseren Übersicht wegen stehen die festgelegten Grenzwerte bei allen Auswertungen in Klammern hinter der Levelbezeichnung. Werte, die die Grenzwerte erreichen oder überschreiten und so auf einen Fehler hinweisen, sind in der Tabelle grau hinterlegt.

Zahnrad	1	2	3	4	5	6	7
d1 (5)	22	24	47	8	26	9	6
d2 (5)	72	5	4	18	14	4	17
d3 (5)	53	8	5	13	16	9	9
d4 (5)	21	5	10	21	12	19	23
d5 (5)	7	10	21	25	34	20	6
d6 (5)	4	2	2	3	24	21	6

Tabelle 20 Kurtosis-Werte der Zahnräder mit Einzelfehlern

Es zeigt sich, dass sich alle untersuchten fehlerhaften Verzahnungen durch erhöhte *Kurtosis*-Werte in fast jedem Level äußern. Der festgelegte Grenzwert wird dabei teilweise um eine Zehnerpotenz überschritten (Fehler 1). Dabei ist zu beachten, dass die Werte sehr stark streuen, ein Indiz dafür, dass diese Fehler unterschiedlich stark auf den *Kurtosis*-Wert einwirken. Für eine bessere Veranschaulichung sind in Bild 53 die Werte zusammen mit dem mittleren *Kurtosis*-Wert der fehlerfreien Zahnräder beispielhaft für die Level d3 bis d5 dargestellt.

Die Grafik zeigt, wie deutlich sich manche *Kurtosis*-Werte der fehlerbehafteten Zahnräder von denen der fehlerfreien Zahnräder abheben. Unter der Festlegung des Grenzwertes und der Häufigkeit seiner Überschreitung pro Zahnrad kann festgestellt werden, dass über die *Kurtosis* alle Fehler detektiert werden. Es wird bereits hier deutlich, dass sich Schlagstellen und Grate gleichermaßen gut erkennen lassen.



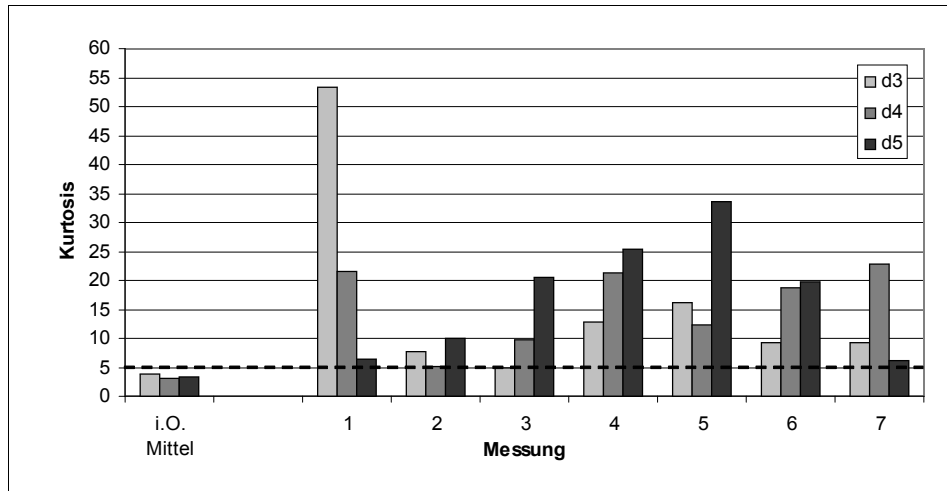


Bild 53 Grenzwertbetrachtung anhand Kurtosis bei Einzelfehlern

Eine zusätzliche Information über die Position des Fehlers liefert die *Crest*-Analyse, die im zweiten Schritt erfolgt. Sie ermöglicht eine Aussage darüber, ob in verschiedenen Leveln jeweils an der gleichen Stelle hohe Amplituden vorkommen. Dies ist vor allem bei den hier auftretenden Stoßanregungen wichtig, da sich diese über einen breiten Frequenzbereich auswirken.

In Tabelle 21 ist zunächst für jedes der untersuchten Zahnräder die Zahnposition pro Level aufgeführt, an welcher der maximale *Crest*-Faktor berechnet wurde. Positionen, welche die Bedingung der gleichen Fehlerposition in unterschiedlichen Leveln erfüllen, sind grau gekennzeichnet. Tabelle 22 zeigt die Werte der maximalen *Crest*-Faktoren an den in Tabelle 21 dargestellten Positionen an. Diejenigen *Crest*-Faktoren, die das Kriterium der gleichen Position aus Tabelle 21 erfüllen und den Grenzwert überschreiten, sind ebenfalls grau unterlegt.

Zahnrad	1	2	3	4	5	6	7
d1	35	96	96	24	96	96	12
d2	35	26	89	24	31	39	11
d3	35	26	34	24	31	39	11
d4	35	25	34	25	31	39	12
d5	34	25	33	25	31	41	13
d6	38	38	80	29	30	38	13

Tabelle 21 Position der maximalen *Crest*-Faktoren der Zahnräder mit Einzelfehlern

Zahnrad	1	2	3	4	5	6	7
d1 (6)	14	20	23	12	20	15	7
d2 (5,5)	19	8	5	12	14	6	12
d3 (6)	15	9	6	11	11	10	10
d4 (4,5)	11	7	8	9	7	11	11
d5 (4)	5	7	9	10	11	8	5
d6 (3)	4	2	2	3	8	6	5

Tabelle 22 maximale *Crest*-Faktoren der Zahnräder mit Einzelfehlern

Auch durch die Betrachtung der *Crest*-Faktoren und ihrer Position können alle sieben fehlerhaften Zahnräder erkannt werden. Es zeigt sich, dass überall in mehreren Leveln auffällig hohe *Crest*-Faktoren an der gleichen Position auftreten. Zu beachten ist auch das häufige Auftreten der Zahnposition 96 im ersten Level als Ort des maximalen *Crest*-Faktors. Da diese Position das Signalende markiert, ist dies noch einmal ein deutlicher Hinweis auf die Anfälligkeit der *Crest*-Analyse für Randverzerrungen zu werten, der bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden muss.

Um die Eignung der *Crest*-Faktoren für eine Grenzwertbetrachtung noch einmal zu veranschaulichen, werden wiederum die Werte der Level d3 bis d5 in Bild 54 in einem Diagramm dargestellt.

Die festgelegten Grenzwerte für die einzelnen Level werden durch Linien verdeutlicht. Es ist zu erkennen, dass für jedes dargestellte fehlerhafte Zahnrad der jeweilige Grenzwert überschritten wird. Besonders deutlich geschieht dies in Level d3.

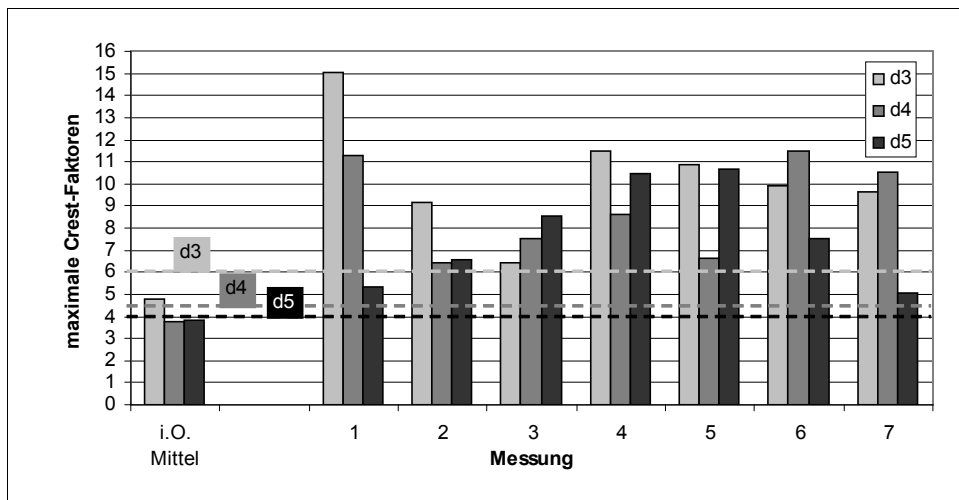


Bild 54 Grenzwertbetrachtung anhand der Crest-Analyse bei Einzelfehlern

Die Betrachtung der *relativen spektralen Signalenergieverteilung* erfolgt analog zur beschriebenen Vorgehensweise bei der Crest-Analyse. Sie zeigt ein der Crest-Analyse ähnliches Ergebnis. Tabelle 23 zeigt die Position der Maximalwerte der relativen spektralen Signalenergieverteilung pro Level, Tabelle 24 den eigentlichen Wert an dieser Position. Auch hier wurden diejenigen Ergebnisse, die zusätzlich zur Überschreitung des Grenzwertes das Kriterium der gleichen Position in verschiedenen Leveln erfüllen, grau unterlegt.

Zahnrad	1	2	3	4	5	6	7
d1	36	26	96	24	31	41	12
d2	36	26	34	24	31	41	11
d3	35	26	34	25	31	39	11
d4	36	26	34	24	31	39	12
d5	35	25	33	24	31	41	11
d6	38	38	80	27	29	38	13

Tabelle 23 Position der Maximalwerte der relativen Signalenergieverteilung der Zahnräder mit Einzelfehlern

Zahnrad	1	2	3	4	5	6	7
d1 (2)	3	2	2	2	2	2	3
d2 (2)	5	3	2	3	4	2	3
d3 (2)	2	4	3	4	6	4	4
d4 (2,5)	6	4	6	6	6	5	6
d5 (3)	3	6	7	8	8	6	5
d6 (3,5)	4	3	3	4	11	11	5

Tabelle 24 Signalenergiemaxima bei Zahnrädern mit Einzelfehlern

Wiederum werden die Werte der Levels d3 bis d5 in Bild 55 in einem Diagramm dargestellt. Es ist erkennbar, dass die Energiewerte geringeren Schwankungen unterliegen, als die Werte der Crest-Analyse. Die Detektion ist allerdings ebenso eindeutig.

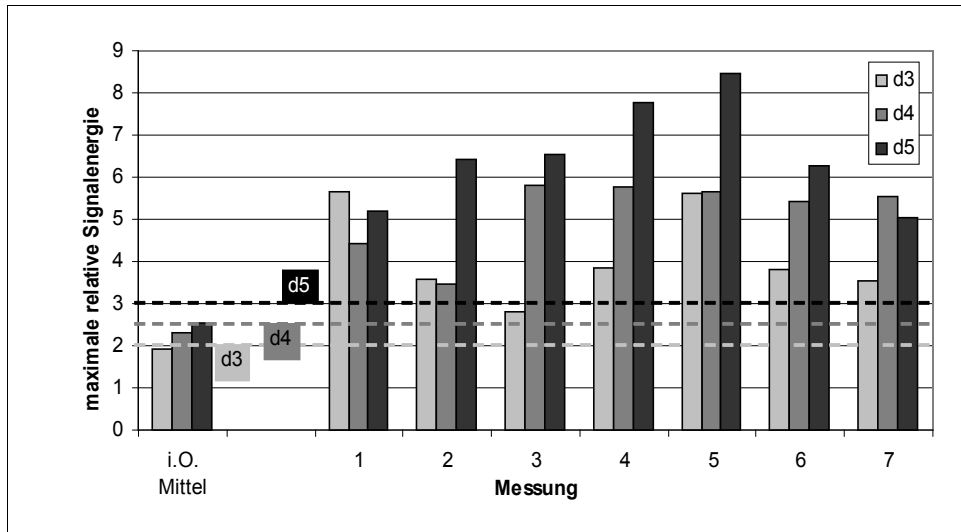


Bild 55 Grenzwertbetrachtung anhand der relativen Signalenergieverteilung bei Einzelfehlern

Zusammenfassend lässt sich das demonstrierte Potenzial zur Erkennung von Einzelfehlern sehr positiv beurteilen. Alle sieben untersuchten Zahnräder mit Einzelfehlern wurden detektiert. Es konnte eine Fehleraussage unabhängig vom eingesetzten Merkmalswert anhand der Grenzwertbetrachtung getroffen werden. Die Erkennung gelingt auf  $\pm 1$  Zahn genau.

Die aus der Wälzlagerprüfung entnommene Betrachtung der *Kurtosis* lässt sich problemlos auch in der Verzahnungsprüfung einsetzen. Nachteilig ist hierbei die fehlende Zuordnung des Fehlers zu einer bestimmten Position. Die *Kurtosis*-Betrachtung liefert somit nur eine allgemeine Gut-Schlecht-Aussage.

Gegenüber der *relativen spektralen Signalenergieverteilung* liefert die Auswertung mittels *Crest*-Analyse das etwas eindeutigeres Ergebnis. Dies wird besonders an der Betrachtung des Zahnrades 2 deutlich. Obwohl hier alle Werte bei beiden Auswertungen sehr nahe an den Grenzwerten liegen, ist der Abstand gegenüber dem gewählten Grenzwerten bei der *Crest*-Analyse größer. Demgegenüber reagiert die Analyse mit der *relativen spektralen Signalenergieverteilung* weniger sensibel auf Randverzerrungen. Dies ist in der Endkontrolle vorteilhaft.

Besonders deutlich wird das Potenzial der Merkmalsbetrachtungen bei Betrachtung der grafischen Auswertung des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT). Bild 56 zeigt das grafische Ergebnis der *Crest*-Analyse am Beispiel des Zahnrades 5 (Grat am Zahnkopf), Bild 57 die Ergebnisdarstellung der *relativen spektralen Signalenergieverteilung* am Beispiel des Zahnrades 1 (Schlagstelle).

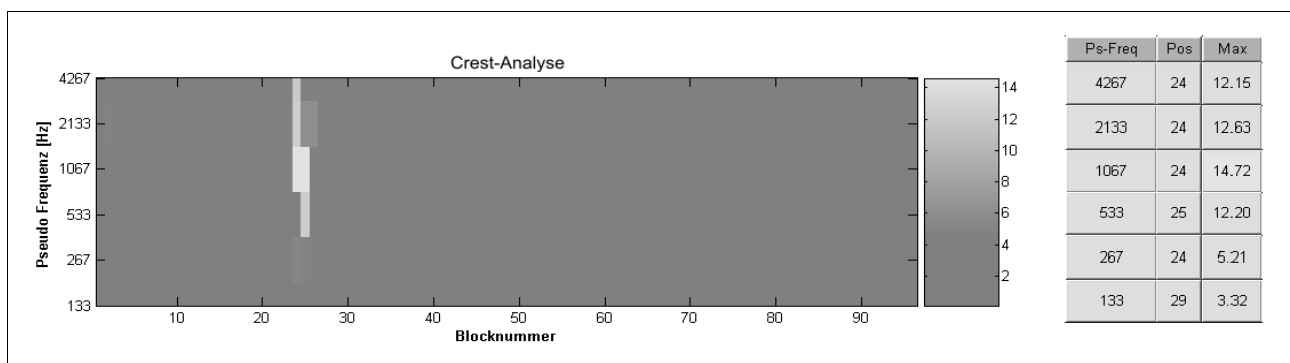


Bild 56 Grafische Auswertung der Crest-Analyse an Zahnrad 5

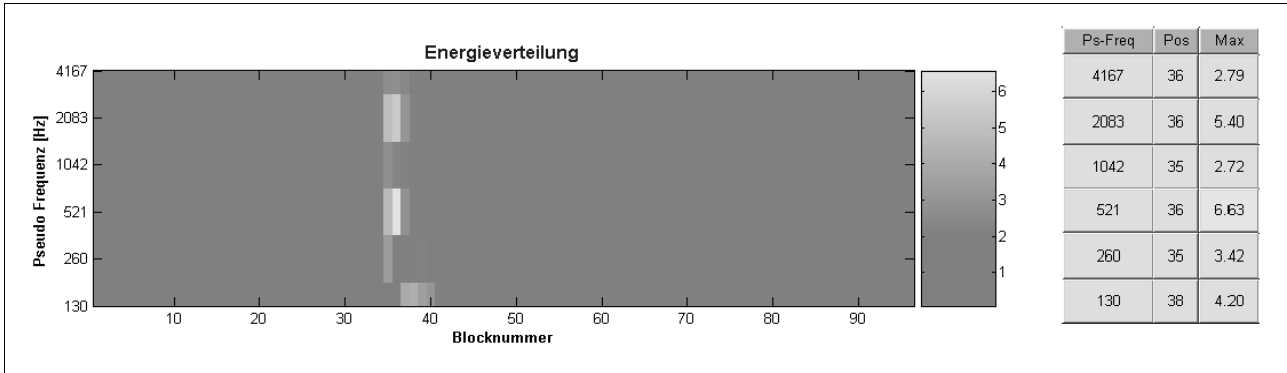


Bild 57 Grafische Auswertung der relativen spektralen Signalenergieverteilung an Zahnrad 1

Es kann somit zusammenfassend festgestellt werden, dass mit den vorgestellten Methoden in der Praxis auftretende Einzelfehler einer Größenordnung erkannt werden können, die bisher als nicht detektierbar galten. Damit wird die Fehlererkennung von Einzelfehlern auf eine neue Qualitätsstufe gehoben. Eine Aussage über den Fehlertyp des Einzelfehlers ist allerdings auf dieser Ebene noch nicht möglich, aber für die Anwendung in der Fertigungsprüfung auch nicht zwingend notwendig.

### 6.4.3. Erkennung verteilter Fehler

Den größten Erfolg beim Aufspüren verteilter Fehler verspricht der Merkmalswert *mittlere spektrale Signalenergie*. Anders als bei fehlerfreien Teilen ist es in diesem Fall jedoch nicht sinnvoll, die Auswertung anhand einer Statistik über die Signalenergie aller zur Verfügung stehenden Signale mit verteilten Fehlern vorzunehmen. Schließlich handelt es sich bei den hier vorgestellten Fehlern um unterschiedliche Typen, deren einzige Gemeinsamkeit darin besteht, dass sie über das gesamte Zahnrad verteilt auftreten. Da beispielsweise zwischen einem Gesamtteilungsfehler und einer Flanken-Balligkeitsabweichung kein Zusammenhang besteht, ist es nicht korrekt, die Merkmale der beiden Typen in einen gemeinsamen Mittelwert einfließen zu lassen. Um einen differenzierteren Blick auf die Ergebnisse der Analyse zu erhalten, werden deshalb im Diagramm in Bild 58 die Einzelwerte der Signalenergien aller Level dargestellt.

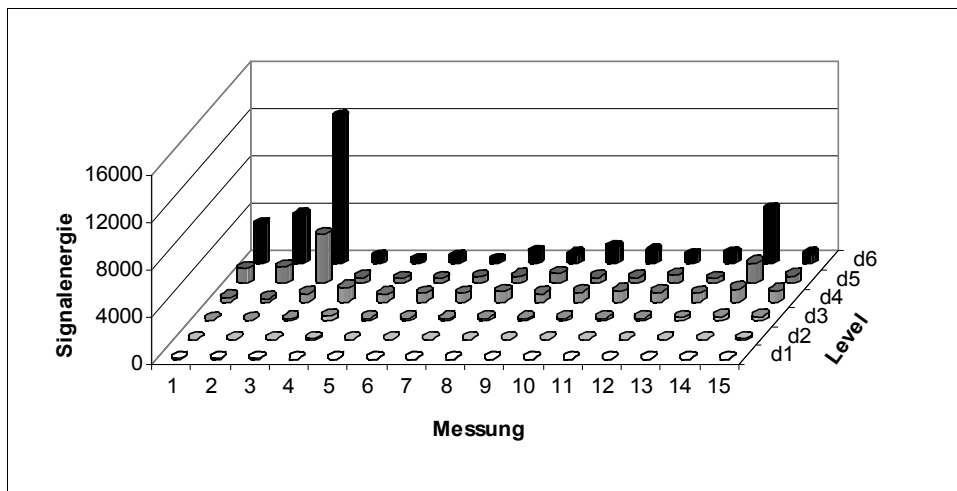


Bild 58 Signalenergie aller verteilten Fehler

Dabei wird ersichtlich, dass der Signalenergieinhalt auf die Level d3 bis d6 verteilt ist, wobei die Level d4 bis d6 den Hauptinhalt tragen. Dies entspricht den Erwartungen, da sich verteilte Fehler vorrangig in der Änderung der Amplitude der Zahneingriffsfrequenz und ihrer Harmonischen

äußern und Seitenbänder in deren Umgebung verursachen. Die niederfrequenten Level d4 bis d6 beinhalten diese Frequenzbereiche. Die Auswertung zeigt weiterhin, dass Ausreißer existieren. Besonders deutlich treten die Zahnräder hervor, welche mehrere Profilfehler in ausgeprägter Form aufweisen (Zahnrad 1, 3, 4 und 14) sowie Zahnrad 2, welches einen Gesamtteilungsfehler aufweist. Allerdings zeigen sich die Auswirkungen der Fehler meist nicht in allen dargestellten Frequenzbereichen. So erzeugt Zahnrad 4 in Level d4 den größten Wert, ist aber gleichzeitig in Level d5 relativ unauffällig. Bemerkenswert ist weiterhin, dass das verschmutzte Zahnrad Nummer 15, welches ansonsten fehlerfrei war, ähnliche Werte erzeugt wie die meisten der geometrischen Fehler.

