

# Entwicklung einer Methode zur Strukturüberwachung automobiler Hochvoltpeicher

**Development of a method for Structural Health Monitoring of automotive  
High-Voltage-Batteries**

Zur Erlangung des akademischen Grades Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)

Genehmigte Dissertation von Jonas Seifert aus Ansbach

Tag der Einreichung: 31.01.2023, Tag der Prüfung: 20.06.2023

1. Gutachten: Prof. Dr.-Ing. Tobias Melz
2. Gutachten: Prof. Dr.-Ing. Stephan Rinderknecht  
Darmstadt, Technische Universität Darmstadt



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
DARMSTADT

Fachbereich Maschinenbau  
Systemzuverlässigkeit,  
Adaptronik und  
Maschinenakustik (SAM)

Entwicklung einer Methode zur Strukturüberwachung automobiler Hochvoltpeicher  
Development of a method for Structural Health Monitoring of automotive High-Voltage-Batteries

Genehmigte Dissertation von Jonas Seifert

Tag der Einreichung: 31.01.2023

Tag der Prüfung: 20.06.2023

Darmstadt, Technische Universität Darmstadt

Bitte zitieren Sie dieses Dokument als:

URN: urn:nbn:de:tuda-tuprints-274738

URL: <http://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/27473>

Jahr der Veröffentlichung auf TUprints: 2024

Dieses Dokument wird bereitgestellt von tuprints,

E-Publishing-Service der TU Darmstadt

<http://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de>

[tuprints@ulb.tu-darmstadt.de](mailto:tuprints@ulb.tu-darmstadt.de)

Die Veröffentlichung steht unter folgender Creative Commons Lizenz:

Namensnennung 4.0 International

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

---

## Erklärungen laut Promotionsordnung

### § 8 Abs. 1 lit. c PromO

Ich versichere hiermit, dass die elektronische Version meiner Dissertation mit der schriftlichen Version übereinstimmt.

### § 8 Abs. 1 lit. d PromO

Ich versichere hiermit, dass zu einem vorherigen Zeitpunkt noch keine Promotion versucht wurde. In diesem Fall sind nähere Angaben über Zeitpunkt, Hochschule, Dissertationsthema und Ergebnis dieses Versuchs mitzuteilen.

### § 9 Abs. 1 PromO

Ich versichere hiermit, dass die vorliegende Dissertation selbstständig und nur unter Verwendung der angegebenen Quellen verfasst wurde.

### § 9 Abs. 2 PromO

Die Arbeit hat bisher noch nicht zu Prüfungszwecken gedient.

Darmstadt, 31.01.2023

---

J. Seifert



---

# Vorwort

---

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Tätigkeit im Bereich der Entwicklung Hochvolt-speicher bei der BMW Group in München.

Mein besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Prof. Tobias Melz für die Übernahme des Hauptreferats und das entgegengebrachte Vertrauen hinsichtlich der eigenständigen Ausgestaltung der Forschungsinhalte. Prof. Stephan Rinderknecht sei für die Übernahme des Ko-Referats und dem damit verbundenen Interesse an der Arbeit gedankt. Bei Prof. Tilo Bein bedanke ich mich für die konstruktive und stets vertrauensvolle operative Betreuung.

Stellvertretend für den Fachbereich bedanke ich mich bei Robert Lustig und Andreas Schleicher für die Ermöglichung und Unterstützung meiner Forschungsarbeit. Des weiteren sei Dr. Eva Stiehl, Bernhard Sessner und Tobias Schmiegl für die anfängliche Betreuung gedankt.

Ein ganz besonderer Dank gilt Dr. Philip Kotter für seine stete Unterstützung, die sich schließlich in der Übernahme der Betreuung manifestierte. Sein Idealismus und Perfektionismus prägen mich und lenkten sowohl Inhalt als auch Ausführung dieser Arbeit.

Bei Maximilian Altmann bedanke ich mich besonders für die unzähligen fachlichen Diskussionen und Anregungen, mit denen er wesentlich zum Entstehen der Kernelemente meiner Arbeit beitrug.

Des weiteren bedanke ich mich bei Dr. Moritz Hülsebrock und Dr. Maximilian Herrnberger für den ständigen fachlichen Austausch. Ein besonderer Dank gilt Sascha Mader, der im Rahmen seiner Masterarbeit wesentlich zur Entwicklung der FRF-Korrelationsmaße beitrug.

Mein besonderer Dank gilt meiner Familie, die durch ihre dauerhafte und unbedingte Unterstützung wesentlich zum Gelingen beitrug. Zu besonderem Dank bin ich außerdem meiner Freundin Daniela Baierlein verpflichtet, die mir von Beginn an stets Rückhalt gab sowie Verständnis und Geduld entgegenbrachte.



---

# Zusammenfassung

---

Der elektrische Antriebsstrang ist eine Schlüsseltechnologie zur Realisierung nachhaltiger Mobilität. Darin kommt dem Hochvoltspeichersystem (HVS) aufgrund seines Anteils an Herstellungskosten, Fahrzeuggewicht sowie seines wesentlichen Beitrags zu strukturellen Eigenschaften eine zentrale Bedeutung zu. Zur Energiespeicherung werden üblicherweise Lithium-Ionen-Zellen eingesetzt, die zum Schutz vor mechanischen Lasten und Umgebungseinflüssen von einer mechanischen Struktur umgeben werden. Schäden an dieser Struktur bedingen das Risiko schwerwiegenderer Folgeschäden, woraus eine Erhöhung der Total-Cost-of-Ownership und Sicherheitseinschränkungen resultieren. Vor diesem Hintergrund ist das Ziel der vorliegenden Arbeit die Entwicklung eines Systems zur in-situ Diagnose solcher Schäden in der mechanischen Struktur von HVS.

Im Bereich HVS sind derartige Systeme bisher unerforscht, weshalb im ersten Teil der Arbeit Methoden aus den Forschungsbereichen Structural Health Monitoring (SHM) und nicht-zerstörende Prüfung sondiert und hinsichtlich Transferierbarkeit in zwei Schritten bewertet werden. Zunächst wird die prinzipielle Anwendbarkeit anhand Anforderungen der in-situ Anwendung in der automobilen Großserie betrachtet. Anschließend erfolgt eine detaillierte Bewertung HVS-spezifischer Anforderungen.

Für strukturdynamische Methoden auf Basis von FRF-Korrelationsmaßen (FRF-KM) wird das größte Anwendungspotential festgestellt, das im zweiten Teil der Arbeit verifiziert wird. Dazu werden am Beispiel des HVS des BMW i3 anwendbarkeitsbestimmende Diagnoserandbedingungen, z.B. Robustheit gegen Störeinflüsse und notwendiger Umfang des Datenakquisesystems auf die Realisierbarkeit von Diagnosezielen bis zur Schadenslokalisierung ermittelt. Die Generierung der zugrundeliegenden Datenbasis wird mit Hilfe eines mit Schadens- und Störeinflüssen parametrisierten und anhand einer extensiven Versuchsreihe validierten FE-Modells durchgeführt.