Zur weiteren Betrachtung werden die Level d3 bis d6 getrennt betrachtet und die Verteilung der Ergebnisse der fehlerhaften Zahnräder analysiert (Bild 59 bis 62). In allen Levels ist auffällig, dass sich der Großteil der Signalenergiewerte der fehlerbehafteten Zahnräder auf dem Niveau der fehlerfreien Zahnräder bewegt, die Werte in ihrer Gesamtheit aber stärker streuen.

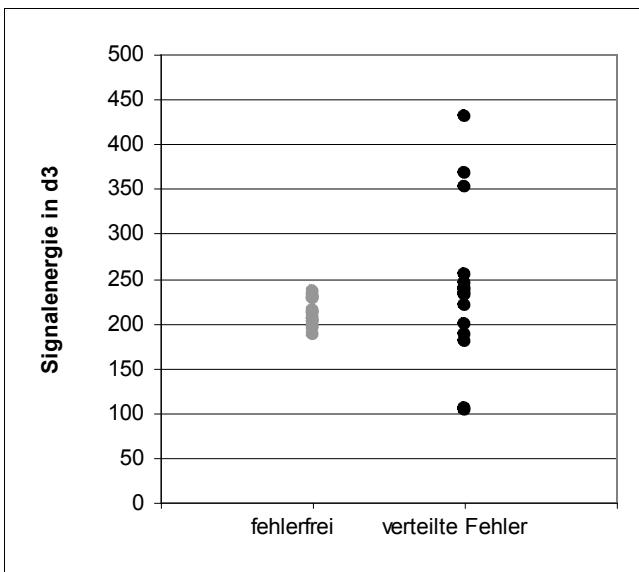


Bild 59 Werteverteilung in Level d3

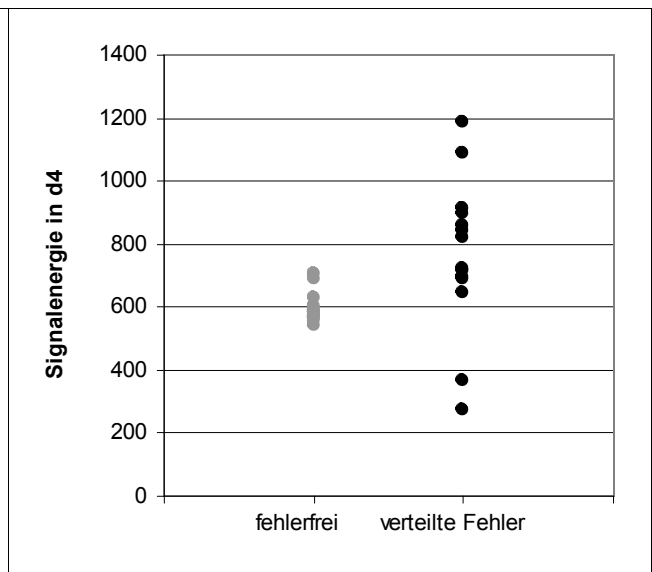


Bild 60 Werteverteilung in Level d4

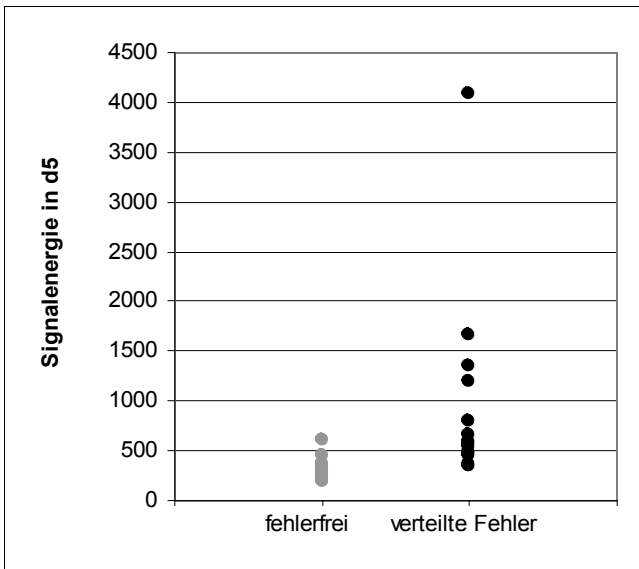


Bild 61 Werteverteilung in Level d5

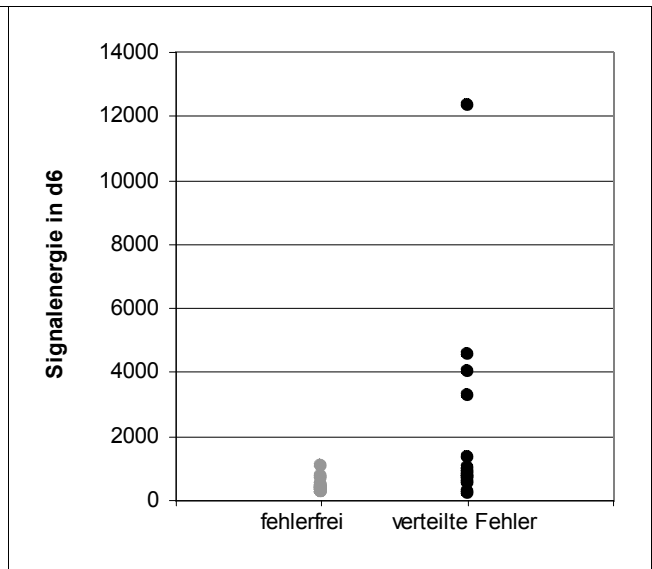


Bild 62 Werteverteilung in Level d6

Allerdings liefern die fehlerbehafteten Zahnräder in Level d4 und d5 tendenziell etwas höhere Werte, auch wenn der Unterschied nicht signifikant ist. In Level d3 und d4 fallen jeweils zwei Werte besonders auf, die sich unterhalb diese Niveaus bewegen. Es handelt sich um die Zahnräder 1 (Gesamtteilungsabweichung) und 2 (Flankenformabweichung). Zumindest bei Zahnrad 1 ist diese Abweichung plausibel, da sich die Abweichung der Gesamtteilung üblicherweise in der Drehfrequenz (entspricht im vorliegenden Fall 2 Hz) äußert, welche sich im nicht betrachteten Approximationslevel befindet, sowie in der Zahneingriffsfrequenz, welche Level d6 beinhaltet. Diese Betrachtungsweise wird durch die Tatsache gestützt, dass sich die Fehler dieser Zahnräder in Level d5 und d6 durch sehr hohe Werte äußern. Die weiteren Ausreißer, sowie diejenigen, die sich in Level d3 und d4 zeigen, werden durch den Fehler Profilformabweichung verursacht.

Zur Erkennung dieser Fehler scheint die durchgeführte Analyse somit hinreichend. Da es sich allerdings um vergleichsweise große geometrische Abweichungen handelt, werden diese Fehler auch durch klassische Analysen erkannt. Die auf der Wavelet-Transformation basierende Auswertung liefert somit keinen Vorteil in der Erkennung. Das Ergebnis wurde aus methodischen Gründen aber trotzdem dargestellt.

Da anhand der berechneten Signalenergie keine klare Trennung zwischen fehlerfreien und fehlerhaften Teilen vorgenommen werden kann, wird in einigen Beispielen direkt auf das zugrunde liegende transformierte Signal zurückgegriffen. Es soll festgestellt werden, ob sich visuell Auffälligkeiten finden, welche in der Signalenergie nicht abgebildet werden. Dabei wird auf eine signaltypische Darstellung der Level d4 bis d6 zurückgegriffen, die bei der bisherigen Auswertung der verteilten Fehler die eigentliche Information enthielten

Es sei noch einmal darauf hingewiesen, dass es sich bei den folgenden Darstellungen um Koeffizienten handelt, nicht um Signale. Die Höhe der Koeffizienten in einem bestimmten Bereich sagt dabei bekanntlich aus, wie stark sich das Signal dort ändert. Die hier angewandte Darstellung der Koeffizienten als interpolierte Kurven ist deshalb unter Vorbehalt zu betrachten, da es sich um diskrete Werte handelt, welche mit zunehmender Leveltiefe in geringerer Anzahl, das bedeutet mit geringerer Zeitauflösung, vorliegen. Unter den Gesichtspunkten der Anschaulichkeit und Rechengeschwindigkeit hat sich diese Darstellungsform jedoch für diese Untersuchung durchgesetzt.

Bild 63 zeigt als Referenz die Darstellung eines fehlerfreien Zahnrades. Zum Vergleich sind in den nachfolgenden Bildern die Koeffizienten zweier Zahnräder mit verteilten Fehlern (Nummer 5 und 8) abgebildet. Beide haben die geltenden Toleranzen in Bezug auf die Flanken-Balligkeit (Nummer 5) und auf die Flankenlinien-Höhenabweichung (Nummer 8) überschritten. Bei der Analyse ihrer Signalenergie lieferten sie jedoch sehr unterschiedliche Ergebnisse.

Gegenüber diesem Zahnrad fallen in den Bildern 64 und 65 in Level d5 und d6 sinusähnliche Verläufe auf, die in Level d5 von einer weiteren Schwingung überlagert werden. Diese Level beinhalten die Frequenzinformation des Zahneingriffs und seiner zweiten Harmonischen. Zwischen den beiden dargestellten Fehlersignalen sind wiederum deutliche Unterschiede zu erkennen. Das bereits anhand der Signalenergie auffälligere fehlerhafte Zahnrad 8 zeigt sowohl in d5 als auch in d6 deutlich höhere Koeffizienten, welche sich auch stärker und schneller ändern. Besonders in d6 tritt dieser Unterschied hervor.

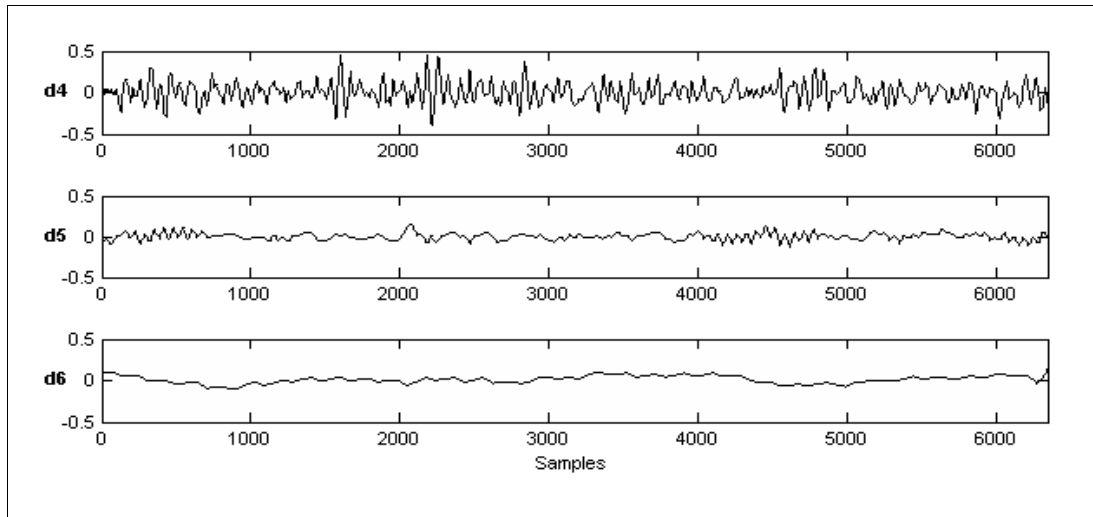


Bild 63 Koeffizientendarstellung eines fehlerfreien Zahnrades

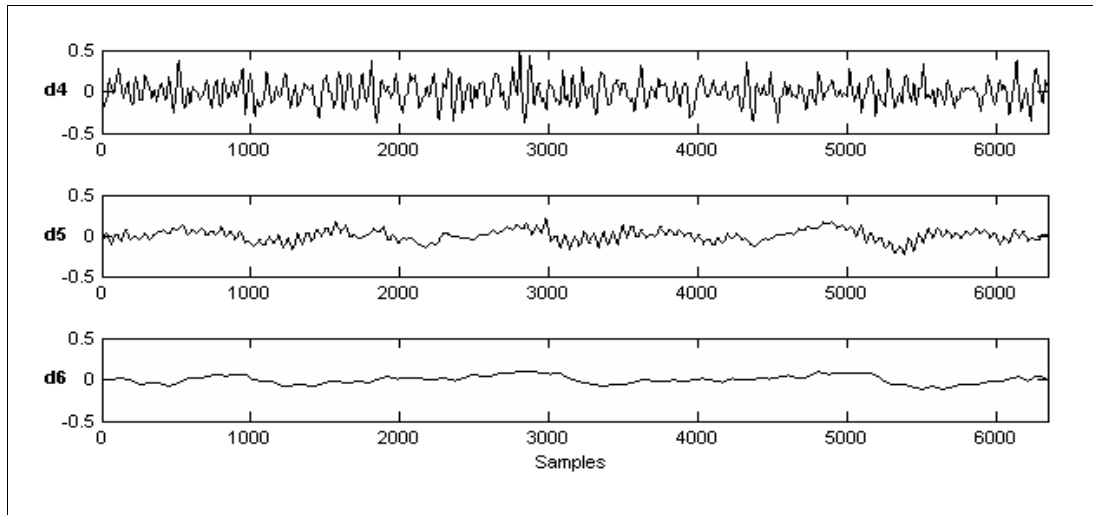


Bild 64 Koeffizientendarstellung des Zahnrades mit verteiltem Fehler (Nummer 5)

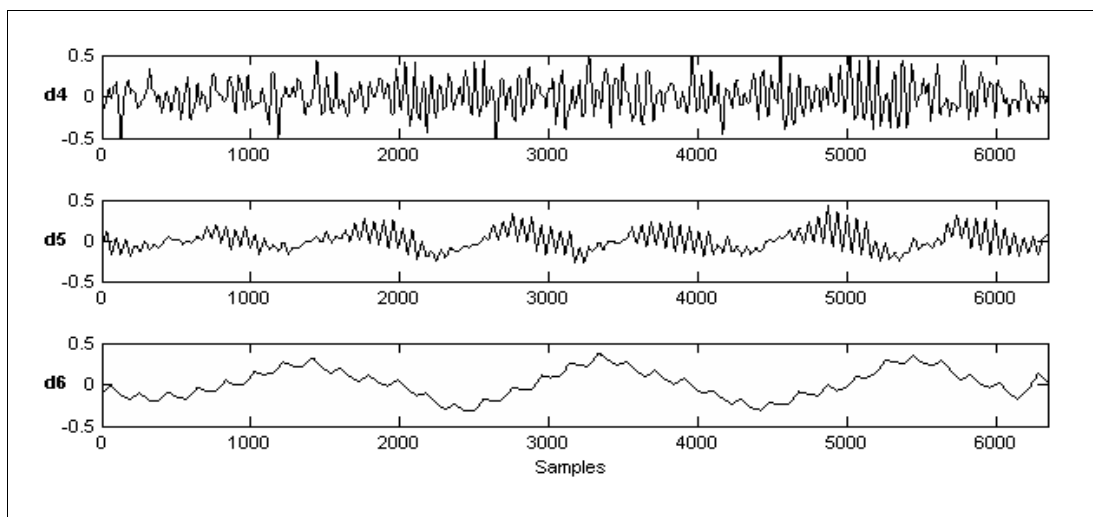


Bild 65 Koeffizientendarstellung des Zahnrades mit verteiltem Fehler (Nummer 8)

Den erhöhten Signalenergieinhalt zeigt auch eine grafische Darstellung der relativen spektralen Signalenergieverteilung in Bild 66. Deutlich ist auch hier das Auf- und Abschwellen der Koeffizienten in Level d6 und auch in Level d5 zu erkennen. Die Signalenergie ist somit nicht gleichmäßig erhöht gegenüber den anderen Signalen, sondern ändert sich 6 mal pro Umdrehung. Die Besonderheit dieses Zahnrads liegt darin, dass es in einigen Bereichen über den Umfang verteilt starke Schwankungen in der Flankenlinien-Höhenabweichung aufweist. Diese äußern sich offensichtlich über eine Umdrehung verteilt in einem verstärkten Energieeintrag. Wie sich zeigt, liefert dieser Fehler ein sehr ausgeprägtes Fehlerbild und kann visuell in der Endkontrolle erkannt werden.

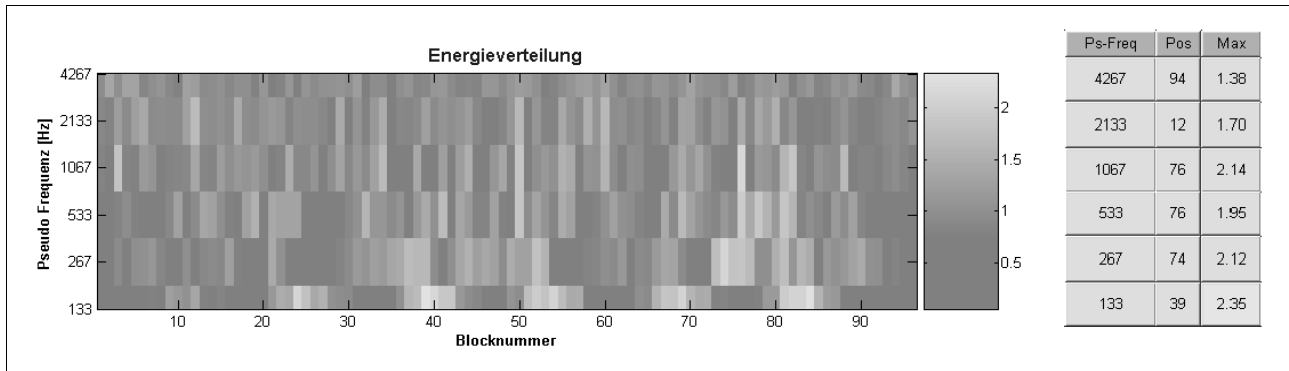


Bild 66 Grafische Auswertung der relativen spektralen Signalenergieverteilung an Zahnrad 8

Es kann somit die Aussage getroffen werden, dass sich auch verteilte Fehler mit dieser Analyseverfahren detektieren lassen. Eine eindeutige Erkennung anhand von Grenzwerten ist allerdings mit den hier vorgestellten Methoden noch nicht möglich.

Bei der eingehenden Analyse der Messwerte fällt eine Besonderheit auf. Vergleicht man Bild 63 mit Bild 67, welches ebenfalls von einem Zahnrad stammt, das mit der momentanen Auswertemethode als fehlerfrei bewertet wurde, so würde dieses Zahnrad aufgrund der höheren Werte und vor allem aufgrund der auffälligen Modulationserscheinungen in d5 und d6, ebenfalls als qualitativ schlechter eingestuft werden.

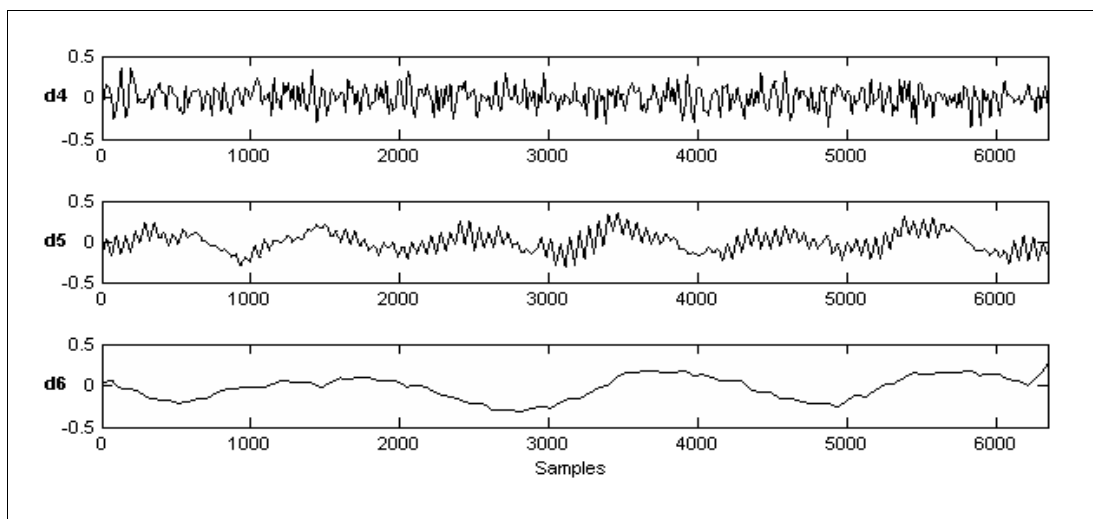


Bild 67 Koeffizientendarstellung eines weiteren fehlerfreien Zahnrades

Aufgrund dieser Auffälligkeiten müssen die derzeit angewandten Methoden und Toleranzen zumindest teilweise in Frage gestellt werden. Setzt man die momentan geltenden Toleranzen zur Abgrenzung zwischen „fehlerhaft“ und „fehlerfrei“ als gegeben voraus, so muss festgestellt werden,



dass sich die untersuchten Zahnräder doch teils sehr deutlich in ihren Körperschallemissionen unterscheiden. Dies weist auf Qualitätsunterschiede hin und zeigt sich sowohl in der Betrachtung der *mittleren spektralen Signalenergie* als auch in den in den Koeffizienten festgestellten Frequenzmodulationen. Der am obigen Beispiel erbrachte Nachweis, dass aufgrund der deutlichen Amplitudenmodulation in den niedrigen Frequenzbereichen manche als fehlerfrei klassifizierten Teile vom akustischen Standpunkt aus minderwertiger als ausgesonderte Zahnräder zu sein scheinen, führt zu der Überlegung, ob die momentan angewendeten Prüfverfahren und Toleranzkriterien eine hinreichende Lösung zur Qualitätssicherung darstellen. Der dominierende Faktor für die Güte einer Verzahnung ist schließlich ihre Geräuschemission. Zeigt sich nun, dass zwischen bestimmten geltenden Toleranzen und den resultierenden akustischen Eigenschaften, welche mit dem Modularen Diagnosewerkzeug (MDT) bestimmt werden können, kein wesentlicher Zusammenhang besteht, könnten diese Toleranzen gelockert werden, wohingegen andere noch zu ermittelnde einflussreichere Faktoren mit Toleranzen versehen werden sollten.

Die Detektionswahrscheinlichkeit für verteilte Fehler kann mit der parallelen Nutzung des MDT zu bereits bestehenden Auswertemethoden erhöht werden. Der angestrebte Einsatz der Wavelet-Analyse gleichzeitig zur Einflankenwölzprüfung ist somit auch für die Betrachtung der verteilten Fehler sinnvoll. Es wird abschließend vorgeschlagen, die Prüfung für verteilte Fehler vorrangig mit der Einflankenwölzprüfung durchzuführen. Parallel dazu sollte eine Betrachtung der mittleren spektralen Signalenergie und der relativen spektralen Signalenergieverteilung mit dem MDT stattfinden. Im Falle des Auftretens erhöhter Energiewerte kann durch eine geometrische Prüfung des entsprechenden Zahnrads die Fehlerbehaftung analysiert werden.

#### 6.4.4. Auswertung alternativer Möglichkeiten

Da aus den Untersuchungen mit Hilfe der automatisierten Bestimmung der Einstellparameter keine absolut eindeutige Einstellung hervorgeht, wird nachfolgend die Fehlererkennung mit den in Abschnitt 6.4 ebenfalls als geeignet erkannten Wavelets *coif1* und *sym5* durchgeführt. Beispielhaft wird dabei auf die Erkennung von Einzelfehlern anhand des Merkmals *Crest-Faktor* eingegangen. Wie in Abschnitt 6.4.2 wurde sichergestellt, dass die Maximalwerte in den verschiedenen Leveln immer an der gleichen Position auftreten. Analog zu den bereits durchgeführten Analysen sind alle Messungen, für die dieses Kriterium erfüllt ist, zusammen mit den Referenzwerten aus der Betrachtung der fehlerfreien Signale in den Bildern 69 und 70 dargestellt. Zum Vergleich wird das Ergebnis unter Nutzung des Wavelets *db5* aus Bild 54 noch einmal dargestellt (Bild 68).

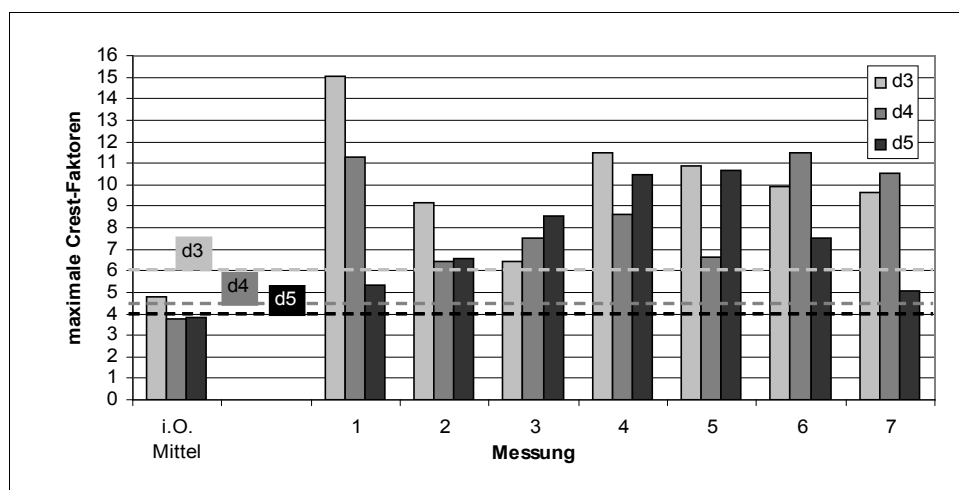


Bild 68 Grenzwertbetrachtung anhand der Crest-Analyse bei Einzelfehlern (*db5*)

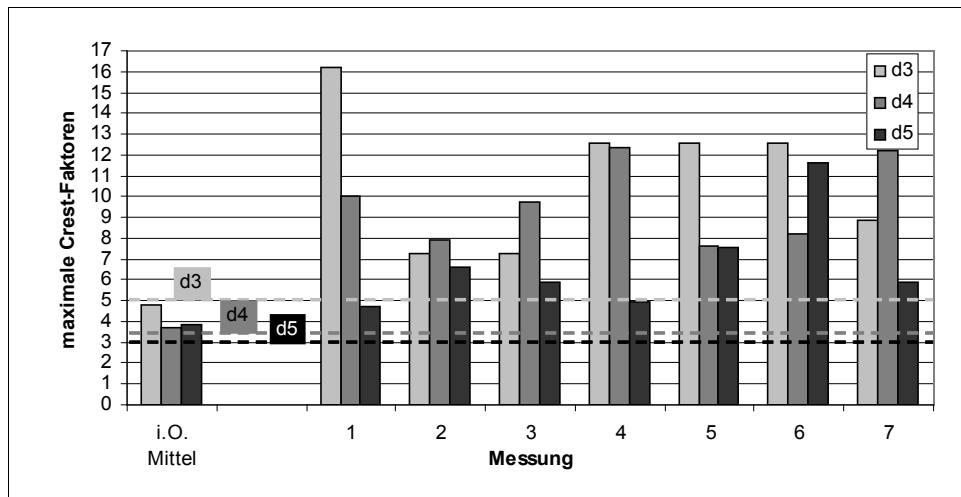


Bild 69 Grenzwertbetrachtung anhand der Crest-Analyse bei Einzelfehlern (coif1)

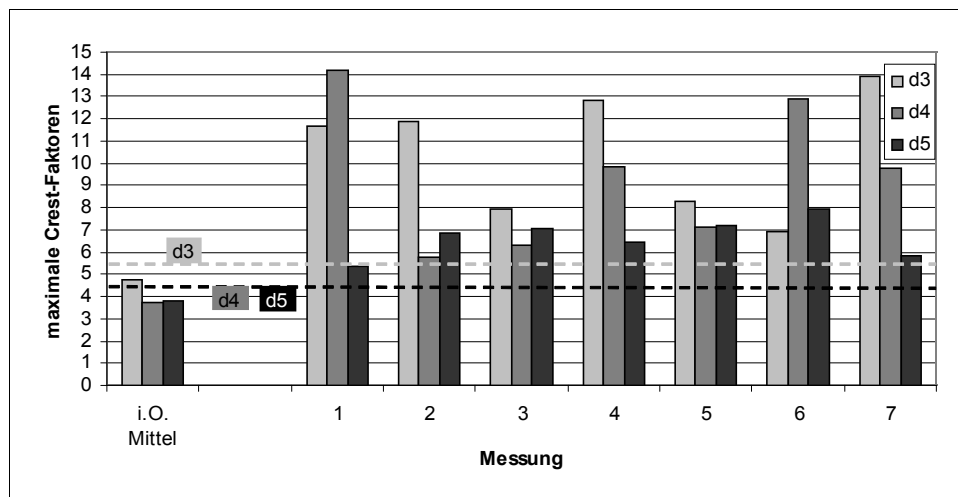


Bild 70 Grenzwertbetrachtung anhand der Crest-Analyse bei Einzelfehlern (sym5)

Aus allen drei Diagrammen wird ersichtlich, dass beide alternativ verwendeten Wavelets die auftretenden Impulse ähnlich gut auflösen wie *db5*. Der Vergleich der Ergebnisse der *Crest*-Analysen zwischen *db5* (Bild 68) und *coif1* (Bild 69) zeigt, dass die ermittelten *Crest*-Faktoren an der Fehlstelle in den Leveln d3 und d4 für jeden Fehler qualitativ gleiche Ergebnisse liefern, auch wenn die Ergebnisse bei der Analyse mit *db5* geringfügig höher sind. Die *Crest*-Faktoren in Level d5 hingegen fallen bei der Verwendung von *coif1* stärker ab und verlaufen auch qualitativ nicht ähnlich. Besonders deutlich wird dies beim Vergleich der Fehler 3 (Schlagstelle), 4 (Grat) und 5 (Schlagstelle) in Bild 69. Hier sind die Ergebnisse in Level d5 deutlich niedriger als in Level d3 und d4 und betragen nur maximal 70% der Ergebnisse bei Verwendung von *db5*. Bei Verwendung des Wavelets *sym5* (Bild 70) liegen die *Crest*-Faktoren in Level d5 generell niedriger und schwanken fehlerabhängig nicht so stark. Level d3 zeigt ein ähnliches Ergebnis wie unter Nutzung von *db5*, allerdings mit weitaus höheren Faktoren bei Fehler 2 (Kratzer) und 7 (Schlagstelle).

Aufgrund der Ergebnisse wird die Vermutung erhärtet, dass sich auch bei Wavelets ähnlicher Komplexität der Wavelet-Typ durchaus auf die Analyseergebnisse auswirkt. Allerdings ist die Auswirkung zu geringfügig, um bei der hier gestellten Aufgabe in der Praxis relevant zu sein.

Der Vergleich der Analyse der rücktransformierten Signale in Bild 71 mit der Analyse der Koeffizienten in Bild 68 zeigt ein sehr ähnliches Ergebnis in Qualität und Quantität. Auffällig sind nur Fehler 3 (Schlagstelle) und 4 (Grat). Hier wird der höchste *Crest*-Faktor in Level d4 ermittelt, gegenüber Level d5 bei Fehler 3 und Level d3 bei Fehler 7, bei Betrachtung der Koeffizienten. Einen Einfluss auf die Detektion der Fehler hat dieses Verhalten nicht. Ein Unterschied zwischen Signalen und Koeffizienten im Ergebnis ist bei der *Crest*-Analyse somit vernachlässigbar. Für die Kennwerte *Kurtosis*, *relative spektrale Signalenergieverteilung* und *mittlere spektrale Signalenergie* ergeben sich analoge Schlussfolgerungen, die deshalb hier nicht dargestellt werden.

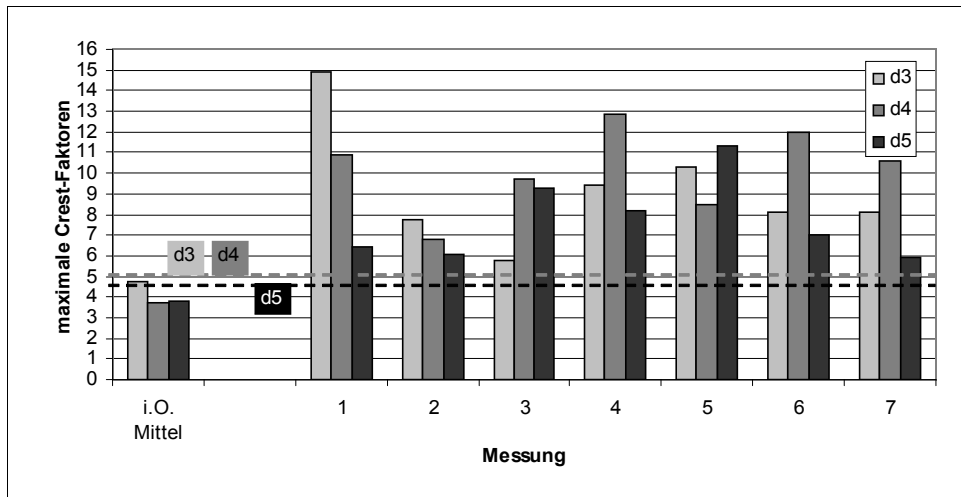


Bild 71 Grenzwertbetrachtung anhand der Crest-Analyse bei Einzelfehlern (db5, Signale)

Im Fall der verteilten Fehler besteht sowohl bei Verwendung der rücktransformierten Signale, als auch bei der Verwendung der alternativen Wavelet-Typen weiterhin das schon im vorigen Abschnitt diskutierte Problem, dass die Signalenergie zwischen den verschiedenen Zahnrädern sehr stark schwankt und einige fehlerhafte Zahnräder weniger Energie in Körperschall umsetzen als fehlerfreie Zahnräder. Als Beleg hierfür ist in den Bildern 72 und 73 die *mittlere spektrale Signalenergie* der Zahnräder mit verteilten Fehlern für die rücktransformierten Signale abgebildet. Ihr wird die *mittlere spektrale Signalenergie* der fehlerfreien Teile gegenübergestellt. Dabei wird sich auf die Level d4 und d5 beschränkt.

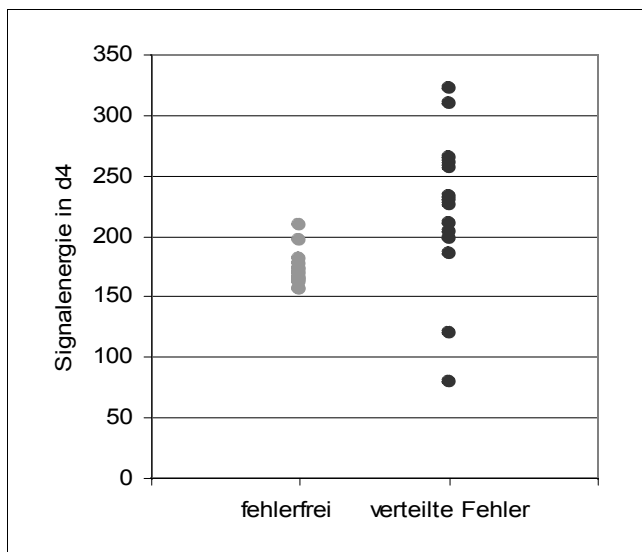


Bild 72 Werteverteilung in Level 4 (Signale)

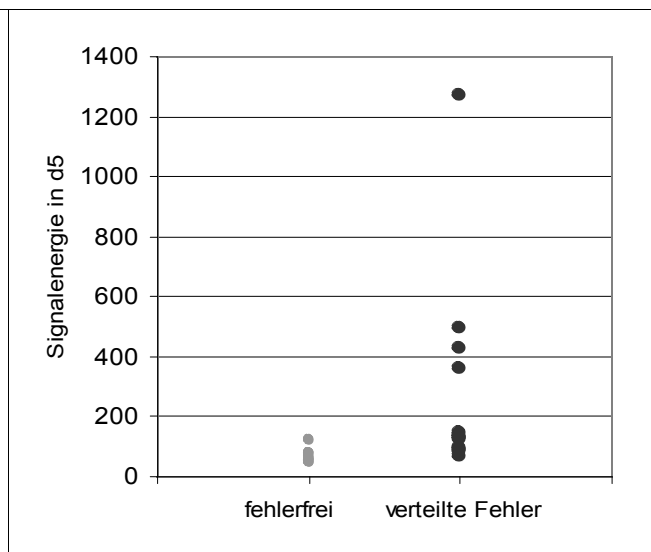


Bild 73 Werteverteilung in Level 5 (Signale)

Im Vergleich mit den im vorigen Abschnitt in den Bildern 60 und 61 abgebildeten Signalenergien der Koeffizienten werden die Ähnlichkeiten deutlich. Die mittleren spektralen Signalenergien der rücktransformierten Signale sind um den Faktor 3 bis 4 kleiner, die qualitative Verteilung bleibt aber bestehen. Letzteres korreliert mit der Erwartung, die sich aus der Linearitätsbedingung zwischen Koeffizienten und rücktransformierten Signalen ergibt.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass auch die Wavelets *coif1* und *sym5* sowie die rücktransformierten Signale zur Fehlererkennung in der vorliegenden Beispielanwendung eingesetzt werden können. Dieses Ergebnis war bereits aus den Vorunteruntersuchungen mit der automatisierten Ermittlung der Parametereinstellung zu erwarten und wird hier bestätigt. Es zeigt die Robustheit der durchgeführten Analyse auch bei nicht eindeutig geklärten Einstellungen.

## 6.5. Bewertung der neuen Analyse von Verzahnungsfehlern

Mit den vorangegangenen Untersuchungen konnte nachgewiesen werden, dass das primäre Ziel, das Aufspüren von relativ kleinen, vereinzelt auftretenden Fehlern am Zahnrad, mit der im Modularen Diagnosewerkzeug (MDT) angewandten, auf der Wavelet-Transformation basierenden, Analyse erreicht werden kann. Die Bedingungen, unter denen dieser Nachweis stattfand, machen die Einsatzfähigkeit des MDT und der damit durchgeführten Fehlererkennung unter Fertigungsbedingungen deutlich.

Anhand der zusätzlich durchgeführten Untersuchung an verteilten Fehlern konnte genügend Potenzial gezeigt werden, um weiterführende Untersuchungen zu rechtfertigen, auch wenn mit den bislang verfügbaren Mitteln, beziehungsweise unter den geltenden Bedingungen für die Qualitätsbeurteilung der Zahnräder, keine exakte Trennung zwischen fehlerhaften und fehlerfreien Teilen erfolgen kann. Es konnte verdeutlicht werden, dass sich auch verteilte Fehler in den Koeffizienten der Wavelet-Analyse abbilden. Eine visuelle Erkennung der verteilten Fehler anhand der relativen spektralen Signalenergieverteilung ist möglich. Dies qualifiziert die angewandte Analyse als zusätzliches Werkzeug in der Endkontrolle und stellt die Überlappung zu den bereits angewandten Auswertemethoden her.

Beim Vergleich von Verzahnungen mit verteilten Fehlern und fehlerfreien Verzahnungen wurden ähnliche Koeffizientenmuster festgestellt. Fehlerfreie Zahnräder zeigen ein Verhalten, wie es nur von Zahnradern mit verteiltem Fehler erwartet wurde. Da die hier vorgestellte Methode auf Körperschall-Emissionen beruht, muss an dieser Stelle die auf der Einflankenwälzprüfung basierende Endkontrolle als alleinige Prüfung hinterfragt werden. Hier sind weitere Untersuchungen, die den Zusammenhang zwischen der herkömmlichen Prüfmethode und der Schallemission dokumentieren, angebracht.