Es wird gezeigt, dass mit heute verfügbaren FRF-KM Schadensdetektion größtenteils möglich, die Schadenslokalisierung jedoch nur unter günstigen Diagnoserandbedingungen möglich ist. Im dritten Teil der Arbeit werden, hierdurch motiviert, neue FRF-KM entwickelt. In anderen Bereichen, beispielsweise Modellanpassung, -skalierung und Modellordnungsreduktion, sind über SHM hinausgehende FRF-KM verfügbar. Zur Weiterentwicklung wird die Abstraktion kommunaler algorithmischer und mathematischer Konzepte in Form einer Ontologie vorgeschlagen. Es wird an Beispielsystemen gezeigt, dass mit dieser Methode Maße generiert werden können, die zum großen Teil unabhängige Bewertungen im Vergleich zum Stand der Technik erlauben und so bisher unerforschte Merkmale für SHM zur Verfügung stellen. Abschließend wird gezeigt, dass mit den neu entwickelten FRF-KM unabhängig der Diagnoserandbedingungen alle Diagnoseziele bis zur Lokalisierung realisiert werden können, wodurch die Anwendbarkeit der Methode der FRF-KM-basierten Schadensdiagnose für den untersuchten HVS und somit für modulare HVS verifiziert wird.

In der vorliegenden Dissertation wird ein System zur in-situ Schadensdiagnose an der mechanischen Struktur von HVS entwickelt. Dazu werden zunächst bestehende Methoden der Strukturüberwachung hinsichtlich ihrer Transferierbarkeit auf HVS bewertet. Zudem werden schadensensitive Merkmale durch die Abstraktion und generische Rekombination von FRF-KM entwickelt. Am Beispiel des HVS des BMW i3 wird gezeigt, dass diese bisher unerforschten Merkmale eine vollständige, robuste und effiziente Schadensdiagnose bis zur Lokalisierung im Kontext automobiler HVS ermöglichen.





---

# Abstract

---

The electric powertrain is a key technology for realizing sustainable mobility. In this, the high-voltage battery (HVS) system plays a central role due to its contribution to manufacturing costs, vehicle weight and its essential contribution to structural properties. Lithium-ion cells are commonly used for energy storage and are surrounded by a mechanical structure to protect them from mechanical loads and environmental influences. Damage to this structure implies the risk of more severe consequential damage, resulting in an increase of Total-Cost-of-Ownership and safety limitations. Therefore, the aim of the present work is to develop a system for in-situ diagnosis of such damage in the mechanical structure of HVS.

As of today, such systems are unexplored in the field of automotive HVS. Therefore, in the first part of the thesis, methods from the research fields of Structural-Health-Monitoring (SHM) and Non-Destructive Testing are reviewed and evaluated with respect to transferability in two steps. First, the fundamental applicability is analysed on the basis of the requirements resulting from in-situ application in large-scale automotive production. This is followed by a detailed evaluation of HVS-specific requirements.

Structural Dynamic methods based on FRF-Correlation measures (FRF-KM) are found to have the greatest application potential, which is verified in the second part of the paper. For this purpose, applicability-determining diagnostic boundary conditions, e.g. robustness against operational influences and noise and necessary scope of the data acquisition system, on the feasibility of diagnostic targets up to damage localization are determined using the HVS of the BMW i3 as an example. The generation of the underlying database is performed using an FE-model parameterized with damage and operational effects and validated by means of an extensive test series. It is shown that with FRF-KM available today, detection is largely possible, but localization is only possible under favorable diagnostic boundary conditions.

Motivated by this, in the third part of the thesis new FRF-KM are developed. In other areas, including Model-Updating, -Scaling, and Model-Order-Reduction, FRF-KM beyond SHM are available. For further development, the abstraction of common algorithmic and mathematical concepts in the form of an ontology is proposed. Example systems are used to show that this method can generate measures that, to a large extent, allow independent evaluations compared to the State-of-the-Art, thus providing previously unexplored features for SHM. Finally, it is shown that all diagnostic objectives up to localization can be realized with the newly developed FRF-KM regardless of the diagnostic boundary conditions, thus verifying the applicability of FRF-KM based damage diagnosis für automotive HVS.

In this dissertation, a system for in-situ damage diagnosis on the mechanical structure of HVS is developed. For this purpose, existing methods of structural monitoring are first evaluated with respect to their transferability to HVS. In addition, damage-sensitive features are developed by the abstraction and generic recombination of FRF-KM. It is shown on the example of the HVS of the BMW i3 that these previously unexplored features enable a complete, robust and efficient damage diagnosis up to localization in the context of automotive HVS.



---

# Inhaltsverzeichnis

---

<b>Vorwort</b>	<b>v</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>xv</b>
<b>Symbolverzeichnis</b>	<b>xix</b>
<b>1. Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1. Problemstellung . . . . .	2
1.2. Zielsetzung . . . . .	2
1.3. Aufbau der Arbeit . . . . .	3
<b>2. Grundlagen und Stand der Technik</b>	<b>5</b>
2.1. Grundlagen automobiler Hochvoltspeicher . . . . .	5
2.1.1. Grundlagen von Lithium-Ionen-Zellen . . . . .	5
2.1.2. Bestandteile von Hochvoltspeichern . . . . .	6
2.1.3. Konzeptunterschiede im Aufbau und der Integration . . . . .	8
2.2. Grundlagen der Strukturüberwachung . . . . .	9
2.2.1. Aufbau von Strukturüberwachungs-Systemen . . . . .	10
2.2.2. Einteilung von Strukturüberwachungs-Systemen . . . . .	12
2.2.3. Methoden der niederfrequenten Strukturdynamik . . . . .	15
2.2.4. Ultraschallbasierte Methoden . . . . .	20
2.3. Maschinelles Lernen mit Künstlichen Neuronalen Netzen . . . . .	24
2.3.1. Aufbau und Funktionsweise . . . . .	25
2.3.2. Generalisierung . . . . .	29
2.3.3. Auswirkungen und Umgang mit Ungleichgewicht . . . . .	30
2.3.4. Feature Engineering . . . . .	30
<b>3. Qualitative Bewertung des Anwendungspotentials von Strukturüberwachungsmethoden für automobile Hochvoltspeicher</b>	<b>33</b>
3.1. Randbedingungen von Hochvoltspeichern . . . . .	33
3.2. Potentialanalyse von SHM-Systemen für Hochvoltspeicher . . . . .	36
<b>4. Randbedingungen der Überprüfung der Anwendbarkeit der gewählten Strukturüberwachungsmethode</b>	<b>41</b>
4.1. Vorstellung des untersuchten Hochvoltspeichers . . . . .	41
4.2. Schadensszenarien und Diagnoseziele . . . . .	42
4.3. Relevante Störeinflüsse . . . . .	47
4.4. Konfigurationen sensierter Freiheitsgrade . . . . .	49
4.5. Merkmalsräume von FRF-Korrelationsmaßen . . . . .	49
4.6. Vorgehen zur Überprüfung der Anwendbarkeit . . . . .	50