Durch die im vorangegangenen Abschnitt durchgeführte alternative Auswertung konnte weiterhin nachgewiesen werden, dass sich sowohl die Betrachtung der Wavelet-Koeffizienten, als auch die Betrachtung der rücktransformierten Signale als Basis für die Analyse eignen. Im Hinblick auf die Rechenzeit kann somit auf die Rücktransformation verzichtet werden. Wie bereits durch die Ergebnisse der automatisierten Parametersuche in Abschnitt 6.3.2 zu erwarten war, hat sich dabei gezeigt, dass weniger die Wavelet-Familie für einen erfolgreichen Einsatz wichtig ist, als vielmehr die Komplexität der eingesetzten Wavelets. Mit den alternativ genutzten Wavelets, die eine ähnliche Komplexität wie *db5* aufweisen, können mit vergleichbarem Erfolg Verzahnungsfehler erkannt werden.

Die Prüfzeit in der Endprüfung wird durch den kurzen Berechnungszeitraum von weniger als 2 s, den die Durchführung der vollständigen Analyse mit Merkmalsberechnung und -darstellung in An-

spruch nimmt, nicht beeinträchtigt, da diese Auswertung parallel zur vorhandenen Auswertung der Einflankenwälzprüfung laufen kann, die einen ähnlichen Zeitraum benötigt.

Die Betrachtungen bilden die Grundlage einer problemangepassten Auswertelogik, die in einer weiteren nutzerangepassten Entwicklung aufgebaut werden kann. Mit einem solchen Modul könnten auch Querbeziehungen zwischen den verschiedenen Merkmalsgrößen betrachtet und berücksichtigt werden, was zu einer deutlich höheren Empfindlichkeit der Analyse führen würde. Auch eine parallele Auswertung mit unterschiedlich komplexen Wavelets ist denkbar.

Der Nachweis der Methode wurde somit mehrfach erbracht und eine neuartige Analyse zur zuverlässigen Erkennung kleinster Einzelfehler eingeführt. Um das Modulare Diagnosewerkzeug (MDT) jedoch effektiv an die jeweilige Verzahnungsproblematik anzupassen und eine automatische Prüfung durchführen zu können, sind weitere Untersuchungen erforderlich. Zunächst sollte dabei die Korrelation zwischen verschiedenen Maßabweichungen am Zahnrad und den daraus resultierenden Körperschallemissionen festgestellt werden. Um dies zu erreichen, müssen statistisch relevante Losgrößen bestimmter Toleranzbereiche gefertigt und untersucht werden, um signifikante Ergebnisse zu erzielen. Dies dient vor allem der verbesserten Detektionsfähigkeit verteilter Fehler, setzt jedoch die aktive Unterstützung durch einen Industriepartner voraus. Für die Erkennung von Einzelfehlern besteht der Bedarf einer solchen Untersuchung nicht. Für deren erfolgreichen Einsatz muss nur die automatisierte Parameterermittlung durchgeführt werden, die als Einmessvorgang und Voruntersuchung gelten kann.

Es sei an dieser Stelle noch einmal darauf hingewiesen, dass die dargestellte Fehlerdiagnose die klassischen Methoden nicht ersetzt, sondern sinnvoll erweitert. Somit wird vorgeschlagen, das Modulare Diagnosewerkzeug (MDT) parallel zu herkömmlichen Analysen zu nutzen. So können, zusätzlich zu verteilten Fehlern, Auftreten und Position von Einzelfehlern festgestellt werden. Auch für die Erkennung von verteilten Fehlern bietet das MDT ein weiteres Entscheidungskriterium. Für den Einsatz ist es ausreichend, das MDT nach Erreichen der Prüfdrehzahl automatisch über eine Triggerfunktion zu starten und die Ergebnisse wahlweise visuell darzustellen oder über ein Ausgabesignal den weiteren Weg des Zahnrad in der Fertigung zu steuern. Somit steht einer automatisierten Prüfung der Zahnräder auf Basis der Wavelet-Analyse nichts im Wege. Eine Prüfung der erkannten Fehler mittels Bildverarbeitung kann nachträglich ebenfalls auf Basis der Ausgabewerte durchgeführt werden.

## 7. Weitere Anwendungsmöglichkeiten in der Fahrzeugtechnik

Zeitlich veränderliche Signalanteile liegen in fast allen in der Fahrzeugtechnik analysierten Signalen vor, einerseits als Störungen, häufiger aber als untersuchungswürdige Information. Neben der Erkennung von Instationaritäten sind in vielen Fällen auch Informationen über das Signalverhalten von Baugruppen in einem längerem Zeitraum von Interesse. Die folgenden Anwendungsbeispiele wurden mit dem Modularen Diagnosewerkzeug (MDT) analysiert und gehen, ausgehend von [RUE05], anhand einer Signalbetrachtung an einer Baugruppe (Fahrzeugsbremse) und eines Gesamtfahrzeuges (Verzögerungsverhalten) auf diese Gebiete der Signalanalyse ein.

### 7.1. Untersuchung von Bremsenknarzgeräuschen an einem Fahrwerksaufbau

#### 7.1.1. Einordnung von Bremsgeräuschen

Als Bremsgeräusche werden die Geräusche bezeichnet, die vom Fahrer während der Betätigung oder der Lösung der Fahrzeugbremse akustisch wahrgenommen werden. Sie treten in einem weiten Frequenzbereich von einigen Hertz bis zu mehreren Kilohertz auf und werden prinzipiell nach dem Auftreten innerhalb dieses Frequenzbereiches unterschieden. Eine weitere Unterscheidung erfolgt nach dem Entstehungsmechanismus in erzwungene und selbsterregte Schwingungen.

Eine erzwungene Schwingung entsteht als Antwort auf die Einleitung einer Störung. Sie dauert fort, solange die Störung anhält. Eine selbsterregte Schwingung hingegen entsteht, wenn die aufgrund einer Anfangsstörung eingeleitete Energie zum Anregungsort zurückgekoppelt wird und dort die Fortdauer der Anregung unterstützt. Die Klassifikation der durch den Reibvorgang angeregten Bremsgeräusche wird hier nach einer beim Bremsbelaghersteller *TRW Automotive* und an der *Technischen Universität Ilmenau* bewährten Klassifizierungsmethode vorgenommen. Bild 74 zeigt die Einteilung der Bremsgeräusche nach Schwingungstyp und Frequenz.

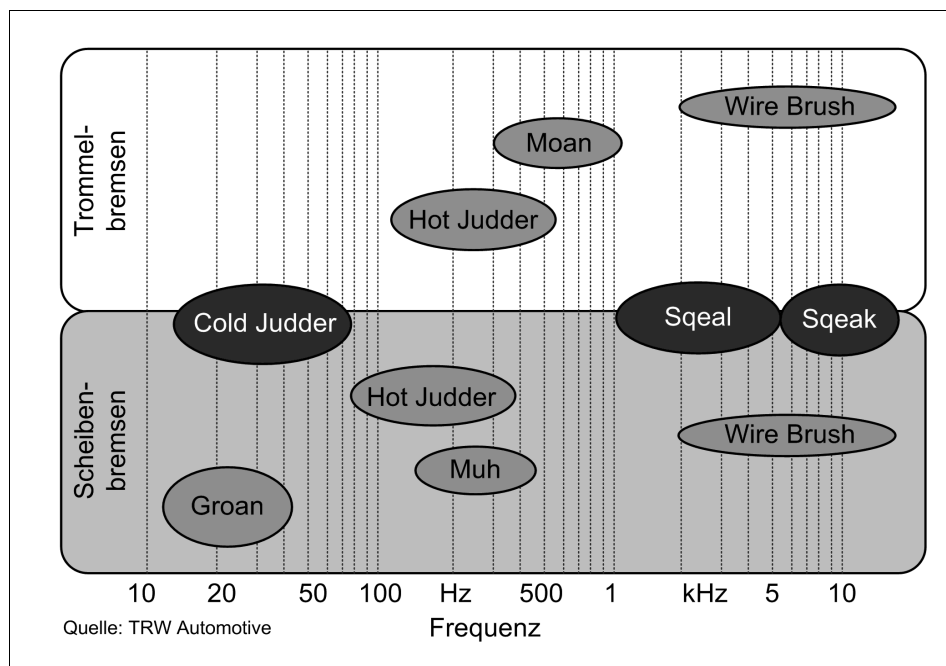


Bild 74 Klassifizierungsmöglichkeit der Bremsengeräusche

Unter dem Aspekt der Untersuchung nichtharmonischer Signalanteile ist das Knarzen (Groan) von besonderem Interesse. Es beinhaltet impulshaltige Signalanteile, die von harmonischen und stochastischen Anteilen überlagert sein können. Die Extraktion und Analyse dieser Signale stellt ein interessantes Einsatzgebiet für die Wavelet-Analyse dar. Knarzen tritt laut dem allgemeinen Verständnis im Frequenzbereich von 10 Hz bis 50 Hz auf. Es stellt das Ergebnis einer selbsterregten Schwingung aufgrund einer dynamischen Instabilität des Bremssystems dar, welche durch den Übergang von Haft- zu Gleitreibung zwischen Bremsbelag und Bremsscheibe hervorgerufen wird. Der Begriff Knarzen sagt bereits aus, dass es sich dabei um ein Phänomen mit vielen unterschiedlichen Frequenzanteilen handelt.

### 7.1.2. Entstehung des Bremsenknarzens

Das Phänomen Bremsenknarzen kann auftreten, wenn ein Fahrzeug bei gleichzeitiger Lösung der Bremse aus dem Stillstand anfährt. Anfällig für Bremsenknarzen sind besonders Fahrzeuge mit automatischem Getriebe, da der oben beschriebene Vorgang hier praktisch bei jedem Anfahren durchlaufen wird. In der Praxis wird dieses Phänomen deshalb auch als Ampeleffekt bezeichnet. Aus diesem Grund wird der Minimierung des Knarzens zur Verbesserung des Fahrkomforts besondere Bedeutung beigemessen.

Während des Anfahrens überschreitet das vom Motor an das Rad übertragene Moment das anliegende Bremsmoment und sorgt für einen Übergang von Haft- zu Gleitreibung zwischen Bremsbelag und Scheibe. Durch diesen Reibungswechsel entsteht ein Kraftimpuls, der Bremse und Fahrwerk zu Schwingungen anregt. Die mit dem Reibungsübergang verbundene Entspannung der Komponenten sorgt, begünstigt durch den torsionsweichen Aufbau des Fahrwerks, für ein erneutes Haften der Beläge an der Bremsscheibe. Dieses als Stick-Slip-Effekt bekannte Phänomen tritt mehrmals pro Sekunde auf. Bild 75 zeigt ein charakteristisches Beispiel für die impulsförmige Beschleunigung eines Bremssattels senkrecht zur Reibkraft. Knarzen ist für die Insassen eines Fahrzeugs durch niederfrequente Schwingungen der Fahrgastzelle sowohl hör-, als auch spürbar.

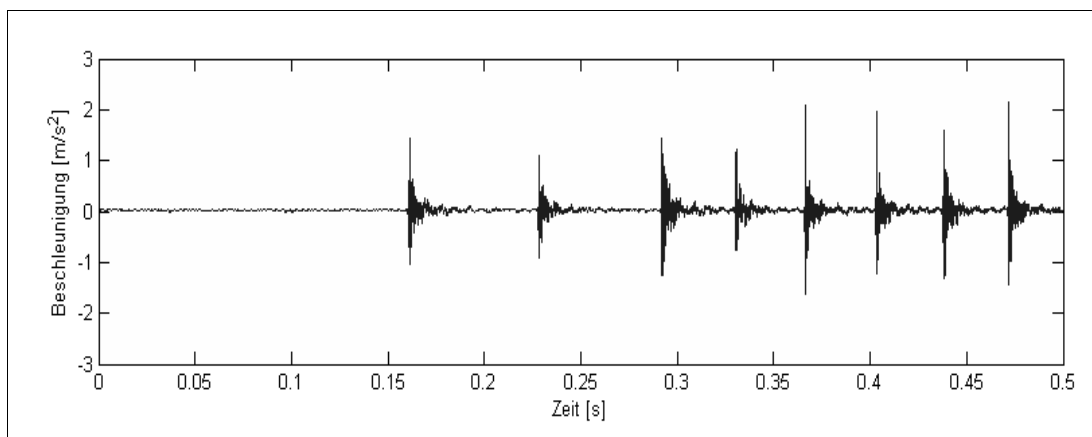


Bild 75 Beschleunigung durch Bremsenknarzen am Bremssattel axial zur Scheibe

Am Bremsenknarzen wurden in den letzten Jahrzehnten bereits umfassende Untersuchungen durchgeführt, auf die an dieser Stelle nicht vollständig eingegangen werden soll [KRA80], [GOU90], [WAL92], [ABD95], [VAD99], [BRE00], [GAU04]. Nach Brecht [BRE00] kann das Phänomen Knarzen durch eine Überlagerung mehrerer Frequenzen charakterisiert werden. Dabei gliedert Brecht die Einflussfaktoren in drei Gruppen, die im nachfolgenden Bild 76 dargestellt werden.

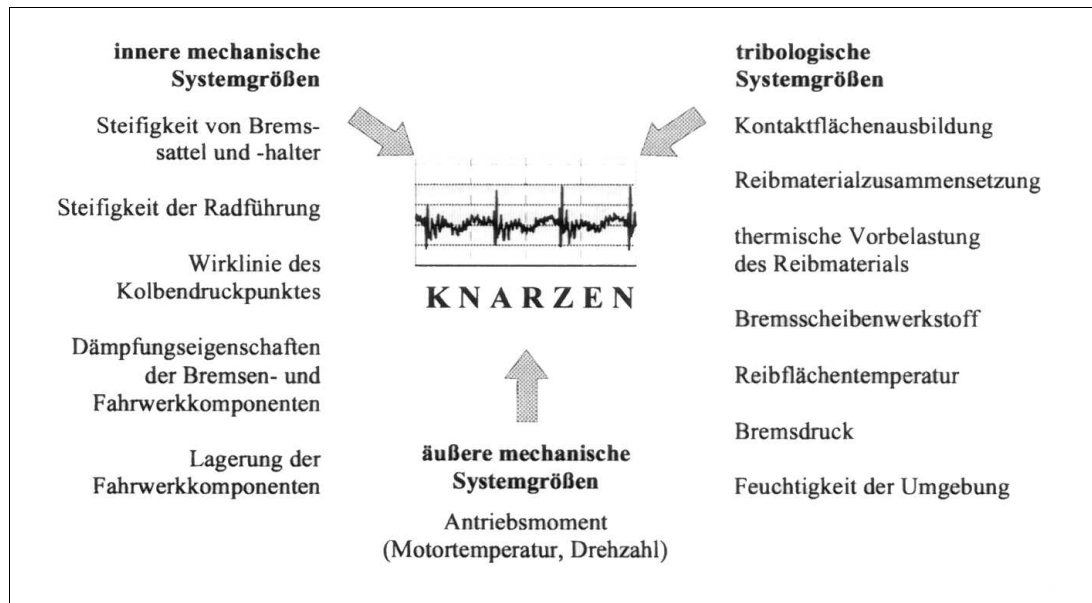


Bild 76 Einflussfaktoren auf das Bremsenknarzen nach [BRE00]

Den durch den oben beschriebenen Kraftimpuls generierten Schwingungsanteil im Signal zeit- und frequenzbezogen zu lokalisieren, ist Ziel der hier durchgeführten Untersuchung. Dabei dient die Untersuchung zum einen der Verdeutlichung des Impulses, zum anderen soll anhand eines Luftschallsignals das Potenzial der Wavelet-Transformation an rauen Signalen verdeutlicht werden. Bei der nachfolgenden Auswertung wird somit auf das Luftschallsignal fokussiert.

### 7.1.3. Mess- und Prüfaufbau

Das Bremsenknarzen eines Fahrzeugs wurde an einem Schwungmassenprüfstand mit Viertelfahrzeug-Aufbau simuliert. Der Antrieb erfolgt über die Radnabe. Durch einen solchen Aufbau können auch die Einflüsse des Fahrwerks bei Bremsenuntersuchungen berücksichtigt werden. Bild 77 zeigt den Prüfaufbau der Bremsanlage mit Sensoren.

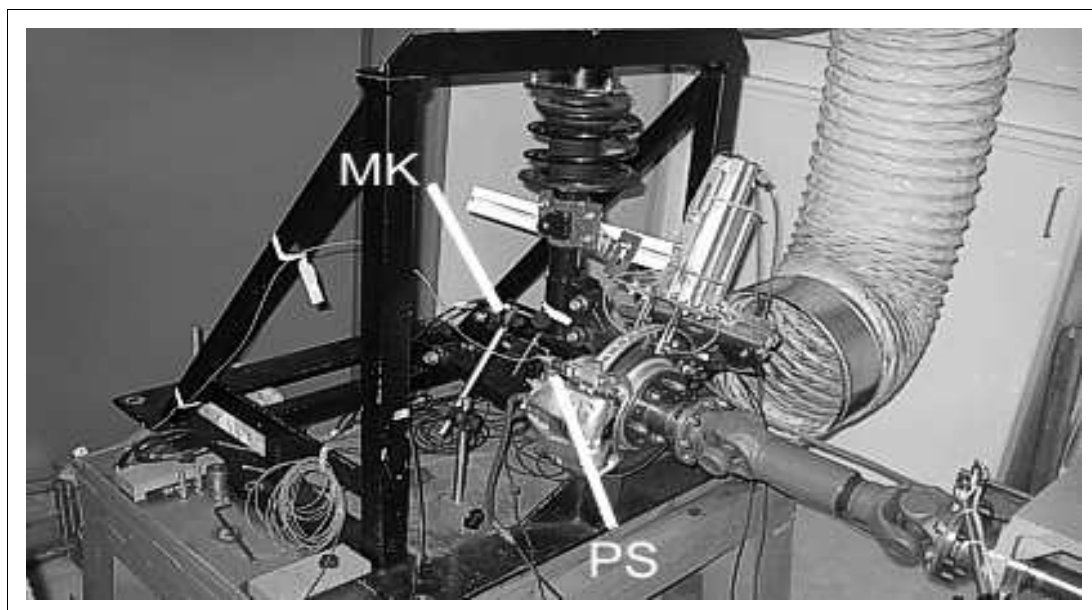


Bild 77 Viertelfahrzeug-Aufbau am Bremsenprüfstand



Als Messdaten wurden der Körperschall axial am Sattel und der Luftschall in 100 mm Entfernung axial zur Scheibe erfasst. Dafür wurden ein piezoelektrischer Schwingungssensor *PZBM352C65* (*PS*) für das Körperschallsignal und ein Mikrofon *AVM M17* (*MK*), sowie ein Hall-Sensor zur Messung der Drehzahl am Prüfstand verwendet. Die Kanäle des Mikrofons und des Schwingungssensors wurden jeweils mit einer Abtastrate von 51200 Hz erfasst. Diese Abtastrate war notwendig, um anschließend die Signale bis 20 kHz, bei Einhaltung des Abtasttheorems, auswerten zu können.

Für die Generierung des Knarzens wurde eine stehende Bremse bei einer Scheibentemperatur von 100 °C mit einem Bremsdruck von 10 bar beaufschlagt. Danach wurde der Prüfstandsmotor langsam auf ein Moment geregelt, bei dem die Welle das Bremsmoment überwand und sich die Bremscheibe in Bewegung setzte.

#### 7.1.4. Betrachtung der Zeitsignale

Die Betrachtung des Luftschalls im Zeitbereich (Bild 78) verdeutlicht, dass dieses Signal eine Vielzahl an Informationen und Frequenzanteilen beinhaltet, die sich sehr stark überlagern und so eine Auswertung nahezu unmöglich machen. Das zu untersuchende Phänomen Bremsenknarzen kann nicht eindeutig identifiziert werden. Lediglich ab dem Zeitpunkt 4,5 s ist ein stärkerer Ausschlag im Zeitbereich erkennbar, der auf ein instationäres Ereignis hinweist. Einen Ausschnitt dieses Bereiches zeigt Bild 79. Hier werden bei 4,49 s und 4,53 s nichtharmonische Signalanteile sichtbar. Diese klingen in einem kurzen Zeitraum wieder ab und enthalten vergleichsweise hohe Frequenzanteile. Die gewählte Form der Betrachtung ist allerdings nicht zielführend, da sie sehr zeitaufwändig ist und Kenntnis über die Lokalisation der Frequenzanteile vorgesetzt werden muss.