<b>5. Experimentelle Untersuchung der Strukturdynamik des Beispielsystems</b>	<b>53</b>
5.1. Versuchsplanung und Prüfaufbauten . . . . .	53
5.2. Randbedingungen der Versuchsdurchführung . . . . .	56
5.3. Strukturdynamik ausgewählter Subsysteme . . . . .	58
5.4. Strukturdynamik des Gesamtsystems . . . . .	61
5.4.1. Temperatureinfluss . . . . .	61
5.4.2. Schadenseinflüsse . . . . .	62
<b>6. Finite-Elemente Modell des Gesamtsystems</b>	<b>65</b>
6.1. Modellaufbau und Parametrierung . . . . .	65
6.2. Abgleichsergebnisse der Subsysteme . . . . .	68
6.2.1. Prüfrahmen und Gehäuse . . . . .	68
6.2.2. Zellmodul . . . . .	69
6.2.3. HVS ohne Prüfrahmen . . . . .	69
6.3. Abgleichsergebnisse des Gesamtsystems . . . . .	70
6.4. Plausibilisierung der experimentellen Schadensabbildung . . . . .	72
6.5. Virtuelle Steifigkeit zur Kompensation von Vorspanneffekten . . . . .	74
6.6. Übertrag der Versuchsergebnisse auf den Gesamtsystem Modellabgleich . . . . .	75
<b>7. Bewertung der Diagnosefähigkeit mit existierenden FRF-Korrelationsmaßen des Standes der Technik</b>	<b>79</b>
7.1. Generierung der Datenbasis - statistische Versuchsplanung . . . . .	79
7.1.1. Zustandsparameter: Schaden, Temperatur, Messrauschen . . . . .	79
7.1.2. Sensorkonfigurationen . . . . .	80
7.1.3. Parametervariation der Diagnoserandbedingungen . . . . .	81
7.2. Explorative Datenanalyse mit t-SNE Visualisierung . . . . .	82
7.3. Topologie und Training Künstlicher Neuronaler Netze . . . . .	84
7.4. Merkmalssektion . . . . .	85
7.5. Diagnosefähigkeit in Abhängigkeit der Diagnoserandbedingungen . . . . .	87
7.6. Ableitung und Diskussion der Grenzen der Anwendbarkeit auf Hochvoltspeicher . . . . .	89
<b>8. Deduktive Entwicklung von neuen FRF-Korrelationsmaßen für die Schadensdiagnose</b>	<b>91</b>
8.1. Stand der Technik FRF-basierter Ähnlichkeitsmaße . . . . .	91
8.1.1. Terminologie . . . . .	92
8.1.2. Überblick über den Stand der Technik von FRF-Korrelationsmaßen . . . . .	94
8.2. Abstraktion FRF-basierter Ähnlichkeitsmaße . . . . .	100
8.2.1. Kommunale Prinzipien . . . . .	100
8.2.2. Definition der Ontologie . . . . .	102
8.3. Analyse und Validierung . . . . .	107
8.3.1. Beispielstruktur . . . . .	108
8.3.2. Analyse und Validierung . . . . .	109
8.3.3. Ergebnisse . . . . .	110
<b>9. Verifikation der Anwendbarkeit mit den neu entwickelten FRF-Korrelationsmaßen</b>	<b>113</b>
9.1. Explorative Datenanalyse mit t-SNE Visualisierung . . . . .	113
9.2. Ergebnisse der Merkmalssektion . . . . .	114
9.3. Ableitung der erweiterten Grenzen des Ansatzes . . . . .	116

---

<b>10. Zusammenfassung</b>	<b>119</b>
10.1. Ausblick . . . . .	121
<b>A. Betreute studentische Arbeiten</b>	<b>xxix</b>
<b>B. Dynamisch-Mechanische Analyse von Zellmodulmaterialien</b>	<b>xxxix</b>
<b>C. FRF-Korrelationsmaße</b>	<b>xxxv</b>
C.1. Übersicht über die Benennung COSS-basierter FRF-Korrelationsmaße . . . . .	xxxv
C.2. Übersicht über den Stand der Wissenschaft . . . . .	xxxv
<b>D. Zusätzliche Messdaten und -ergebnisse</b>	<b>xxxvii</b>
D.1. Übersicht über Versuchsrandbedingungen . . . . .	xxxvii
D.2. Zusätzliche Messergebnisse ausgewählter Subsysteme . . . . .	xxxvii
D.2.1. Prüfraumen . . . . .	xxxviii
D.2.2. Hochvoltspeichergehäuse . . . . .	xxxviii
D.2.3. Temperatureinflüsse auf das Schwingverhalten des HVS im Prüfraumen . . . . .	xxxix
D.2.4. Schadenseinflüsse anhand exemplarischer FDAC-Matrizen . . . . .	xxxix
D.3. Plausibilisierung der experimentellen Schadensabbildung . . . . .	xli
<b>E. Weitere Abgleichsergebnisse des FE-Modells</b>	<b>xlili</b>
E.1. Prüfraumen und Hochvoltspeichergehäuse . . . . .	xlili
E.2. Hochvoltspeicher ohne Prüfraumen . . . . .	xlili
<b>F. zusätzliche Definitionen und Resultate der Einflussanalysen auf die Diagnosefähigkeit</b>	<b>xlvi</b>
F.1. Übersicht über Hyperparameter . . . . .	xlvi
F.2. Einflüsse auf die Diagnosefähigkeit je FRF-Korrelationsmaß Set . . . . .	xlvi
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>xliv</b>



---

# Abkürzungsverzeichnis

---

Notation	Description
AE	Akustische Emission
AR	Auto-Regressives Zeitreihenmodell
ARMA	<i>Auto-Regressive-Moving-Average</i>
ARMAX	<i>Auto-Regressive-Moving-Average with exogenous inputs</i>
ASA	Amplitudensensitive Ableitung
BC	Binäre Klassifikation (engl. <i>Binary Classification</i> )
BCE	Binäre Kreuzentropie (engl. <i>Binary Crossentropy</i> )
BEV	Fahrzeug mit batterieelektrischem Antriebsstrang
BHD	Bidirektionale Hausdorf Distanz
BMS	Batterie-Management-System
BMW	Bayrische Motorenwerke
CE	Kreuzentropie (engl. <i>Crossentropy</i> )
CFDAC	komplexes <i>Frequency-Domain-Assurance-Criterion</i>
CM	<i>Condition Monitoring</i>
COSS	Kosinus Ähnlichkeit (engl. <i>Cosine-Similarity</i> )
CoV	Variationskoeffizient (engl. <i>Coefficient of Variation</i> )
CRMS	<i>Channel-Root-Mean-Squared Error</i>
CSSF	<i>Cross-Signature-Scale-Factor</i>
CV	Kreuzvalidierung (engl. <i>Crossvalidation</i> )
DAG	Gerichteter Azyklischer Graph (engl. <i>Directed Acyclic Graph</i> )
DG	Diagnosegrad
DIN	Deutsche Industrie-Norm
DMA	Dynamisch-Mechanische Analyse
DoF	Freiheitsgrad (engl. <i>Degree-of-Freedom</i> )
ED	Euklidische Distanz
EMI	Elektromechanische Impedanzmethode
EVA	<i>Electric-Vehicle-Architecture</i> , Baukasten für HVS der Firma Daimler
FAAC	<i>Frequency-Amplitude-Assurance Criterion</i>
FD	Frequenz-Differenz
FDAC	<i>Frequency-Domain-Assurance Criterion</i>
FE	Finite-Elemente
FEM	Finite-Elemente-Methode
FFT	schnelle Fourier-Transformation (engl. <i>Fast-Fourier-Transform</i> )
FN	Falsch-Negativ
FNR	Falsch-Negativ-Rate
FP	Falsch-Positiv