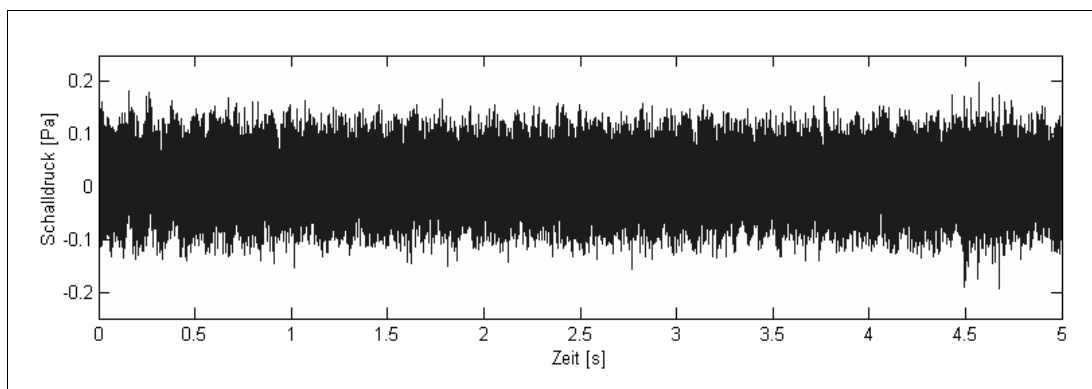


Bild 78 Luftschallsignal eines Bremsenknarzens am Prüfstand

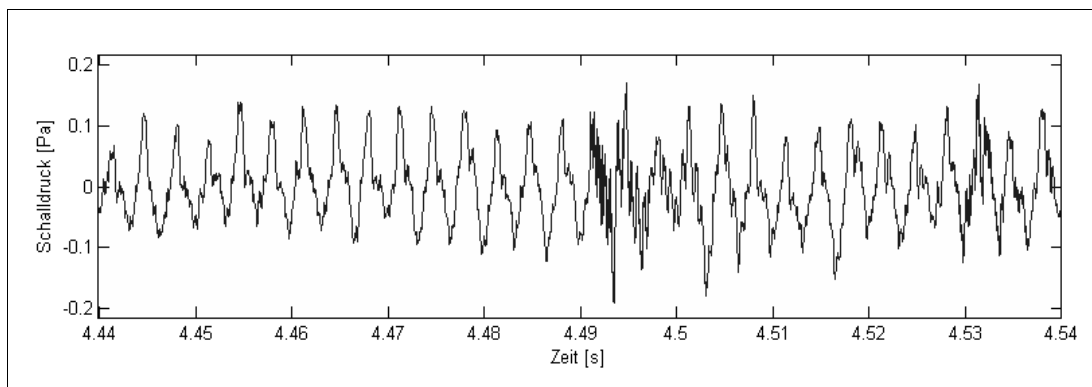


Bild 79 Ausschnitt des Luftschallsignals mit Knarzimpuls

Eine Betrachtung des in Bild 80 dargestellten Beschleunigungssignals zeigt hingegen schon im unbearbeiteten Zustand die charakteristische Signalstruktur des Bremsenknarzens. Es handelt sich hierbei um hohe Amplitudenausschläge, die sehr stark gedämpft abklingen. Dabei ist auffällig, dass im Körperschallsignal bereits vor dem Zeitpunkt von 4,5 s nichtstationäre Signalanteile enthalten sind. Es ist zu erwarten, dass sich diese Signalanteile auch im Luftschallsignal bei geeigneter Analyse wieder finden.

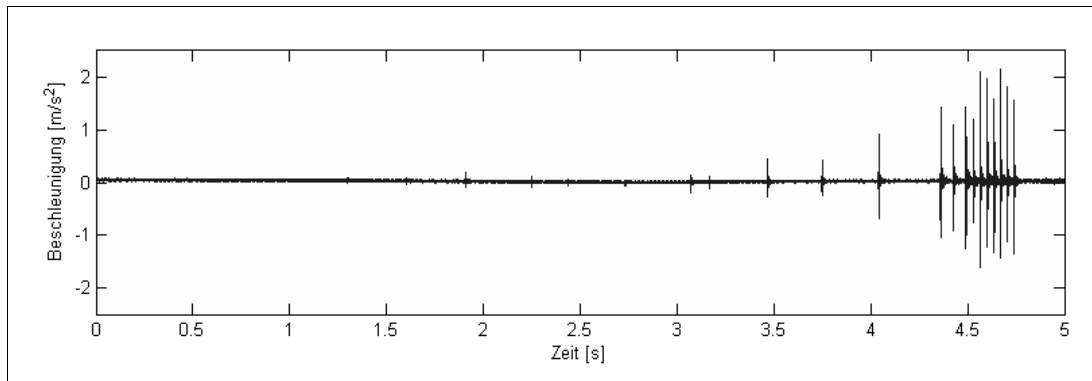


Bild 80 Körperschallsignal eines Bremsenknarzens am Prüfstand

Bei der Betrachtung eines Signalausschnitts (Bild 81) wird das Ergebnis des eingeleiteten Kraftimpulses in Form eines Schwingungsvorgangs sichtbar, welcher mit den systemspezifischen Eigenfrequenzen stark gedämpft ausschwingt. Es handelt sich somit um ein eindeutiges instationäres nichtharmonisches Signal. Die sehr geringe Ausprägung des Knarzens im Luftschall, sowie die deutliche Ausprägung im Beschleunigungssignal lassen darauf schließen, dass die Grundlage des Knarzens eine starke Beschleunigung im Aufbau ist, die über einen Übertragungspfad als Luftschall abgegeben wird, jedoch dabei eine starke Überlagerung mit anderen Schwingungen erfährt.

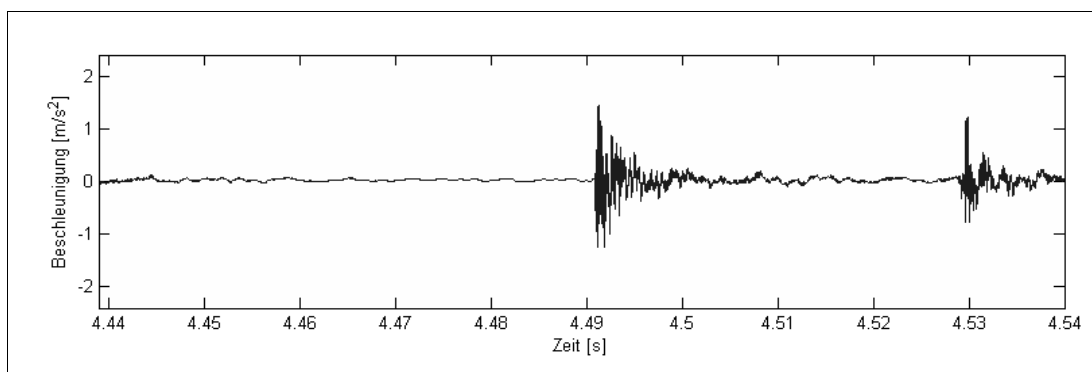


Bild 81 Ausschnitt des Körperschallsignals mit zwei Knarzimpulsen

### 7.1.5. Analyse mit der Kurzzeit-Frequenz-Transformation

Die Analyse mittels Kurzzeit-Frequenz-Transformation (STFT) dient der Identifizierung der im Luftschallsignal enthaltenen Frequenzanteile. Die Betrachtung des Beschleunigungssignals ist an dieser Stelle nicht sinnvoll, da das Fehlen von harmonischen Anteilen in diesem Signal bereits bei der Betrachtung des Zeitsignals deutlich wurde. Im Luftschallsignal hingegen werden harmonische Anteile aus der Umgebung des Bremsenprüfstands vermutet.

Die Berücksichtigung des zeitveränderlichen Signalcharakters findet ihren Niederschlag in der Festlegung der Fensterbreite der STFT. Sie beträgt 1024 Messwerte, die mit einem *von Hann*-Fenster gewichtet werden. Der Nachteil der durch die Fensterbreite bedingten maximalen Auflösung von

50 Hz muss in Kauf genommen werden, um hinreichende Stationarität des Signals innerhalb des Analysefensters für die FFT gewährleisten zu können. Bild 82 zeigt das Ergebnis der STFT für die Knarzphase.

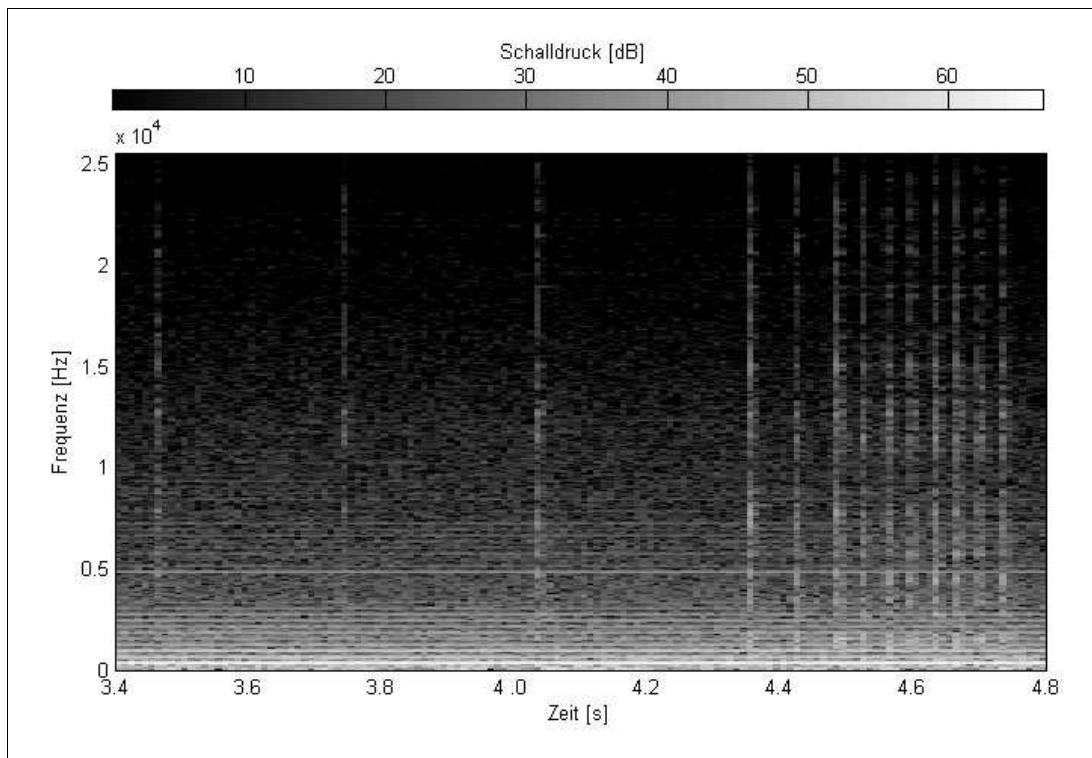


Bild 82 STFT des Luftschallsignalausschnittes während des Knarzens ( $t = 3.4 \text{ s} - 4.8 \text{ s}$ )

Deutlich sichtbar sind stationäre Anteile im Bereich von 0 Hz bis 3 kHz, die in gleichen Frequenzabständen von der niedrigeren zur höheren Frequenz abnehmen. Ein ähnliches Verhalten zeigt sich ab einer Frequenz von 5 kHz mit geringerer Amplitude. Diese Signalanteile sind prüfstandstechnischen Ursprungs und auf akustische und elektromagnetische Einwirkungen der Prüfstandssteuerung auf das Luftschallsignal zurückzuführen. Weiterhin ist ein breitbandiger Rauschanteil von 0 Hz bis 12.5 kHz erkennbar.

Die nichtharmonischen Anteile der Knarzipulse sind in diesem Diagramm ebenfalls sichtbar. Dabei wird der breite Frequenzbereich deutlich, der von den jeweiligen Knarzipulsen abgedeckt wird. Ebenfalls werden die Auflösungsgrenzen der STFT deutlich. Die Knarzipulse können zwar erkannt werden, eine saubere Aussage über ihren zeitlichen Verlauf ist jedoch nicht möglich. Jeder Impuls erstreckt sich über mindestens eine Fensterbreite. Innerhalb dieses Zeitraums wird das Signal als stationär angenommen. Dies führt dazu, dass ein kürzerer stärkerer Impuls ebenso über die gesamte Fensterbreite dargestellt wird, wie ein längerer schwächerer Impuls. Eine weitere Verbesserung der Zeitauflösung ist mit einer Verschlechterung der Frequenzauflösung verbunden, die bereits in diesem Fall mit 50 Hz sehr ungenau gewählt ist. Eventuell auftretende Seitenbänder der harmonischen Anteile sind mit dieser Auflösung somit nicht mehr detektierbar.

#### 7.1.6. Analyse mit der Diskreten Wavelet-Transformation

Wie bei der Analyse mit der Kurzzeit-Frequenz-Transformation wird auch in diesem Fall nur das Luftschallsignal betrachtet. Das für die Analyse geeignete Wavelet wird durch die bereits in Abschnitt 5.6 dargestellte automatisierte Bestimmung der optimalen Analyseinstellungen unter

Nutzung des Merkmals *Kurtosis* ermittelt. Die Wahl der *Kurtosis* als Entscheidungshilfe wird mit ihrer Fähigkeit, Abweichungen vom normalen Rauschverhalten sehr gut zu detektieren, begründet. Tabelle 25 zeigt die Ergebnisse für die Level d1 bis d3. Es zeigt sich, dass das Wavelet *coif5* eine sinnvolle Wahl darstellt. In den niedrigeren Leveln bewegen sich die Werte für die *Kurtosis* um den Wert 3, es wird also keine Abweichung von der Normalverteilung mehr detektiert. Die sich für die einzelnen Level ergebenden Pseudofrequenzen für die Nutzung von *coif5* zeigt Tabelle 26.

Detaillevel	Wavelet	Kurtosis
d1	db8	141
d1	db7	131
d1	coif5	100
d1	coif4	100
d1	coif3	89
d2	sym6	38
d2	coif5	37
d2	db8	36
d2	db7	34
d2	db5	33
d3	db6	8
d3	coif4	8
d3	db8	8
d3	coif5	8
d3	sym6	8

Tabelle 25 Kurtosis-Werte für Level d1 bis d3

Detaillevel	Pseudofrequenz
d1	17655 Hz
d2	8827 Hz
d3	4414 Hz
d4	2207 Hz
d5	1103 Hz
d6	552 Hz

Tabelle 26 Pseudofrequenzen für *coif5*

Bild 83 zeigt die Koeffizienten der Wavelet-Transformation in einer signalähnlichen Darstellung der einzelnen Level. Die erste Überblicksbetrachtung lässt erkennen, dass die Amplituden der Koeffizienten mit abnehmendem Level und damit abnehmender Frequenz zunehmen. Die größte Energie wird somit im nieder- und mittelfrequenten Bereich unterhalb von 2,2 kHz umgesetzt. Hier werden auch im Wavelet-Raum die harmonischen Signalanteile und die niederfrequenten Einstreuungen in das Signal sichtbar. Die Aussage der Kurtosis-Betrachtung aus der automatisierten Bestimmung der Analyseinstellungen, welche unterhalb von Level d3 keine Abweichungen von der Normalverteilung mehr detektierte, wird bestätigt. In Level d4 bei einer Pseudofrequenz von ungefähr 2,2 kHz sind Anteile des eigentlichen Knarzvorgangs nur noch schwach erkennbar.

Bei der Betrachtung der instationären Anteile wird deutlich, dass die Methode der Diskreten Wavelet Transformation auch bei einem extrem gestörten Signal, bei dem die charakteristischen Signalanteile im Zeitsignal nicht mehr erkennbar sind, die Anteile des Knarzens durch ihre stark instationäre Charakteristik gut detektiert. Die Instationaritäten zeigen sich besonders in den ersten drei Detailleveln. Trotz der geringen Amplituden der Knarzimpulse treten hier keine Verfälschungen durch andere Signalanteile auf.

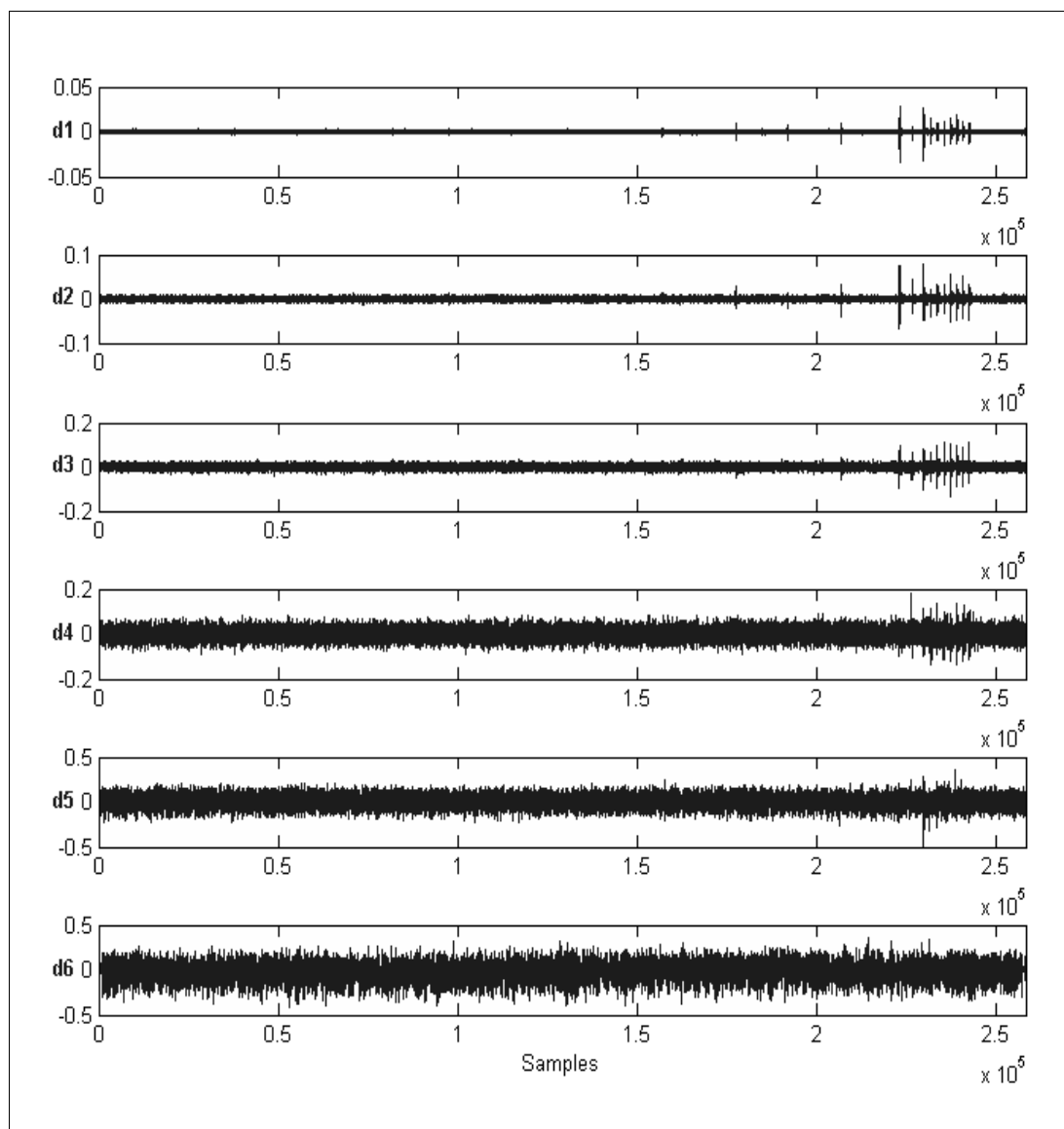


Bild 83 Koeffizientendarstellung des Luftschallsignals für *coif5*

Es zeigt sich, dass das Bremsenknarzen durch Impulse mit einer Bandbreite von 17,6 kHz – 2,2 kHz angeregt wird. Aufgrund der sich aus der Wavelet-Transformation ergebenden schmalen Fensterbereiche in den oberen Leveln folgt eine sehr gute zeitliche Auflösung der Impulse, welche bei der Betrachtung des Signalabschnitts von 4,3 s – 4,78 s in Bild 84, der alle Knarzipulse höherer Intensität beinhaltet, besonders gut sichtbar wird. Auch die Information der zeitlichen Änderung der Knarzipulse wird nun sichtbar. Die Impulse klingen sofort nach dem Auftreten sehr stark ab. Selbst das kurze kaum sichtbare neuerliche Aufschwingen des Impulses im Bereich von Sample  $2,3 \times 10^5$  im Beschleunigungssignal wird in Level d1 detektiert.