---

---

Notation	Description
FPR	Falsch-Positiv-Rate
FR	Falsch-Rate
FRAC	<i>Frequency-Response-Assurance Criterion</i>
FRF	Frequenz-Antwort-Funktion (engl. <i>Frequency-Response-Function</i> )
FRF-KM	FRF-Korrelationsmaß
FRFE	FRF-Fehler (eng. FRF-Error)
FRFRMS	Fehlermaß basierend auf der Wurzel des Mittelwerts der quadrierten Differenz zweier FRFs
FRFSF	<i>FRF-Scalefactor</i>
FRFSM	<i>FRF-similarity measure</i> , Eigenname, nicht zu verwechseln mit FRF-KM
FT	Fourier-Transformation
FVK	Faserverstärkter Kunststoff
GAC	<i>Global Amplitude Criterion</i>
GSC	<i>Global Shape Criterion</i>
GxC	Sammelbegriff für GSC und GAC
HD	Hausdorff-Distanz
HHT	Hilbert-Huang-Transformation
HT	Hilbert-Transformation
HVS	Hochvoltspeicher
IR	Grad an Ungleichgewicht (engl. <i>Imbalance Ratio</i> )
KNN	Künstliches Neuronales Netz
LoC	Vergleichsniveau (engl. <i>Level-of-Comparison</i> )
MA	Gleitender Mittelwert (engl. <i>Moving Average</i> )
MAC	<i>Modal-Assurance-Criterion</i>
MAP	Modulanbindungspunkt
MC	<i>Multi-Class</i>
MD	Mahalanobis-Distanz
MEB	Modularer Elektro-Baukasten
MEMS	Mikro-Elektrisch-Mechanisches-System
MIF	<i>Mode-Indicator-Function</i>
MIMO	<i>Multi-Input-Multi-Output</i> (System)
ML	<i>Multi-Label</i>
MMD	Mittlere Mahalanobis-Distanz
MOR	Modellordnungsreduktion
MRMR	<i>Maximum-Relevance-Minimum-Redundancy</i>
MSC	MACNEAL-SCHWENDLER
MSF	Modaler Skalierungsfaktor
NDE	Non-Destructive Testing, NDE
ODS	Betriebsschwingform (engl. <i>Operational Deflection Shape</i> )
OvO	<i>One-versus-One</i> Prinzip
OvR	<i>One-versus-Rest</i> Prinzip
PCA	Hauptkomponentenanalyse (engl. <i>Principal-Components-Analysis</i> )

---



---

Notation	Description
PE	Polyethylen
PP	Polypropylen
PVDF	Polyvinylidenflourid
PWAS	Dünnwandiger Piezosensor (engl. <i>Piezo-Wafer-Active-Sensor</i> )
PZT	Blei-Zirkonium-Titanat
RFD	Relative Frequenz Differenz
RMS	Effektivwert, Wurzel der Summe quadrierter Argumente
RVAC	<i>Response-Vector-Assurance Criterion</i>
RVE	Repräsentatives Volumenelement
SD	<i>Squared Deviation</i>
SdT	Stand der Technik
SFDAC	<i>Simplified Frequency-Domain-Assurance-Criterion</i>
SHM	Strukturüberwachung (engl. <i>Structural-Health-Monitoring</i> )
SIMO	<i>Single-Input-Multi-Output</i>
SISO	<i>Single-Input-Single-Output</i>
SME	Speicher Management Einheit
SMOTE	<i>Synthetic-Minority-Oversampling-Technique</i>
SoC	Ladezustand, engl. <i>State-of-Charge</i>
SoH	Alterungszustand, engl. <i>State-of-Health</i>
SPCC	PEARSON Korrelationskoeffizient (engl. <i>Sample-Pearson-Correlation-Coefficient</i> )
SPT	<i>Serial-Parallel-Mixing Theory</i>
SSR	Summe quadrierter Abweichungen (eng. <i>Sum of Squared Residuals</i> )
STFT	Kurzzeit Fourier-Transformation (engl. <i>Short-Time-Fourier-Transform</i> )
t-SNE	<i>t-distributed Stochastic Neighbour Embedding</i>
TCO	<i>Total-Cost-of-Ownership</i>
TF	<i>Transfer Function</i>
TMS	Thermomanagement System
TN	Wahr-Negative
TOF	Laufzeit (eines Signals) (engl. <i>Time-of-Flight</i> )
TP	Wahr-Positiv
TR	<i>Transmissibility Ratio</i>
UHD	Unidirektionale Hausdorff-Distanz
VARMA	Vektorielltes ARMA-Modell
VM	Virtuelles Material (engl. <i>Virtual Material</i> )
VW	Volkswagen
WAI	<i>Weighted-Averaged-Integral</i>
WAIgxC	WAI des <i>Global-Amplitude</i> oder des <i>Global-Shape-Criterion</i>
WE	Weiterentwicklung
WT	<i>Wavelet</i> Transformation
ZKS	Zellkontaktiersystem

---



# Symbolverzeichnis

## Lateinische Symbole und Formelzeichen

Symbol	Einheit	Beschreibung
$ACC$	%	Genauigkeit eines Klassifikationsergebnis
$c, \hat{c}$	-	diskrete Verteilungen
$d_{FRF}$	-	Definition eines FRF-Korrelationsmaß
$DG$	-	Diagnosegrad
$DZ$	-	Diagnoseziel, analog SHM-Level
$E$	MPa	E-Modul
$E'$	MPa	Speichermodul
$E''$	MPa	Verlustmodul
$f$	Hz	Frequenz
$FCQ$	-	FCQ-Funktion der mRMR-Methode
$FN$	-	Anzahl falsch klassifizierter, positiver Objekte
$FNR$	%	Anteil FN an der Gesamtzahl positiver Vorhersagen
$FP$	-	Anzahl falsch klassifizierter, negativer Objekte
$FPR$	%	Anteil FN an der Gesamtzahl negativer Vorhersagen
$H$	-	FRF-Matrix, Matrix der Übertragungsfunktionen
$H^{(1)}$	-	FRF-Matrix von System 1
$H^{(2)}$	-	FRF-Matrix von System 2
$H: (\omega_k)$	-	ODS der k-ten Frequenzstützstelle
$H_j(:)$	-	FRF an Antwortfreiheitsgrad j
$I$	A	elektrische Stromstärke
$IR$	-	Grad der Unausgeglichenheit
$K$	-	Anzahl Neuronen der Ausgabeschicht
$N$	-	Anzahl
$n_i$	-	Anzahl Eingangsfreiheitsgrade
$n_{int}$	-	Anzahl Frequenzintervalle bei WAIGxC
$n_j$	-	Anzahl Antwortfreiheitsgrade
$n_k, n_f$	-	Anzahl Frequenzstützstellen
$p(x), q(x)$	-	Wahrscheinlichkeit der Klasse x
$S$	-	Wertungsfunktion
$s$	-	Wertung
$S$	-	Set an Merkmalen
$s_{ijkl}^E$	$\frac{1}{MPa}$	mechanische Nachgiebigkeit bei konstantem elektrischem Feld
$Sx - y$	-	Schadensszenario x-y
$\Delta T$	°C	Temperaturspreizung

---

$T$	°C	Temperatur
$TN$	-	Anzahl korrekt klassifizierter, negativer Objekte
$TP$	-	Anzahl korrekt klassifizierter, positiver Objekte
$V, U$	V	elektrische Spannung
$Vx, DoF - Set$	-	Freiheitsgradkonfiguration
$x$	-	Vektor eines diskreten Eingangssignals
$x$	-	Eingangsgröße eines Neurons
$X$	-	Merkmal
$y$	-	Vektor eines diskreten Antwortsignals
$y$	-	Ausgabe eines Neurons
$Y$	-	Klasse
$z$	-	Aktivierung eines Neurons

---

## Griechische Symbole und Formelzeichen

---

Symbol	Einheit	Beschreibung
$\phi, \delta$	-	Phasenversatz
$\Delta$	-	Abweichung
$\epsilon_t$	-	Rauschterm stat. Zeitreihenmodell
$\epsilon$	-	normalverteiltes, weißes Rauschen
$\epsilon^T$	$\frac{A \cdot s}{V \cdot m}$	Permittivität bei konstanter mechanischer Spannung
$\Theta$	-	MA-Koeffizienten des stat. Zeitreihenmode
$\nu$	-	Querkontraktionszahl
$\rho$	g/cm <sup>3</sup>	Dichte
$\sigma_j$	-	Wahrscheinlichkeit der Klassenzugehörigkeit der softmax Funktion
$\Phi_H$	-	Hermiteisch
$\Phi_E$	-	Euklidisch
$\Phi_I$	-	Imaginär
$\phi$	%	Volumenanteil in der Serial-Parallel-Mixing Theory
$\Phi$	-	AR-Koeffizienten des stat. Zeitreihenmode
$\omega$	-	Kreisfrequenz

---

## Indizes

---

Symbol	Beschreibung
abs	Betrag
AP	Anbindungspunkt
BC	Binäre Klassifikation
cmp	Vergleichs-Entität
col	spaltenweise
cond	bedingt
FRFKM	FRF-Korrelationsmaß

---

---

i	Eingangs Freiheitsgrad einer FRF
i,j,k,l	Raumrichtung des piezoelektrischen Materialmodells in Einstein-Notation
i,j,k,p,q	Hilfsvariablen
im	imaginär
j	Antwortfreiheitsgrad einer FRF
k	Frequenzstützstelle einer FRF
known	bekannt, im Stand der Technik verfügbar
lim	Grenzwert
MAP	Modulanbindungspunkt
max	Maximum
MC	Multi-Class Klassifikation
mean	Mittelwert
min	Minimum
ML	Multi-Label Klassifikation
new	neu, neuartig
out	Ausgabe
OvR	One-versus-Rest
p, q	Modellordnungen eines ARMA Modells
re	real
ref	Referenz-Entität
row	zeilenweise
T	Temperatur
test	Auf Testdaten bezogen
track	Korrelationswert an der Stelle höchster Übereinstimmung zweier Modelle
train	Auf Trainingsdaten bezogen
uncorr	unkorreliert
wgn	white-gaussian-noise
+1	nachfolgender Wert einer Reihe
-1	vorhergehender Wert einer Reihe

---

## mathematische Symbole

Symbol	Beschreibung
	parallel, in-plane senkrecht, out-of-plane
↑	hoch
→	mittel
↓	gering
¬	Logische Negation
	oder

---



---

# Abbildungsverzeichnis

---

1.1. Bekannte Havariefälle durch Brände von Fahrzeugen mit HVS im Zeitraum 01/2014-09/2020 in Europa und Nordamerika [97] . . . . .	1
2.1. Aufbau eines Zellmoduls und des HVS des BMW i3 . . . . .	6
2.2. Integrationskonzepte von HVS nach [14] . . . . .	8
2.3. Aufbau von SHM-Systemen angelehnt an [19, 44] . . . . .	11
2.4. Exemplarische Signalanalyseabläufe: Modellbasiert, Datenbasiert (vergleichend) und Datenbasiert (adaptiv) . . . . .	14
2.5. Übersicht über ultraschallbasierte Verfahren . . . . .	20
2.6. a) Sensornetzwerk mit <i>pitch-catch</i> Prinzip & b) <i>Phased-Array</i> nach [55] . . . . .	22
2.7. Kopplung der mechanischen und elektrischen Impedanz nach [55] . . . . .	23
2.8. Schematische Darstellung eines Multi-Layer Feed-Forward-Perceptron KNN mit einer versteckten Schicht nach [78]. . . . .	25
2.9. Konfusionsmatrix eines binären Klassifikationsproblems nach [78]. . . . .	27
2.10. Prognosegüte eines exemplarischen binären Klassifikationsproblems: a) Werte der Ausgangsschicht, Konfusionsmatrizen für Entscheidungsgrenzwerte von b) $s_1=0.26$ , c) $s_2=0.5$ und d) $s_3=0.81$ . . . . .	28
3.1. Bewertungsrelevante Methodenfamilien der Messdatenerfassung und Signalanalyse . .	34
3.2. Exemplarische HVS: a) Fahrzeug: BMW i3, HVS Gen3/4, Fahrzeug: VW ID.3, Modularer Elektro-Baukasten (MEB) [69], c) Fahrzeug: BMW iX 50/60, HVS Gen5, d) Fahrzeug: Mercedes EQA, Electric Vehicle Architecture (EVA) [99] . . . . .	35
4.1. Aufbau des HVS und kritisches Strukturmerkmal Modulfuß . . . . .	42
4.2. Schadensfall in Produkterprobung: a) äußerliches Schadensbild, b) Schadensfolge gebrochene Modulfüße . . . . .	43
4.3. Exemplarische Darstellung der Ableitung geschädigter Modulfüße aus Schadensszenarien	44
4.4. Strukturierung Schadensszenarien . . . . .	45
4.5. Hierarchie der berücksichtigten Diagnoseziele . . . . .	45
4.6. Vorgehen zur Untersuchung der Robustheit und Effizienz der vorgeschlagenen Schadensdiagnosemethode. . . . .	51
5.1. a) Prüfaufbau des HVS im Prüfrahmen und b) experimentelle Schadensmodellierung .	54
5.2. Hierarchischer Versuchsplan . . . . .	55
5.3. Experimentell untersuchte Schadenszustände nach Szenario . . . . .	55
5.4. Messgitter, Anregungs- und Lagerungspositionen a) des HVS, b) des Gehäuses, c) des Zellmoduls und d) des Prüfrahmens . . . . .	57
5.5. FDAC Matrix des Abgleichs zwischen FE-Modell und Messergebnis des HVS ohne Prüfrahmen (vgl. Kapitel 6.2.3) . . . . .	59
5.6. Schwingverhalten eines einzelnen Zellmoduls: a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen	60