Die ersten Knarzipulse mit niedriger Energie kann zwar auch diese Transformation nicht auflösen, man erhält aber ein gleiches Detektionsergebnis wie bei Durchführung einer Kurzzeit-Frequenz-Transformation, sowie eine genaue Information über die zeitliche Änderung der nichtharmonischen Signalanteile.

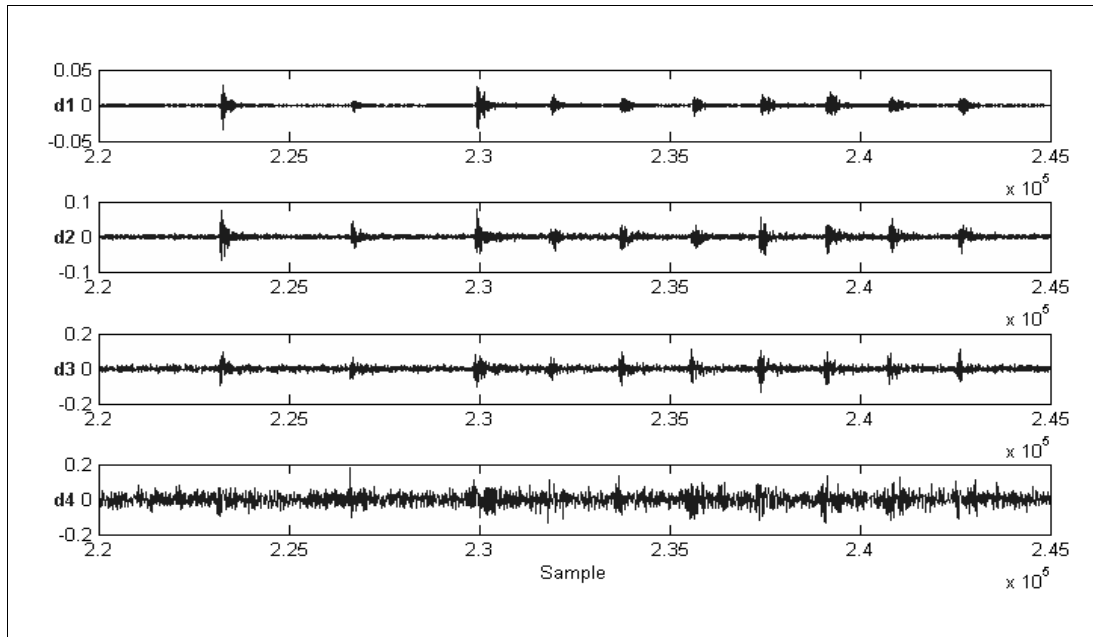


Bild 84 Koeffizientendarstellung des Luftschallsignals für coif 5,  $t= 4,44$  s bis 4,54 s, Level 1 bis 4

Es besteht nun die Möglichkeit, die für die weitere Betrachtung interessanten Koeffizienten-Level in den Zeitbereich zurück zu transformieren. Nach der Addition der Ergebnisse der Rücktransformation erhält man ein gefiltertes Luftschallsignal, welches in Bild 85 im Vergleich mit dem ursprünglichen Signal dargestellt ist. Darin ist das charakteristische Muster des Bremsenknarzens gut erkennbar.

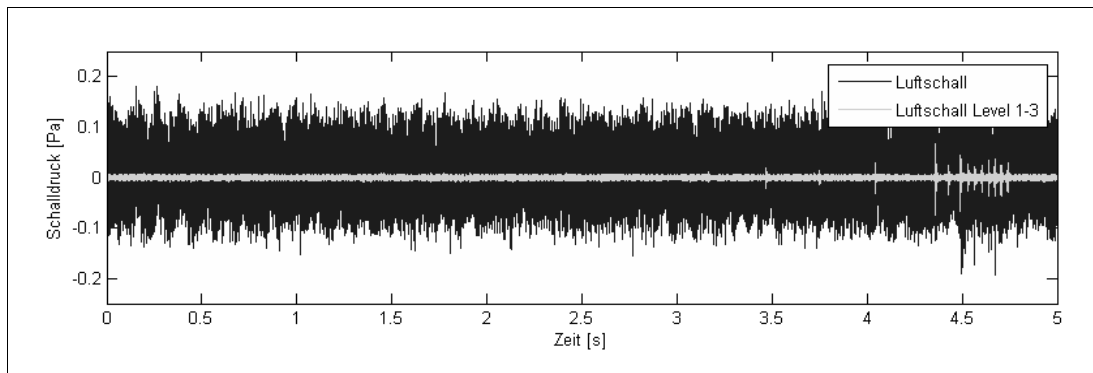


Bild 85 Originales und mit DWT bearbeitetes Luftschallsignal

### 7.1.7. Bewertung der Analyse des Bremsenknarzens

Mit der durchgeführten Untersuchung eines am Bremsenprüfstand erfassten Luftschallsignals konnte nachgewiesen werden, dass die Wavelet-Transformation ein geeignetes Auswertewerkzeug für die Erkennung von Signalanteilen geringer Energie in gestörten Signalen darstellt. Die Betrachtung beider Signale, des Luftschall- und des Beschleunigungssignals, zeigt das Potenzial, welches bei einer Auswertung mittels Wavelet-Analyse genutzt werden kann. Insbesondere bei der Analyse des Schalldrucksignals ist ein erheblicher Informationsgewinn zu erwarten. Das Ziel der zeit- und frequenzbezogenen Lokalisierung der durch Kraftimpulse im Luftschall generierten Signalanteile wurde erreicht.

Es hat sich gezeigt, dass der Ursprung des Knarzens breitbandige Schwingungsimpulse im Kilohertzbereich sind, die innerhalb von maximal 0.2 s abklingen. Es ist davon auszugehen, dass diese Impulse die Eigenschwingungen der verbundenen Baugruppen anregen. Die über Fahrwerk und Befestigungspunkte an die Karosserie übertragenen Schwingungen werden an den Innenraum als niedrigfrequentes Geräusch abgestrahlt. Es muss somit zwischen dem niedrigfrequenten akustischen Phänomen Bremsenknarzen, welches im Fahrzeuginnenraum detektierbar ist und den breitbandigen Knarzipulsen an den Bremsenkomponenten, welche die Erregung für das Bremsenknarzen darstellen, unterschieden werden.

Die Wavelet-Analyse bietet die Möglichkeit, die als interessant eingestuften Signalanteile wieder in den Zeitbereich zurück zu transformieren. Es wurde gezeigt, dass mit dieser Methode instationäre Signalanteile deutlich sichtbar gemacht werden können. Damit wurde die Wavelet-Analyse als geeignete Methode zur Untersuchung von Signalen, die in rauer Umgebung erfasst werden, bestätigt. Besonders bei Untersuchungen an Fahrzeugen im Feld ist dieser Aspekt von herausragender Bedeutung, da hier sehr viele störende Einflüsse von Fahrzeug und Umgebung vorliegen. Im Fall des Bremsenknarzens muss somit nicht mehr zwangsläufig auf das Beschleunigungssignal zurückgegriffen werden. Stattdessen lässt sich das weitaus einfacher zu erfassende Luftschallsignal für die Auswertung nutzen. Dies trägt zur Vereinfachung der Messwerterfassung an fahrenden Fahrzeugen und zur Reduzierung des Prüfaufwands bei. Zum jetzigen Zeitpunkt werden für Knarzuntersuchungen häufig ein Beschleunigungssensor und ein Mikrofon für jedes Rad sowie ein Mikrofon im Fahrzeuginnenraum verwendet. Dies resultiert in einem hohen Rüstaufwand und einer großen Signalmenge von mindestens 9 auszuwertenden Kanälen, was wiederum einen hohen Auswertungs- und Speicheraufwand nach sich zieht. Unter Nutzung der Wavelet-Analyse kann die Signalmenge um nahezu 50% reduziert werden, was eine deutliche Verringerung der Auswertzeit, des Speichervolumens und der Kosten für Messhardware zur Folge hat. Durch die Nutzung von Freifeldmikrofonen, die nur in der Nähe der Bremse installiert werden müssen, reduziert sich zudem der Rüstaufwand beachtlich. Dies alles ist als größter Vorteil beim Einsatz der Wavelet-Transformation auf diesem Gebiet zu werten.

Die flexible Struktur des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT) hat sich auch hier vorteilhaft auf die Durchführung der Analyse ausgewirkt. Die Möglichkeit der automatisierten Parameterbestimmung entbindet den Nutzer auch in diesem Fall von einer umfangreichen Voruntersuchung zur Auswahl eines geeigneten Wavelets.

Im Verlauf der Untersuchung zeigten sich für das Verfahren der schnellen Diskreten Wavelet-Transformation auch Grenzen in der Anwendung, die im Bereich der Frequenzauflösung liegen. Daher eignet sich das Verfahren nicht, wenn ein hoher Informationsgehalt im Bereich der Frequenzverteilung vermutet wird. Das Hauptanwendungsgebiet liegt somit erwartungsgemäß im Bereich der instationären Signale mit einem sehr geringen oder ohne harmonischen Anteil.

In Bezug auf den Einsatz der unterschiedlichen Analysemöglichkeiten wurde deutlich, dass die zeitliche Charakteristik des auszuwertenden Signals den Ausschlag über die Verwendbarkeit der einzelnen Analysemethoden gibt. Die klassische Frequenz-Transformation eignet sich für Signale mit einer geringen zeitlichen Varianz und einem sehr hohen harmonischen Signalanteil. Bei zeitlich instationären Signalen kann diese Methode bekanntermaßen nicht mehr angewendet werden. Die Kurzzeit-Frequenz-Transformation ist hingegen auch für Signale mit leichten zeitlichen Veränderungen bei großer Frequenzauflösung zu verwenden. Bei starken zeitlichen Veränderungen ist eine Anwendung nur für Überblicksbetrachtungen sinnvoll, da die zeitliche Auflösung infolge der festen Fenstergröße begrenzt ist. Da sich die Analyse-Methoden ergänzen, lässt sich durch kombinierte Verwendung der Verfahren Frequenz-Analyse und Wavelet-Analyse der gesamte Bereich

der Signalanalyse abdecken. Im vorliegenden Fall der Untersuchung von Bremsgeräuschen ist die Frequenz-Analyse das geeignete Mittel zur Erkennung tonaler Signalanteile, während die Wavelet-Analyse optimal zur Analyse impulshaltiger Signalanteile geeignet ist. Die dargestellten Ergebnisse bestätigen die Vermutung, dass die Wavelet-Analyse einen interessanten Beitrag zur zielgerichteten Analyse von Bremsgeräuschen und Schwingungen liefern kann.

## 7.2. Filterung von Steuer- und Mess-Signalen aus fahrenden Fahrzeugen

Neben der bereits ausgeführten Erkennung von Instationaritäten lassen sich mit der Wavelet-Analyse auch gezielt Signale im Zeitbereich analysieren. Dabei wird auf den Aufbau des DWT-Berechnungsalgorithmus als Filterpyramide zurückgegriffen. Es liegt nahe, diese Eigenschaft zur Signalfilterung einzusetzen.

Überlagerungen mehrerer interessanter Signalanteile sind, wie auch in den vorangegangenen Untersuchungen offenkundig wurde, bei der Betrachtung komplexer Systeme, beispielsweise Fahrzeugen, der Normalfall. Häufig steht dann nicht die Betrachtung hochfrequenter und instationärer Signalanteile im Vordergrund, sondern die Eliminierung derselben zur besseren Erkennung statischer und niedrigfrequenter Signalanteile. Die Messung kinematischer und dynamischer Größen an Fahrwerken oder Gesamtfahrzeugen, welche den Fahrzustand charakterisieren, stellt einen solchen Fall dar. Hier werden gesuchte Signalanteile insbesondere während der Messung im Fahrbetrieb häufig von Schwingungsanteilen verschiedenster Frequenzen überlagert.

Der in Abschnitt 5.3.2 näher erläuterte Vorgang des Entrauschens beschreibt eine Möglichkeit, die Wavelet-Transformation zur Signalfilterung zu nutzen. Hierbei ist der Erhalt aller Informationen beinhaltender Signalanteile über den kompletten Frequenzbereich das Ziel. Sind hingegen nur Signalanteile eines bestimmten Frequenzbereiches von Interesse, kann eine Signalfilterung durchgeführt werden, in dem nur die interessierenden Koeffizientenlevel in den Signalebereich rücktransformiert werden.

Als Anwendungsbeispiel für dieses Einsatzgebiet dient das Signal einer Verzögerungsmessung, das an einem Nutzfahrzeug *MULTICAR M30* mit modifiziertem Bremssystem aufgezeichnet wurde. In diesem Fahrzeug soll das Verzögerungssignal beim Bremsen als Führungsgröße für die Bremsenregelung dienen. Aus diesem Grund ist eine gute Signalqualität unabdingbar. Für weitergehende Informationen wird an dieser Stelle auf [MOE04] und [HOR04] verwiesen. Dort werden das hier genutzte Fahrzeug und die an ihm durchgeführten Untersuchungen ausführlich vorgestellt.

### 7.2.1. Messwerterfassung und Betrachtung des Zeitsignals

Im fahrenden Fahrzeug sind unterschiedlichste Schwingungseinträge vorhanden. Sie werden in Schwingungen des Antriebsstrangs, Lastwechselschwingungen, Aufbauschwingungen und Eigenschwingungen einzelner Baugruppen unterschieden und finden sich im Verzögerungssignal wieder. Tabelle 27 fasst alle Schwingungsanteile und ihre am *MULTICAR M30* zu erwartenden Frequenzen zusammen.

Schwingungsanteile	Signalband	Frequenzbereich
Eigenfrequenzen von Baugruppen	Detailsignal	100 .. 500 Hz
Motorschwingungen (drehzahlabhängig)	Detailsignal	30 .. 150 Hz
Aufbauschwankungen	Detailsignal	1..3 Hz
Statische Anteile durch Bremsen und Beschleunigen	Approximationssignal	Gleichanteile

Tabelle 27 Erwartete Frequenzanteile im Beschleunigungssignal des *MULTICAR M30*



Die Messung der Bremsbeschleunigung am Fahrzeug erfolgt mit einem kapazitiven Beschleunigungsaufnehmer *PCB M3703G2FD3G*, der am Rahmen des Fahrzeuges möglichst nah am Schwerpunkt befestigt ist. Dieser wird über eine Messwerterfassungskarte mit 1 kHz abgetastet. Bild 86 zeigt das Fahrzeug und den eingebauten Beschleunigungssensor.



Bild 86 Forschungsfahrzeug Multicar M 30 und Beschleunigungssensor

Die Erfassung des Verzögerungssignals erfolgte während eines Bremsvorgangs mit einer Startgeschwindigkeit von 60 km/h bis zum Stillstand. Das so gewonnene Signal ist aufgrund starker Einstreuungen von Motor- und Betriebsschwingungen, sowie elektromagnetischer Störungen nur sehr bedingt für die Regelung nutzbar. Bei der Betrachtung des Zeitsignals in Bild 87 wird dies deutlich.

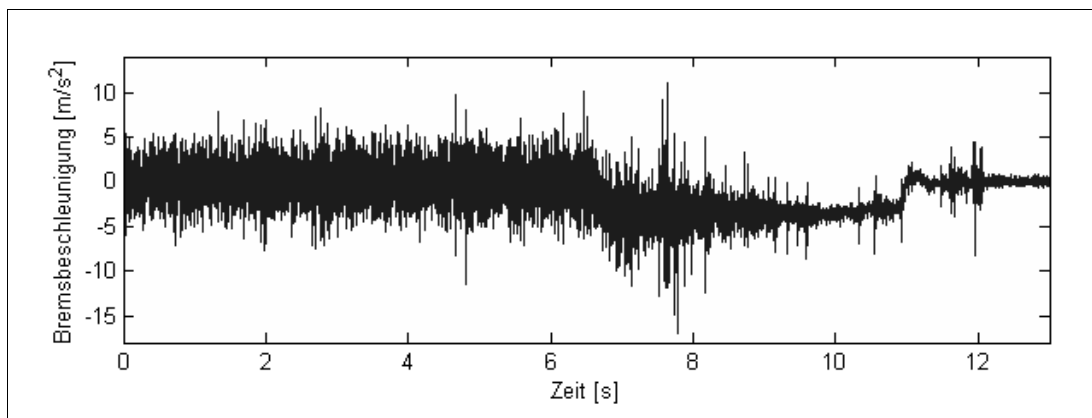


Bild 87 gemessenes Verzögerungssignal in Fahrtrichtung während einer Bremsung

Deutlich sind die starken Störanteile im Signal erkennbar. Die Änderung der Beschleunigung infolge des Bremsvorgangs im Zeitraum von 6 s bis 12 s ist allenfalls qualitativ auswertbar. Für eine quantitative Auswertung und zur Signalaufbereitung für die Regelung ist eine Filterung somit unabdingbar.

### 7.2.2. Festlegung des Analyseweges

Im vorliegenden Fall besteht das Ziel in der Gewinnung der niederfrequenten Schwingungen bis 2 Hz und der statischen Änderung der Beschleunigung. Diese Signalinhalte sollen als Grundlage für die Berechnung der aufzuwendenden Bremskraft dienen. Im ursprünglichen Beschleunigungssignal lassen sich diese Anteile, wie bereits erwähnt, nicht sauber extrahieren. In diesem Fall ist die Zerlegung des Signals so durchzuführen, dass die benötigten Signalanteile im Approximationslevel vorhanden sind und so eine Tiefpass-Filterung durchgeführt wird. Dazu wird eine Wavelet-Transformation des Signals mit anschließender Rücktransformation der einzelnen Koeffizientenlevel in den Zeitbereich durchgeführt. Die aus dem Ursprungssignal extrahierten Anteile der Fahrzeugverzögerung finden sich im Approximationssignal wieder. Die Detailsignale dienen der zusätzlichen Signalanalyse. Der Frequenzbereich, über den sich das Approximationssignal erstreckt, wird dabei über die Leveltiefe festgelegt. Tabelle 28 beinhaltet die Frequenzbereiche der einzelnen Signallevel für Leveltiefe 8. Es wird deutlich, dass das Approximationssignal sA8 den geforderten Frequenzbereich abdeckt.

Signallevel	Frequenzbereich
sD1	250 Hz – 500 Hz
sD2	125 Hz – 250 Hz
sD3	62,5 Hz – 125 Hz
sD4	31,3 Hz – 62,5 Hz
sD5	15,6 Hz – 31,3 Hz
sD6	7,8 Hz - 15,6 Hz
sD7	3,9 Hz – 7,8 Hz
sD8	1,9 Hz – 3,9 Hz
sA8	0 Hz – 1,9 Hz

Tabelle 28 Frequenzbereiche der Signallevel

Die Wahl des Wavelets wird ebenfalls durch das Verhalten des benötigten Signalanteils beeinflusst. Das Beschleunigungssignal wird sich bei Beginn und Ende des Bremsvorgangs sehr schnell, bedingt durch die Trägheit des Fahrzeugs aber nicht sprunghaft, ändern. Eine sprunghafte Änderung des Signals ist auch aus regeltechnischen Gründen nicht erwünscht. Es muss daher ein Wavelet mit niedriger Komplexität, aber mit erkennbarem stetigem Schwingungsanteil verwendet werden. Da im vorliegenden Fall nicht die Suche nach nichtharmonischen Signalabweichungen das Ziel ist, muss das Wavelet aus Erfahrungswerten bestimmt werden. Voruntersuchungen mit den Wavelets *db2* bis *db8* zeigten, dass *db4* das erwartete Schwingungsverhalten sehr gut darstellt. Unter Verwendung von Wavelets niedrigerer Komplexität kommt es zu einer Verfälschung der Signalanteile, da die Signale ungenügend stetig dargestellt werden. Die Verfälschungen zeigen sich im rücktransformierten Signal in Form von Sprüngen.

Ein weiterer Gesichtspunkt unter der Bedingung des späteren Einsatzes in der Regelung des Fahrzeugbremssystems ist der Rechenaufwand, der mit dem Komplexitätsgrad der eingesetzten Wavelets zunimmt. Um mit herkömmlichen Filterverfahren konkurrieren zu können, ist es notwendig, gleiche oder geringere Rechenzeit zu beanspruchen. Die Berücksichtigung beider Aspekte findet sich in der Auswahl des Wavelets *db4* für die weiteren Betrachtungen wieder.