5.7. Schwingverhalten des HVS ohne Prüfrahmen: a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen	61
5.8. Temperatur- und Umbaueinflüsse auf HVS im Prüfrahmen (intakter Zustand): a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen . . . . .	62
5.9. Schadenseinflüsse auf $FDAC_{mean}$ des HVS im Prüfrahmen (Indizes $S_x$ innerhalb Szenarien von links nach rechts aufsteigend) . . . . .	63
6.1. FE-Modell a) des Gesamtaufbaus und b) eines Zellmoduls . . . . .	66
6.2. Ergebnisse der DMA: Speichermodul $E'$ von Isolationsfolie und -mantel . . . . .	67
6.3. Abgleichsergebnisse des Einzelzellmoduls bei a) 0°C, b) 20°C und c) 40°C . . . . .	69
6.4. Abgleichsergebnisse des HVS im Prüfrahmen im intakten Zustand je bei a) 0°C, b) 20°C und c) 40°C . . . . .	70
6.5. Abgleich des Schadenseinfluss im Experiment jeweils bezogen auf den intakten Zustand bei gleicher Temperatur (Indizes $S_x$ innerhalb Szenarien von links nach rechts aufsteigend)	71
6.6. Versuchsplanung zur Plausibilisierung der Diskrepanzen der Schadensabbildung: links: Prinzip und rechts: Messaufbau . . . . .	73
6.7. Einfluss der Steifigkeit des VM . . . . .	75
6.8. Sensitivitäten der VM-Steifigkeiten auf die räumliche Abbildung der Strukturmechanik des Gesamtaufbaus gemessen an $FDAC_{track,mean}$ . Schadenszustände a) 1.1-S2, b) 1.2-S4	76
6.9. Optimierung des FE-Modells mit Hilfe des VM . . . . .	78
7.1. Übersicht über DoF-Sets . . . . .	80
7.2. Auto-FDAC-Matrizen der drei DoF-Konfigurationen . . . . .	81
7.3. t-SNE Diagramme bestehender FRF-KM-Sets bei $\Delta T$ 20 °C, $\epsilon$ 2 % und DoF-Set V2 . . . . .	83
7.4. t-SNE Diagramme: $GxC$ bei versch. hohen/niedrigen Störeinflüssen/Messkanalanzahlen	84
7.5. Ergebnisse der Merkmalssektion für $WAI GxC$ und $GxC$ . . . . .	86
7.6. Einfluss der Merkmalsanzahl $N_{FRFKM}$ auf (a) die mittleren Trainings- und Testfehlerraten $\overline{FR}_{train}^{(ML)}$ und $\overline{FR}_{test}^{(ML)}$ sowie auf (b) die korrespondierende Differenz $\Delta FR$ für das FRF-KM-Set $GxC$ . . . . .	87
7.7. Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnoseziel Detektion . . . . .	88
7.8. Einflüsse von Diagnoserandbedingungen für $GxC$ über alle Diagnoseziele . . . . .	88
7.9. Erreichbare Diagnosegrade für alle bestehenden FRF-KM-Sets in Abhängigkeit der Diagnoserandbedingungen . . . . .	90
8.1. Entwicklung von FRF-Korrelationsmaßen für die Schadensdiagnose an HVS. . . . .	92
8.2. Ontologie des Konzepts FRF-Korrelationsmaß dargestellt als DAG . . . . .	102
8.3. Substrukturierte Kirchhoffplatte mit Auswerte-DoFs mit Kreuzen markiert . . . . .	108
8.4. Exemplarische Abhängigkeitsmatrix zur Veranschaulichung des Redundanzanalysealgorithmus . . . . .	111
8.5. Ergebnisse der Interkorrelationsanalyse . . . . .	111
8.6. Ergebnisse der Redundanzanalyse . . . . .	112
9.1. t-SNE Diagramme: $GxC$ bei versch. hohen/niedrigen Störeinflüssen/Messkanalanzahlen	113
9.2. Ergebnisse der Merkmalssektion für $WAI GxC$ und $GxC$ . . . . .	114
9.3. Einfluss der Merkmalsanzahl $N_{FRFKM}$ auf die Abweichung zwischen Trainings- und Testfehlerrate $\Delta FR$ für die FRF-KM Sets $GxC$ , SdT FRF-KM und WE FRF-KM . . . . .	115
9.4. Erweiterte erreichbare Diagnosegrade für bestehende und neu entwickelte FRF-KM-Sets in Abhängigkeit der Diagnoserandbedingungen . . . . .	116



---

B.1. a) Anregungs- und Antwortverlauf b) Prinzip des komplexen E-Moduls [98] . . . . .	xxxi
B.2. a) Stabförmiger Probekörper (PP) b) Zylinderförmiger Probekörper (Folie) . . . . .	xxxii
B.3. Ergebnisse der DMA für die Isolationsfolie und den Isolationsmantel . . . . .	xxxiii
D.1. Schwingverhalten des Prüfrahmens: a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen . . .	xxxviii
D.2. Schwingverhalten des HVS-Gehäuses: a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen . .	xxxviii
D.3. FDAC Abgleich der jeweils ersten Messung bei 0°C bzw. 40°C mit 25°C: a) 0°C vs. 25°C b) 40°C vs. 25°C . . . . .	xxxix
D.4. FDAC Abgleich von 1.3-S4 über alle Temperaturen . . . . .	xxxix
D.5. FDAC Abgleich von 2.5-S1/S2/S4 bei 25°C . . . . .	xl
D.6. Abgleichsergebnisse der Einzelmodulmessungen: a) intakter Zustand und b)-e) Scha- denzustände . . . . .	xli
E.1. Abgleichsergebnisse a) des Prüfrahmens und b) des Gehäuses . . . . .	xliii
E.2. Abgleichsergebnis des HVS ohne Prüfrahmen . . . . .	xliii
F.1. Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnose- ziel Detektion . . . . .	xlvi
F.2. Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnose- ziel Quantifizierung Modul . . . . .	xlvi
F.3. Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnose- ziel Quantifizierung MAP . . . . .	xlvi
F.4. Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnose- ziel Lokalisierung Modul . . . . .	xlvi
F.5. Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnose- ziel Lokalisierung MAP . . . . .	xlvi