### 7.2.3. Ergebnisse der Signalzerlegung und Auswahl geeigneter Frequenzbereiche

Bild 88 zeigt das Ergebnis der Wavelet-Transformation des gemessenen Signals nach der Rücktransformation der einzelnen Level in den Zeitbereich. Es lassen sich mehrere Schwingungskomponenten gut voneinander unterscheiden. Das Approximationssignal sA8 zeigt den statischen Anteil der am Fahrzeug wirkenden Verzögerung, die durch den Bremsengriff zustande kommt. Im

darüber liegenden Detailsignal sD8 sind die Nickschwingungen des Fahrzeugaufbaus sichtbar. Sie sind am Beginn und am Ende des Bremsengriffs besonders deutlich. Detailsignal sD7 zeigt weitere Anteile der Nickschwingungen. Die Signalanteile in weiteren Detailsignalen zeigen keine für die Regelung interessierenden Anteile. Hier sind der Hauptanteil des Signalrauschens und der Rahmenschwingungen enthalten.

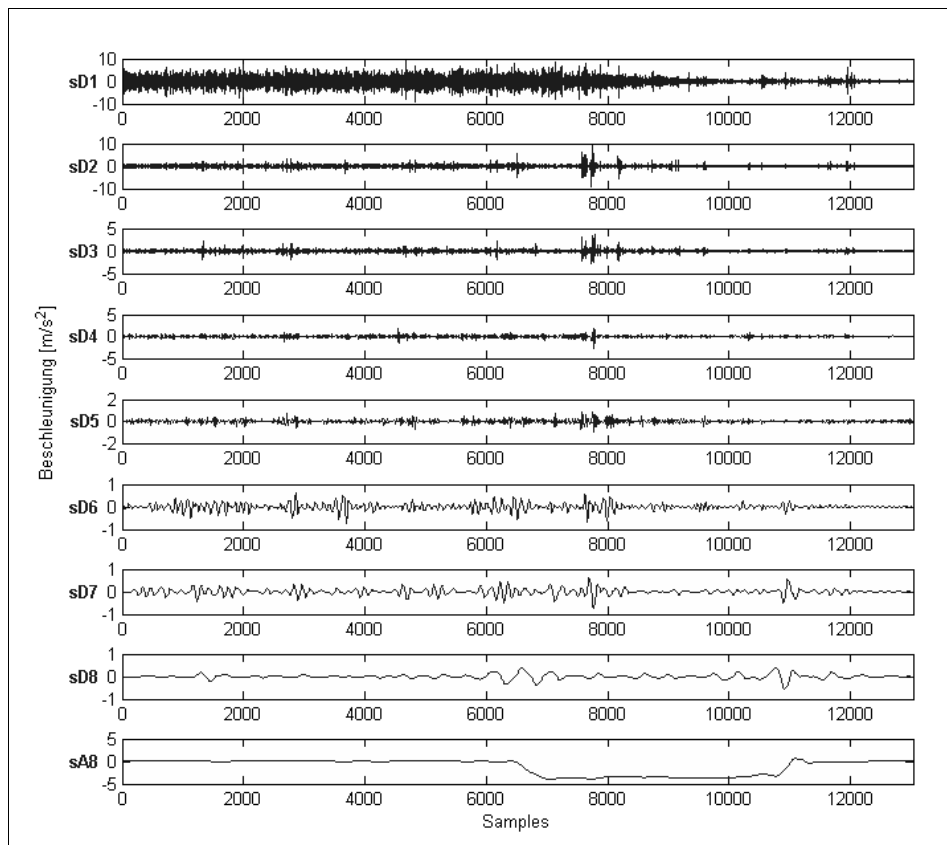


Bild 88 in dyadische Frequenzbänder gesplittetes Signal

Ein Nebeneffekt wird bei der gleichzeitigen Betrachtung aller Signalanteile sichtbar. Zum Zeitpunkt 7,7 s (Sample 7700) nach Start der Messung zeigt sich in fast allen anderen Signalanteilen ein transienter Signalanteil. Es handelt sich dabei um Einwirkung der Straßenbeschaffenheit. Im vorliegenden Fall konnte nachgewiesen werden, dass das Fahrzeug während des Bremsvorgangs über eine Querrinne fuhr. Dieses Ereignis wirkt als Stoß auch in Längsrichtung des Fahrzeugs und lässt sich exakt im Zeitbereich lokalisieren. Ein weiterer instationärer Signalanteil ist zum Zeitpunkt 11,9 s ( $\approx$ Sample 11900) nach Start der Messung in den Signalleveln sD1 bis sD3 sichtbar. Die Vermutung liegt nahe, dass es sich um die Auswirkung des Bremsenlösen handelt.

Zur Gewinnung eines für die Bremsregelung optimal geeigneten Signals wurden drei mögliche Frequenzbandvarianten durch Einstellung der Leveltiefen 8, 7 und 6 berechnet. Der Vergleich der so gefilterten Signale wird in Bild 89 dargestellt.

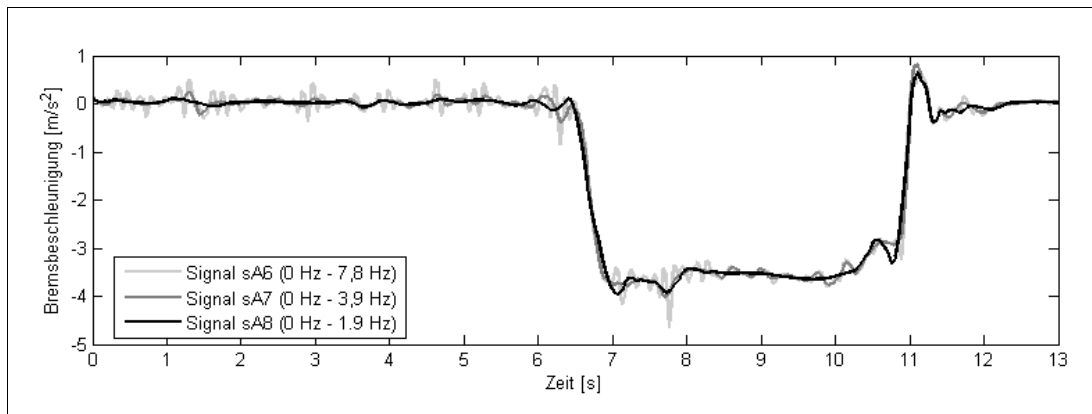


Bild 89 Approximationssignal bei Berechnung mit den Leveltiefen 6 bis 8

Aus dem Vergleich der gefilterten Signale lassen sich verschiedene Schlussfolgerungen ziehen. Alle Approximationssignale geben den Verlauf der Verzögerung sehr gut wieder. Um allein den statischen Anteil und die Aufbauschwingungen zu berücksichtigen, eignet sich am besten die Rekonstruktion des Approximationslevels aus Leveltiefe 8. Wird die Wavelet-Transformation mit 7 Leveln durchgeführt, sind bereits Schwingungsanteile anderer Kausalität, beispielsweise Lastwechselschwingungen, enthalten. Bei einer Wavelet-Transformation mit Leveltiefe 6 enthält das Signal bereits zahlreiche zusätzliche Frequenzkomponenten, die vorrangig von Straßenunebenheiten stammen. Für die Aufgabenstellung eignet sich somit die Rekonstruktion des Approximationssignals bei Leveltiefe 8 am besten. Sollen die Lastwechselschwingungen mit berücksichtigt werden, ist hier das Approximationssignal aS7 von Bedeutung.

Um das Potenzial der Wavelet-Transformation im Einsatzbereich der Echtzeit-Filterung zu beurteilen, wurde das rekonstruierte Signal mit einem momentan im Fahrzeug verwendeten Filterverfahren verglichen. Bild 90 zeigt die gefilterten Signale im Vergleich mit dem Originalsignal. Es handelt sich dabei um einen Filter auf Basis des Runge-Kutta-Algorithmus, der in [MOE04] näher erläutert wird. Das Runge-Kutta-Verfahren gehört zu den Einschrittverfahren, welche zur numerischen Lösung eines Anfangswertproblems erster Ordnung gewöhnlicher Differentialgleichungen eingesetzt werden. Im Detail wird hierbei zur Berechnung des Anstiegs eine weitere Stützstelle und ein gewichtetes Mittel aus vier Funktionswerten genutzt. Bekanntermaßen gibt es zweckmäßigere Filtermöglichkeiten als dieses Verfahren. Allerdings standen zum Zeitpunkt der Implementierung harte Echtzeit-Anforderungen an das Regelsystem, die bei Verwendung zweckmäßigerer Filtertypen nicht gehalten werden konnten.

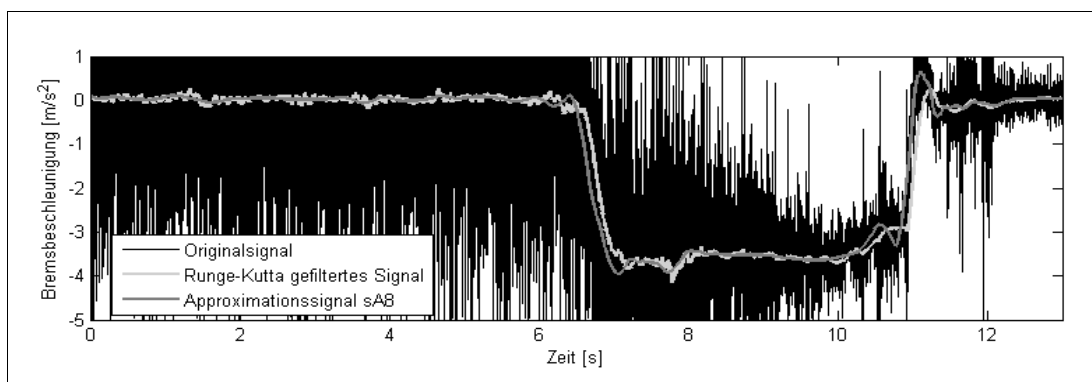


Bild 90 Vergleich der gefilterten Verzögerungssignale mit dem Originalsignal

Es ist erkennbar, dass das waveletbehandelte Signal alle aufgabenrelevanten Signalanteile enthält. Im Vergleich mit dem Runge-Kutta-gefilterten Signal zeigt das waveletbehandelte Signal einen

glatteren Verlauf in den Bereichen mit nahezu konstanter Verzögerung und eine exaktere Nachbildung niederfrequenter relevanter Detailaussagen, wie sie beispielsweise durch Fahrzeugnicken entstehen. Die zeitliche Verzögerung des mit dem Runge-Kutta-Filter behandelten Signals resultiert aus dem Filterverfahren. Durch die Berechnung der notwendigen Stützstellen aus dem Originalsignal benötigt dieser Filter eine der Anzahl der Stützstellen entsprechende Einlaufzeit, wodurch sich, bezogen auf das Originalsignal, ein zeitlicher Versatz ergibt. Die Filterung mittels Wavelet-Analyse weist diesen Versatz nicht auf, da der erste Signalpunkt sofort bis ins niedrigste Level durchgezogen wird.

#### **7.2.4. Bewertung der Analyse des Beschleunigungssignals**

Auch diese Untersuchung bestätigt die Fähigkeit der Diskreten Wavelet-Transformation, aus Messsignalen rauer Umgebung die gewünschten Anteile zu detektieren und zu extrahieren. Es ist gelungen, das Signal so aufzuteilen, dass eine kausale Zuordnung der Frequenzen zu den Quellen möglich ist. Das Originalsignal kann bei Bedarf jederzeit aus diesen Teilsignalen durch Signaladdition der einzelnen Level zusammengesetzt werden. Es besteht weiterhin die Möglichkeit, mehrere Koeffizientenlevel in der Rücktransformation zu einem Zeitsignal zusammen zu fassen, um breitere Frequenzbänder aus dem Ursprungssignal zu extrahieren. Dabei gehen weder Informationen verloren, noch sind Artefakte zu erwarten. Die Methode der Rücktransformation der Koeffizientenlevel bestätigt in beeindruckender Weise die Einsatzmöglichkeit der Wavelet-Transformation als Mittel der Signalvorverarbeitung vor der eigentlichen Analyse. Mit dieser Methode lassen sich gezielt Signalanteile einzelner Frequenzbereiche auswählen, ohne Signalinformation zu vernichten.

Im Zusammenhang mit der in Abschnitt 5.4.1 dargestellten Echtzeitfähigkeit wurde der Nachweis der Filtermöglichkeit mittels Wavelet-Transformation auch auf dem anspruchsvollen Gebiet der Filterung von Reglereingangssignalen erbracht.

## 8. Zusammenfassung

Das Hauptziel der vorliegenden Arbeit besteht in der Erkennung und positionsgenauen Erfassung nichtstationärer Anteile in Signalen der Kraftfahrzeugtechnik. Der Hauptschwerpunkt der vorgestellten Untersuchung richtet sich an den speziellen Anforderungen der Verzahnungsprüfung in der Fertigungsendkontrolle an schrägverzahnten Stirnrädern aus. Diese stellt besondere Anforderungen bezüglich der zeitnahen Auswertung der Signale und der Robustheit der Auswertung.

Ziel ist die Erkennung und zahngenaue Zuordnung auftretender Einzelfehler an Zahnrädern, beispielsweise Schlagstellen, Grate und Kratzer auf der Zahnoberfläche, welche sich in transienten Ereignissen im Schwingungssignal äußern. Es wird dabei anfangs dargelegt, dass hinsichtlich der Erfassung dieser Anteile Entwicklungsbedarf besteht, da dieser Bereich im Gegensatz zur Erkennung harmonischer und zeitlich unveränderlicher Signalanteile durch die bekannten Analysen auf Basis der Fourier-Transformation nicht abgedeckt werden kann. Grundlegende Betrachtungen der Fourier-Transformation und auf ihr beruhender Analysen machen deutlich, dass sich ihr Einsatzbereich auf die Betrachtung von Signalen beschränkt, in denen die zeitliche Änderung von untergeordneter Bedeutung ist. Da aber bei der Erkennung von Einzelfehlern die zeitliche Änderung des Signals relevant ist, besteht Bedarf nach einer Signaltransformation, welche die zeitliche Information im Signal berücksichtigt. Für die Betrachtung instationärer Signalanteile wird deshalb die Diskrete Wavelet-Transformation vorgeschlagen. Sie kann sowohl für die Analyse zeitlich schnell veränderlicher Signalanteile, als auch für Detektion instationärer Signalanteile eingesetzt werden und verfügt über eine dem jeweiligen Frequenzbereich angepasste Auflösung.

Für die praktische Anwendung der Diskreten Wavelet-Transformation wird eine Analyseumgebung, das Modulare Diagnosewerkzeug (MDT) entwickelt, dessen Besonderheit in seinem modularen Aufbau und der flexiblen Einsatzmöglichkeit auch für Signale aus anderen Bereichen besteht.

Mit der ausführlichen Untersuchung verschiedener in der Fertigung auftretender Zahnrad einzelfehler wird nachgewiesen, dass das Ziel der Erkennung und zahngenaue Zuordnung kleiner, vereinzelt auftretender Fehler mit der angewandten Analyse erreicht wird. Dafür wird, aufbauend auf den Ergebnissen der Diskreten Wavelet-Transformation, eine merkmalsbezogene Analyse der Transformationsergebnisse durchgeführt. In zwei weiteren beispielhaften Untersuchungen wird im Anschluss die Einsatzfähigkeit der Wavelet-Analyse auch auf anderen Gebieten der Fahrzeugtechnik demonstriert. Das erste Beispiel hat die Extraktion niedrigfrequenter Störscheinungen an Radbremsen aus einem Luftschallsignal zum Inhalt, welches sehr stark von umgebenden Schallquellen gestört wurde. Im zweiten Anwendungsbeispiel wird die Wavelet-Transformation in Verbindung mit dem Modularen Diagnosewerkzeug (MDT) zur intelligenten Filterung von Schwingungssignalen im Fahrzeug genutzt. Diese Signale zeichnen sich durch einen sehr hohen Störanteil aus, der durch die Bedingungen im Fahrzeug während der Fahrt hervorgerufen wird.

Erstmalig wurde in dieser Arbeit neben dem praktischen Einsatz der Wavelet-Transformation in der Fahrzeugtechnik auch eine Nachauswertung ihrer Ergebnisse vorgenommen. Zu diesem Zweck wurden mehrere Merkmalswerte generiert und angewendet. Mit dem Modularen Diagnosewerkzeug (MDT) existiert dafür eine Software zur waveletbasierten Signalanalyse, welche auf unterschiedliche Problemstellungen innerhalb der Fahrzeugtechnik angewendet werden kann. Die implementierte automatisierte Parametersuche macht das System auch für Nichtexperten der Wavelet-Analyse nutzbar. Der bevorzugte Einsatzbereich liegt in der Analyse rotationsgebundener Signale. Somit bietet sich eine optimale Voraussetzungen für den Einsatz in der Verzahnungs- und Getriebeprüfung.

Es hat sich bei den mit dem Modularen Diagnosewerkzeug (MDT) durchgeführten Untersuchungen herausgestellt, dass für eine zahngenaue Erkennung der Einzelfehler eine Auswertung der Transformationsergebnisse auf Basis der Merkmalswerte *Crest-Analyse* und *relativer spektraler Signalenergieverteilung* zielführend ist. Weitere Merkmalswerte wie *Kurtosis* oder *mittlere spektrale Signalenergie* können eine Grundaussage über das Vorhandensein von Einzelfehlern und verteilten Fehlern am Zahnrad geben. Die Kombination der vorgestellten Auswertemöglichkeiten liefert eine breitere Basis für die Fehlererkennung, als es die einzelne Auswertung ermöglicht.

Die Bedingungen, unter denen der Tauglichkeitsnachweis der Wavelet-Analyse stattfindet, weisen die Einsatzfähigkeit des MDT und der damit durchgeführten Fehlererkennung mit Hilfe der Wavelet-Transformation im Bereich der Fertigungsprüfung nach. Somit stellt diese neuartige Analyseumgebung einen ersten entscheidenden Schritt für den Einsatz in diesem Bereich dar. In enger Zusammenarbeit mit Verzahnungsherstellern muss nun die Suche nach weiteren praxisrelevanten Merkmalswerten fortgeführt werden, die speziell auf die in der Fertigung auftretenden Fehler abgestimmt sind und diese eindeutig beschreiben. Insbesondere die während der Untersuchung der Zahnradsignale festgestellten Modulationserscheinungen beim Auftreten von verteilten Fehlern an Zahnradern bieten einen Ansatz für weitere, mit dieser Analyseverfahren durchzuführende, Untersuchungen.

Mit den durchgeführten Untersuchungen wird weiterhin die Grundlage für ein selbstlernendes System auf Basis neuronaler Netze geschaffen. Für weiter zu entwickelnde Stufen des MDT können als Ersatz der vorhandenen Merkmalswerte Verfahren wie die Interpretation von komplexen Mustern entwickelt werden. Solche Untersuchungen wurden bereits in Begleitung dieses Projektes exemplarisch an Signalen von Fahrzeugbremsen und Tierstimmen durchgeführt [HIR03], [HOL03-1]. Für die Erstellung eines solchen Systems sind bei zukünftigen Arbeiten mehrere Strategien verfolgbar. So kann beispielsweise eine parallele Verarbeitung des Mess-Signals mit mehreren Wavelets stattfinden, um für jede Fehlerart ein Wavelet mit geeigneten Eigenschaften zu nutzen. Die weiterführende Untersuchung kann durch die Entwicklung von Zustandsvektoren abgerundet werden, die die Voraussetzung für eine Fehler-Klassifikation bilden. Zustandsvektoren beinhalten die Ergebnisse der Signalanalyse und die relevanten Betriebsdaten. Sie bilden die Grundlage für eine spätere Klassifizierung der Ergebnisse. In ihnen wird festgelegt, wie sich die Fehlertypen hinsichtlich des Ergebnisses der Wavelet-Analysen und der nachfolgenden statistischen Auswertung äußern. Die erhaltene Merkmalsverteilung liefert dann die Grundlage zur Bildung eines Expertensystems. Ziel einer weiterführenden Untersuchung muss die Erstellung eines Mustervektors und je eines Vektors für jeden bekannten Fehler sein. Eine Klassifikation kann dann später im einfachsten Fall geometrisch über eine Distanzbestimmung zwischen dem Analyseergebnis und den vorhandenen Zustandsvektoren erfolgen.