---

# Tabellenverzeichnis

---

3.1. Anbindungspunkte und Anbindungsformen der exemplarischen HVS . . . . .	36
3.2. Übersicht der Bewertung von Methoden der niederfrequenten Struktur­dynamik und ultraschallbasierter Methoden . . . . .	37
4.1. Übersicht über Schadensszenarien: Identifikationsnummern ID, Anzahl beschädigter Anbindungspunkte $N_{AP}$ und verursachende Betriebsszenarien . . . . .	43
4.2. Übersicht über untersuchte Diagnoseziele . . . . .	46
4.3. Störeinflüsse auf die Struktur­dynamik von HVS und die FRF-KM-basierte, vergleichende Schadensdiagnose . . . . .	47
4.4. Bestehende FRF-KM-Sets aus dem Bereich SHM . . . . .	50
6.1. Unabhängige Materialparameter des transversalisotropen Materialmodells . . . . .	68
6.2. Elastische Materialparameter nach [156] und Volumenanteil der Schichten des Aktivmaterials . . . . .	68
6.3. Spalt nach Entfernen der Modulfußverschraubung . . . . .	74
7.1. Übersicht Zustandsparameter . . . . .	80
7.2. Übersicht über variierte Diagnoserandbedingungen . . . . .	82
8.1. Extraktion von Skalierungsoperationen aus FRF-KM des SdT . . . . .	101
8.2. Attributwerte des Attributs Skalierung . . . . .	103
8.3. Attributwerte des Attributs Arithmetik . . . . .	104
8.4. Attributwerte der Aggregationsattribute . . . . .	106
8.5. Parametrierung der Kirchhoff-Platte . . . . .	109
8.6. Übersicht über die Parameter­variation . . . . .	109
A.1. Liste betreuter studentischer Arbeiten . . . . .	xxix
B.1. DMA Versuchsparameter . . . . .	xxxii
C.1. Überblick über COSS- and ASA-basierte FRF-KM . . . . .	xxxv
C.2. Overview of FRF correlation measures including calculation formulae and properties . . . . .	xxxvi
D.1. Übersicht über Messparameter je Systemumfang . . . . .	xxxvii
F.1. Übersicht über ausgewählte Hyperparameter . . . . .	xlvi



---

# 1. Einleitung

---

Gestiegenes gesellschaftliches Bewusstsein für Nachhaltigkeit und Umweltschutz sowie stetig zunehmende gesetzliche Regelungen zulässiger Emissionen incentivieren die Entwicklung alternativer Antriebskonzepte im automobilen Bereich. Elektrifizierte Antriebsstränge, besonders rein batterie-elektrische Fahrzeuge (engl. *Battery Electric Vehicle*) (BEV), ermöglichen die Nutzung regenerativ erzeugter elektrischer Energie, lokal emissionsfreies Fahren und weisen hohe Effizienz in der Aufnahme und Abgabe von für den Fahrbetrieb notwendiger Energie auf. Dem Hochvoltspeicher (HVS) kommt hierbei eine zentrale Bedeutung zu.

Zur Energiespeicherung werden üblicherweise Lithium-Ionen-Zellen eingesetzt, die zum Schutz vor mechanischen Lasten und Umgebungseinflüssen von einer mechanischen Struktur umgeben werden. Zur Erreichung konkurrenzfähiger Reichweiten ist ein entsprechend großes Volumen an energetischem Material in die Fahrzeugstruktur zu integrieren, sodass moderne HVS einen signifikanten Kosten- und Gewichtsanteil sowie Anteil an den strukturellen Eigenschaften des Fahrzeugs einnehmen [77].

Daneben birgt der HVS besonders im Missbrauchs- und Crashfall wesentliche Sicherheitsrisiken, unter anderen elektrische (Verlust von Berührungsschutz), chemische (Austritt toxischer Substanzen) und thermische (Fahrzeugbrand) [81, 32]. Gesellschaftliche Bedenken bezüglich dieser Risiken besonders gegenüber Fahrzeugbränden sind ein Grund, welche der flächendeckenden Adoption von BEV entgegensteht [41, 25].

Fahrzeugbrände sind in der Vergangenheit in verschiedenen Situationen aufgetreten. Eine übliche Einteilung ist beispielsweise in Abbildung 1.1 visualisiert. [141, 97] Dargestellt sind bekannte Hava-

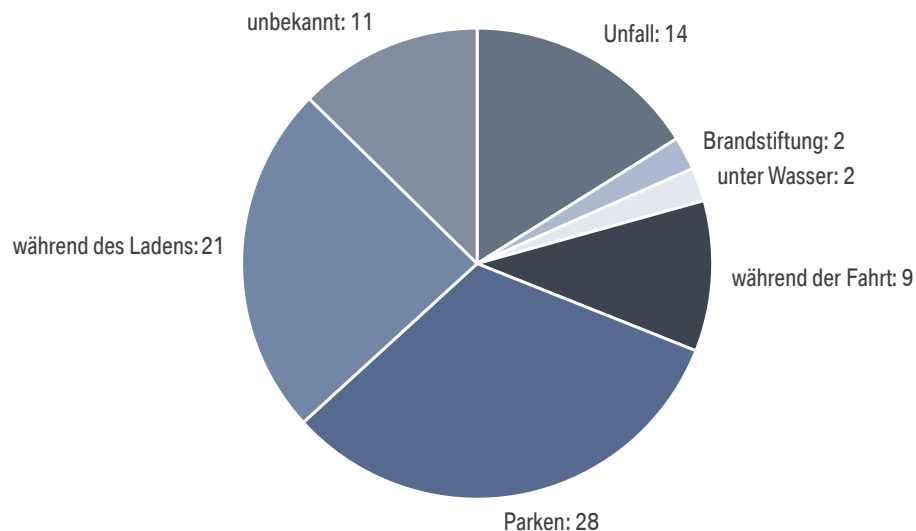


Abbildung 1.1.: Bekannte Havariefälle durch Brände von Fahrzeugen mit HVS im Zeitraum 01/2014-09/2020 in Europa und Nordamerika [97]

riefälle durch Fahrzeugbrände mit HVS im Zeitraum zwischen Januar 2014 bis September 2020 in Europa und Nordamerika. Von den 87 dokumentierten Fällen sind 11 ungeklärter Ursache. 19 Fälle sind

---

auf Missbrauch während der Nutzung (Flutung, Fahr Unfall) oder auf Ansteckung durch eine äußere Wärmequelle zurückzuführen. Die 30 Fälle, die beim Laden und während des Fahrbetriebs aufgetreten sind, lassen sich zumeist Fertigungsfehlern, wie beispielsweise Partikeln zwischen Elektrodenschichten als Auslöser für mögliche zellinterne Kurzschlüsse, zuweisen. Die 28 verbleibenden Fälle sind in Parksituationen ohne äußere Stimulation aufgetreten. Während der Ursachenforschung hat sich gezeigt, dass solchen Fällen häufig mechanische Vorschädigungen vorausgehen. [141, 97, 32]

Ein weiterer Hinderungsgrund sind hohe Anschaffungs- und Reparaturkosten. Der HVS macht ca. 40 % der Herstellkosten verbreiteter BEVs aus und übernimmt damit einen signifikanten Beitrag zu Anschaffungskosten sowie hohen Ersatzteilkosten [91]. Reparaturarbeiten müssen aufgrund des Arbeitens unter Hochvolt von qualifiziertem Fachpersonal und über mehrere Tage durchgeführt werden. Die notwendigen Prüfungen der Ermittlung möglicher Defekte zur Handhabung von HVS und HVS-Komponenten sowie zur abschließenden Dichtprüfung erfordern spezifische Prüfmittel und Prüfvorrichtungen. Obgleich der hohen Herstellkosten überwiegen Arbeitsaufwände in den Reparaturkosten. Beispielsweise fallen für den Tausch eines Zellmoduls beim Porsche Taycan ca. 1000 € Ersatzteil- gegenüber ca. 4000 € Arbeitskosten an [129]. Im Vergleich zu Fahrzeugen mit klassischem Antriebsstrang ist mit ca. 30 % höheren Reparaturkosten zu rechnen [136].