Die Möglichkeiten der Klassifikation können durch die bereits erwähnte grundlegende Zuordnung einzelner Fehlertypen zu jeweils einem Wavelet-Typ erweitert werden. An dieser Stelle besteht auch die Möglichkeit, dem Fehler zugeordnete empirisch ermittelte Wavelet-Kernfunktionen zu entwickeln. Obwohl sich in der vorgestellten Arbeit eine gewisse Robustheit der Ergebnisse gegenüber den eingesetzten Wavelet-Typen herausgestellt hat, wird in der Optimierung und zielgerichteten Erstellung von Wavelets ein großes Potenzial gesehen. Die Bedingung der Zuordnung Wavelet-Typ – Fehlertyp bietet die Möglichkeit, ein von einer Zahnradpaarung stammendes Signal mit mehreren parallel laufenden Wavelet-Transformationen zeitgleich hinsichtlich verschiedener Fehlertypen zu analysieren. Der dadurch notwendige größere Zeitaufwand kann durch die in dieser Arbeit vorgestellte Real-Time Diskrete Wavelet-Transformation vollständig kompensiert werden. Unter diesem Gesichtspunkt kommt auch der Real-Time Diskreten Wavelet-Transformation auf Basis von DSP oder FPGA wieder Bedeutung zu.

Anhand der in der Waveletanalyse ermittelten Koeffizienten können danach Grenzkoeffizienten festgelegt werden, die für eine erfolgreiche Fehlerdetektion überschritten werden müssen. Um dies zu erreichen, müssen statistisch relevante Losgrößen bestimmter Fehler und Toleranzbereiche gefertigt und untersucht werden, um signifikante Ergebnisse zu erzielen. Dies muss unter dem Hintergrund der 100%-Verzahnungsprüfung am Ende des Produktionsprozesses geschehen. Dafür wurde in dieser Arbeit die Methode bereitgestellt und unter Fertigungsbedingungen getestet. Es wird erwartet, dass das große Potenzial, das diese Analysemethode bietet, möglichst bald der industriellen Fertigung von Verzahnungen zugeführt wird.

Die Flexibilität und generelle Einsetzbarkeit des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT) wird in den Untersuchungen des Phänomens Bremsenknarzen und der Analyse des Verzögerungssignals einer Fahrzeugbremsung deutlich. Hier wird gezielt auf die Extraktion interessierender Signalanteile aus von Störungen überlagerten Signalen hingearbeitet. Es wird dabei deutlich, dass die Wavelet-Transformation für die Erkennung von Signalanteilen geringer Energie in stark gestörten Signalen ein geeignetes Auswertewerkzeug darstellt. Zusätzlich ermöglicht die Nutzung der Diskreten Wavelet-Transformation eine bisher nicht erreichte Aussagefähigkeit über Ereignisse während der Messung, die im Zeitsignal nicht erkannt wurden.

Aufbauend auf den erreichten Ergebnissen können vorhandene Prüfmethode vereinfacht und optimiert werden. Im Bereich der Bremsgeräusch-Analyse kann verstärkt auf den weitaus einfacher zu erfassenden Luftschall zurückgegriffen werden. Somit kann der Aufwand zur Signalerfassung stark verringert werden, was eine Reduzierung der Prüfkosten zur Folge hat. Dies ist besonders bei der Prüfung am Fahrzeug von Vorteil. Für die Filterung von Signalen ist die Wavelet-Transformation eine elegante Methode, die gleichzeitig Aussagen über auftretende Ereignisse im Signal während der Filteranpassung liefert.

Kurz sei an dieser Stelle noch auf die Einsatzfähigkeit des Modularen Diagnosewerkzeugs (MDT) über den Fahrzeugbereich hinaus hingewiesen. Mit den in dieser Arbeit entworfenen Softwarestrukturen konnten auch für ein scheinbar völlig anders geartetes Problem stochastische Anregungen aus einem komplexen zeitabhängigen Schwingungssignal herausgefiltert werden. Betrachtet wurden unregelmäßige Schwingungserscheinungen an einer Gasdruckregel- und -messenanlage [HOL05]. Hier konnten Kochvorgänge innerhalb der Gaskessel, die sich durch große Blasen und kavitationsähnliche Effekte äußerten, mit Hilfe der Wavelet-Analyse unter Nutzung des Wavelets *db3* und der *relativen spektralen Signalenergieverteilung* erkannt werden. Mit normaler Spektrenauswertung waren diese nicht detektierbar.

Alle Untersuchungen haben das große Potenzial der Wavelet-Transformation für den praktischen Analyseinsatz bei der Erkennung zeitlich veränderlicher Signalinhalte dargestellt. Es liegt nun im Ermessen der Nutzer von Signalanalysen, diese Ergebnisse sinnvoll anzuwenden, die praktische Anwendung der Diskreten Wavelet-Transformation weiter zu führen und vorhandene Auswertemethoden, falls notwendig, zu vervollständigen.

*Prüft aber alles, und das Gute behaltet*

*1 Thess. 5, 21*



---

## Literaturverzeichnis

- ABD95 Abdelhamid, M. K.: *Creep Groan of Disk Brakes*. SAE Technical Paper Series Nr. 951282, Society of Automotive Engineers. 1995.
- BAD04-1 Bader, D.; Holstein, P.; Marx, H.: *Wavelet Transform and Gear Noise*. Fortschritte der Akustik, Strasbourg. 2004.
- BAD04-2 Bader, D.; Holstein, P.; Mackenzie, D.; Marx, H.; Holinski, O.; Augsburg, K.: *Real-Time Diagnostics for non-stationary Gear Noise on automotive Tooth Gears*. Proceedings INTER-NOISE 2004, Prag. 2004.
- BÄN02 Bäni, W.: *Wavelets: Eine Einführung für Ingenieure*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag, München Wien Oldenbourg. 2002.
- BAR97 Barwinek, R.: *Analyse von Wälzlagerdiagnosen unter praxisnahen Einsatzbedingungen*. VDI-Verlag, Düsseldorf. 1997.
- BRE00 Brecht, J.: *Untersuchungen zum Bremsenknarzen - Ein Beitrag zur Beschreibung von Schwingungen in Bremssystemen*. Shaker Verlag, Aachen. 2000.
- BRO01 Bronstein, I. N.; Semandjajew, K. A.: *Taschenbuch der Mathematik*. Verlag Harri Deutsch, Frankfurt/ Main. 2001.
- BUR97 Burke-Hubbard, B.: *Wavelets - Die Mathematik der kleinen Wellen*. Verlag Birkhäuser, Basel. 1997.
- CER00 Cerna, M.; Harvey, A. F.: *The Fundamentals of FFT-Based Signal Analysis and Measurement*. Application Note 041, National Instruments. 2000.
- CHO89 Choi, H.; Williams, W.J.: *Improved Time-Frequency Representation of Multicomponent Signals Using Exponential Kernels*. IEEE Trans. on Acoustic Speeches and Signal Processing, Vol. 37 (6). 1989.
- DIE05 Dieckhoff, T.: *Aufbau und Test eines modularen Diagnose-Tools für die End-of-Line Kontrolle von Zahnradern*. Diplomarbeit, Technische Universität Ilmenau, Fachgebiet Kraftfahrzeugtechnik. 2005.
- DIN3961 Norm DIN 3961, Toleranzen von Stirnradverzahnungen - Grundlagen. August 1978.
- DIN3962 Norm DIN 3962, Toleranzen von Stirnradverzahnungen Teil 1-4. August 1978.
- DIN3979 Norm DIN 3979 Zahnschäden an Zahnradgetrieben. Juli 1979.
- DIN9241 Norm DIN EN 9241, Ergonomische Anforderungen für Bürotätigkeiten mit Bildschirmgeräten 10-13. 1996-2000.

- 
- GAB02 Gaberson, H. A.: *The Use of Wavelets for Analyzing Transient Machinery Vibration*. Sound and Vibration 36, Ohio. 2002.
- GAB46 Gabor, Dennis: *Theory of communication*. Institution of Electrical Engineers, London. 1946.
- GAD99 Gade, S.; Herlufsen, H.; Konstantin-Hansen, H.; Vold, H.: *Characteristics of the Vold-Kalman Order Tracking Filter*. Bruel&Kjaer, Technical Review No. 1. 1999.
- GAU04 Gauterin, F.; Gnochowicz, J.: *Bremsenknarzen - Phnomenologie und Abhilfe*. ATZ Automobiltechnische Zeitschrift, Wiesbaden. 2004.
- GER98 Geropp, B.: *Schadensdiagnose an Verzahnungen mit Hilfe der Hüllkurvenanalyse*. VDI-Berichte, Düsseldorf. 1998.
- GOU90 Gouya, M.; Nishiwaki, M.: *Study of Brake Groan*. SAE Technical Paper Series, Society of Automotive Engineers. 1990.
- GRO96 Groppe, H.; Jonuscheit, H.; Strama, O. Thomä, R.: *Ordnungsanalyse*. Meßtechnik und Signalverarbeitung, Bd.2. 1996.
- HAA02 Haase, T.: *Implementierung eines PC-basierten Meßsystems zur Überwachung von Windenergieanlagen*. TU-Berlin, Berlin. 2002.
- HEI01 Heinrichs, R.: *Perzeptive und signaltheoretische Beschreibungsmöglichkeiten des Getrieberasselphänomens von Diesel PKW*. Shaker Verlag, Aachen. 2001.
- HIR03 Hirschfeld, D.; Hoffman, R.; Holstein, P.; Koch, M.: *Sound- und Mustererkennung unter Nutzung von Spracherkennungs-Technologien*. Fortschritte der Akustik, Aachen. 2003.
- HOL03-1 Holstein, P.; Koch, M.; Hirschfeld, D.; Hoffmann, R.; Augsburg, K.; Bader, D.: *A Strategy for Signal Recognition under Adverse Conditions*. Proceedings INTER-NOISE 2003, Seoul. 2003.
- HOL03-2 Holinski, O.: *Ein generelles MATLAB-Interface-Konzept für modulare akustische Messgeräte*. Hochschule für Technik, Wirtschaft und Kultur Leipzig (FH), Leipzig. 2003.
- HOL05 Holstein, P., Steinbeis Transferzentrum Technische Akustik und angewandte Numerik, Taucha; Fröbel, J., DBI Gas- und Umwelttechnik GmbH, Leipzig: *Persönliche Mitteilung*. 2005
- HOR04 Horn, R.: *Definition, Variation und Erfassung subjektiver Bewertungen der Bremspedalhaptik in einem Spezialfahrzeug*. Diplomarbeit, Technische Universität Ilmenau, Fachgebiet Kraftfahrzeugtechnik. 2004.
-

- 
- JP2001242009A Yoshida, A.; Ogami, Y.; Hongo, T.: *System and Method for Evaluating Dynamic performance of Gear*. Japanese Patent Office, Japanese Patent Office. 2001.
- KLE98 Klein, U.: *Schwingungsdiagnostische Beurteilung von Maschinen und Anlagen*. Verlag Stahleisen, Düsseldorf. 1998.
- KLE99 Klein, U.: *Merkmalsbestimmung an Zahnradgetrieben mittels Wavelet-Transformation und Koeffizientenanalyse*. VDI-Berichte Nr. 1466, VDI-Verlag, Düsseldorf. 1999.
- KOL95 Kolerus, J.: *Zustandsüberwachung von Maschinen*. Expert Verlag, Renningen-Malmsheim. 1995.
- KOL99 Kolb, H.-J.: *FFT-Analyse - ein präzises, robustes Meßverfahren oder eine grobe Spektralabschätzung*. MEDAV Digitale Signalverarbeitung GmbH (internes Papier), Uttenreuth. 1999.
- KOT33 Kotelnikov, V.A.: *On the carrying capacity of the ether and wire in telecommunications*. Material for the First All-Union Conference on Questions of Communication, Izd. Red. Upr. Svyazi RSKA. 1933.
- KRA80 Krause, H.; Poll, G.: *Mechanik der Festkörperreibung*. VDI-Verlag, Düsseldorf. 1980.
- KÜC87 Küçükay, F.: *Dynamik der Zahnradgetriebe*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg. 1987.
- LEN04 Lenz, M.: *Anwendung der Wavelet-Transformation bei der Blitzstoßspannungsprüfung von Leistungstransformatoren*. Shaker Verlag, Aachen. 2005.
- LSA03 Landesamt für Umweltschutz Sachsen-Anhalt: *Immissionsschutzbereich 2002*. Abt. Immissionsschutz/Chemikaliensicherheit, Halle/Saale. 2003.
- MAL89-1 Mallat, S.G.: *Multifrequency Channel Decomposition of Images and Wavelet Models*. IEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 37(12). 1989.
- MAL89-2 Mallat, S.G.: *Multiresolution Approximations and Wavelet Orthonormal Bases of  $L^2(\mathbb{R})$* . Transactions of the American Society, 315. 1989.
- MAL89-3 Mallat, S.G.: *A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11(7). 1989.
- MAR03 Marx, H.: *DSP-Programmierung unter C / C++ und MATLAB*. Diplomarbeit, Hochschule für Technik, Wirtschaft und Kultur Leipzig (FH), Leipzig. 2003.
- MAR95 Marquardt, R.: *Einflanken-Wälzprüfung - ein Weg zur Lösung von Geräuschproblemen bei Fahrzeugverzahnungen*. wt-Produktion und Management 85, Springer Verlag. Berlin Heidelberg. 1995.
-

- 
- MAT05 The Mathworks Inc.: *cumtrapz - MATLAB Function Reference*. MATLAB Online Help, The Matworks Inc.. 2005.
- MCF95 Wang, W.J.; McFadden, P.D.: *Decomposition of Gear Motion Signals and its Application to Gearbox Diagnostics*. Mechanical Systems and Signal Processing, London. 1995.
- MCF96 Wang, W.J.; McFadden, P.D.: *Application of Wavelets to Gearbox Vibration Signals For Fault Detection*. Journal of Sound and Vibration, London. 1996.
- MED00 Medav Digitale Signalverarbeitung GmbH: *Akustische Prüfung von Verbrennungsmotoren in der Produktion*. <http://www.medav.de>, (Stand 2003). 2000.
- MEY03 Meyer, M.: *Signalverarbeitung: analoge und digitale Signale, Systeme und Filter*. Vieweg, Wiesbaden. 2003.
- MLU02 Ministerium für Landwirtschaft, Umweltschutz und Raumordnung des Landes Brandenburg: *Immissionsschutzbericht 2002 des Landes Brandenburg*. Pressestelle und Öffentlichkeitsarbeit, Potsdam. 2002.
- MOE04 Möller, D.: *Erstellung von Regelalgorithmen für eine verzögerungsgeregelte Brake-by-Wire Bremsanlage und praktische Erprobung mit einem Nutzkraftwagen*. Diplomarbeit, Technische Universität Ilmenau, Fachgebiet Kraftfahrzeugtechnik. 2004.
- MOR82 Morlet, J.; Arens, E.; Fourgeau, E.; Gear, D.: *Wave propagation and sampling theory*. Geophysics, 2 (47). 1982.
- MUE90 Müller, R.: *Schwingungs- und Geräuschanregung bei Stirnradgetrieben*. Dissertations- und Fotodruck Frank GmbH, München. 1990.
- NGU02 Nguyen, P. D.: *Beitrag zur Diagnostik der Verzahnungen in Getrieben mittels Zeit-Frequenz-Analyse*. VDI Verlag GmbH, Düsseldorf. 2002.
- NIE89 Nieman, G.; Winter, H.: *Maschinenelemente Bd. II*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg. 1989.
- PAR03 Parey, A.; Tandon, N.: *Spur Gear Dynamic Models Including Defects: A Review*. The Shock and Vibration Digest, Thousand Oaks, Cal.. 2003.
- PAY97 Paya, B.A.; Esat, I.I.; Badi, M.N.M: *Artificial neural network based fault diagnostics of rotating machinery using wavelet transforms as a preprocessor*. Mechanical Systems and Signal processing, London. 1997.
- QIA96 Qian, S.; Chen, D.: *Joint-TimeFrequency-Analysis - Methods and Applications*. Prentice Hall PTR, Upper Saddle River. 1996.
- RIC78 Richardson, M.: *Fundamentals of the Discrete Fourier Transform*. Sound and Vibration Magazine, Bay Village, Ohio. 1978.
-

- 
- ROL03 Rolke, R.: *Implementierung akustischer Messsoftware auf einem DSP TMS 320C6711/12*. Hochschule für Technik, Wirtschaft und Kultur Leipzig (FH), Leipzig. 2003.
- RUE05 Rüdinger, C.: *Bewertung nichtstationärer Signale am Beispiel fahrzeugtechnischer Anwendungen*. STZ Technische Akustik und angewandte Numerik, Diplomarbeit, Technische Universität Ilmenau. 2005.
- SCS04 Schlagner, S.; Strehlau, U.: *Fourier-Analyse versus Wavelet-Transformation*. Shaker-Verlag, Aachen. 2004.
- SEE02 Seeliger, A.: *Körperschallbasierte Maschinendiagnose - Entwicklung und Perspektiven*. 4.Aachener Kolloquium für Instandhaltung, Diagnose und Anlagenüberwachung, Aachen. 2002.
- SHA02 Shang, L.: *Wavelet Transform Applications in Power Systems*. Friedrich-Alexander Universität, Erlangen Nürnberg. 2002.
- SHA28 Shannon, C.E.: *Communication in the presence of noise*. Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the IEEE, New York. 1928.
- SMI97 Smith, S.W.: *The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing*. California Technical Publishing, San Diego. 1997.
- STA94 Staszewski, W. J.; Tomlinson, G.R.: *Application of the Wavelet Transform to Fault Detection of a Spur Gear*. Mechanical Systems and Signal Processing, London. 1994.
- STO00 Stockmanns, G.: *Wavelet-Analyse zur Detektion von Zustandsänderungen*. VDI Verlag, Düsseldorf. 2000.
- SUN00 Sung, C.K.; Tai, H.M.; Chen, C.W.: *Locating defects of a gear system by the technique of wavelet transform*. Mechanism and Machine Theory 35, New York. 2000.
- TER98 Terwiesch, P.: *Zeit-Frequenz-Analyse und Wavelets: Eine Einführung*. at - Automatisierungstechnik 46, München Oldenbourg. 1998.
- UCH99 Uchtmann, K.; Wirth, R.: *Maschinendiagnose an drehzahlveränderlichen Antrieben mittels Ordnungsanalyse*. Antriebstechnik 38, Verlag für Technik & Wirtschaft. 1999.
- VAD99 Vadari, V.; Jackson, M.: *An Experimental Investigation of Disk Brake Creep Groan in Vehicles and Brake Dynamometer Correlation*. SAE Technical Paper Series Nr. 1999-01-3408, Society of Automotive Engineers. 1999.
- VIE01 Braess, H.H.; Seiffert, U.: *Vieweg Handbuch der Kraftfahrzeugtechnik*. Friedr. Vieweg & Sohn Verlagsgesellschaft, Braunschweig/Wiesbaden. 2001.

- 
- WAL92 Wallaschek, J.: *Parameteridentifikation linearer ungedämpfter mechanischer Kontinua anhand von Eigenfrequenzen und Eigenschwingungsformen*. VDI-Verlag, Düsseldorf. 1992.
- WAN00 Wang, J.; Tie, H.: *Non-linear Noise Reduction*. Department of Electrical Engineering, Stanford University. 2000.
- WAN95 Wang, W.J.; et.al.: *Application of Orthogonal Wavelets to Early Gear Damage Detection*. Mechanical Systems and Signal Processing, London. 1995.
- WIC03 Wickramarachi, P.: *Effects of Winsowing on the Spectral Content of a Signal*. Sound and Vibration Magazine, Bay Village, Ohio. 2003.
- WIR00 Wirth, G.: *Ein Fehlerdiagnosesystem zur automatischen Klassifikation akustischer Signale*. Institut für Theoretische Elektrotechnik und Meßtechnik, Karlsruhe. 2000.
- YOS00 Yoshida, A.; Ohue, Y.; Ishikawa, H.: *Diagnosis of tooth surface failure by wavelet transform of dynamic characteristics*. Tribology International, Oxford. 2000.