Methoden der Strukturüberwachung haben zum Ziel katastrophale spontane Ausfälle technischer Strukturen zu vermeiden bzw. periodische, präventive durch bedarfsgerechte Instandsetzung zu ersetzen. Solche Methoden sind besonders in den Bereichen der Luft- und Raumfahrt, des Bauingenieurwesens und Windenergie-technik bekannt. Aufgrund der zuvor beschriebenen, für elektrifizierte im Vergleich zu verbrennungsmotorischen Fahrzeugen neuerdings relevante Szenarien erscheint eine Strukturüberwachung auch für HVS vorteilhaft.

## 1.1. Problemstellung

Der Entwicklung der Strukturüberwachung wird unter anderen in den Bereichen der Luft- und Raumfahrt und des Bauingenieurwesens seit ca. 30 Jahren zunehmende Aufmerksamkeit zu Teil. [44]. Demgegenüber sind im automobilen Umfeld und speziell für HVS nur vereinzelte Projekte bekannt [102, 139, 68]. Während Schadensmodi für klassische Bereiche von SHM untersucht sind, sind diese für automobiler HVS bisher unerforscht.

Trotz der Forschungsbemühungen befinden sich Methoden der Strukturüberwachung größtenteils im Forschungsstadium [44]. Es sind lediglich vereinzelte prototypische Anwendungen bekannt. Eine der wesentlichen Herausforderungen bei SHM ist die Differenzierung verschiedener Schadensmodi bei komplexen, realitätsnahen Strukturen und deren Unterscheidung von Änderungen im Systemverhalten aufgrund von Störeinflüssen. Die meisten bisherigen Untersuchungen bezüglich vibrationsbasierter Schadensüberwachung beschränken sich auf die Robustheit gegenüber Störeinflüssen an akademischen Beispielstrukturen (beispielsweise [21, 34, 101, 102, 74]) oder der Betrachtung komplexer Strukturen ohne Störeinflüsse (beispielsweise [1, 168]). [20, 44, 104]

## 1.2. Zielsetzung

Vor diesem Hintergrund ist das Ziel der vorliegenden Arbeit die Entwicklung einer Methode zur in-situ Diagnose von Schäden in der mechanischen Struktur von HVS.

Im ersten Teil der Arbeit sind Methoden aus den Forschungsbereichen SHM und nicht-zerstörende Prüfung zu sondieren und in einem ersten Schritt hinsichtlich prinzipieller Transferierbarkeit auf HVS zu

---

bewerten. Ultraschallverfahren sowie Verfahren auf Basis strukturdynamischer Kenngrößen erscheinen grundsätzlich übertragbar und werden deshalb im zweiten Schritt eingehender bewertet.

Hierbei sind Anforderungen aufgrund der automobilen Anwendung übergreifend als auch aus dem charakteristischen Aufbau, der Funktionsweise sowie den Betriebsbedingungen von HVS abgeleitete Anforderungen zu berücksichtigen.

Für FRF-Korrelationsmaßbasierte Methoden wird im Rahmen der Bewertung insgesamt und vor allem in Bezug auf Robustheit, Automatisierungsgrad und Effizienz das größte Anwendungspotential identifiziert. Daher wird diese im zweiten Teil der Arbeit für die Anwendung an HVS weiterentwickelt.

Diese Methoden basieren darauf, dass Schäden die strukturdynamischen Systemeigenschaften und folglich die messbare Systemantwort in charakteristischer Weise beeinflussen. Die Schadensdiagnose wird hierbei als Klassifikationsproblem aufgefasst, indem Schadenszustände durch die Bewertung von Mustern in mit Hilfe von FRF-KM quantifizierten Änderungen der Systemantwort differenziert werden.

Im zweiten Teil der Arbeit ist die Anwendbarkeit der gewählten Methode für HVS zu verifizieren. Dazu ist eine Datenbasis der Systemantwort aller Schadenszustände in Überlagerung mit relevanten Störeinflüssen anhand eines exemplarischen HVS zu generieren. Anhand der Datenbasis sind die Einflüsse kosten- und funktionsbestimmender Rahmenbedingungen eines SHM-Systems für HVS (u.a. Robustheit gegenüber Störeinflüssen, notwendige Komplexität des Datenakquisesystems) auf die erreichbare Auflösung und Fehlerraten der Schadensdiagnoseaussage zu bestimmen.

Aufgrund der festgestellten, eingeschränkten Anwendbarkeit sind im dritten Teil der Arbeit neue FRF-KM für die Schadensdiagnose zu entwickeln. Dazu sind in anderen Bereichen bestehende FRF-KM und generische mathematische Korrelationsmaße zu abstrahieren, um kommunale algorithmische und mathematische Konzepte zu extrahieren. Abschließend sind die erweiterten Grenzen der Anwendbarkeit mit Hilfe der durch Rekombination dieser Konzepte generierten, neuen FRF-KM zu verifizieren.

### 1.3. Aufbau der Arbeit

Die Arbeit ist dazu in die nachfolgenden Teilbereiche aufgeteilt:

- Kapitel 2: In Kapitel 2 werden zunächst die Grundlagen von HVS und deren Integration in die Fahrzeugstruktur dargestellt. Anschließend erfolgt eine Einführung in die Grundlagen des SHMs sowie die detaillierte Beschreibung des Standes der Technik von Methoden basierend auf der niederfrequenten Strukturdynamik sowie ultraschallbasierter Methoden. Abschließend werden die relevanten Grundlagen des maschinellen Lernens mit künstlichen neuronalen Netzen (KNN) erläutert.
- Kapitel 3: In Kapitel 3 werden potentielle Anwendungen der Strukturüberwachungsmethoden für HVS erarbeitet. Die Ableitung HVS-typischer Randbedingungen bilden die Grundlage der Bewertung des Anwendungspotentials und der darauf aufbauenden Ableitung der Methode der FRF-Korrelationsmaßbasierten, vergleichenden, nicht-parametrischen Schadensdiagnose. Deren Anwendbarkeit wird im weiteren Verlauf der Arbeit verifiziert.
- Kapitel 4: Zur Verifikation der Anwendbarkeit wird die gewählte Methode am Beispiel des HVS des BMW i3 implementiert und die Diagnosefähigkeit unter verschiedenen, für HVS charakteristischen Diagnoserandbedingungen bewertet. In Kapitel 4 werden die Rahmenbedingungen der Implementierung erläutert. Hierzu wird der Aufbau des Beispielsystems dargestellt sowie die untersuchten Randbedingungen beschrieben.

- 
- Kapitel 5 & 6: Zur Generierung der für die Implementierung notwendigen Datenbasis wird ein Finite-Elemente-Modell des Beispielsystems entwickelt, das Schadens- und Störeinflüsse valide abbildet. Dazu wird in Kapitel 5 zunächst die experimentelle Untersuchung der Struktur­dynamik des Beispielsystems beschrieben, bevor in Kapitel 6 anschließend der Modellaufbau, die Parametrierung sowie die Ergebnisse des Abgleichs mit den Messergebnissen beschrieben wird.
- Kapitel 7: In Kapitel 7 erfolgt die Bewertung der Diagnosefähigkeit mit im Stand der Technik verfügbaren FRF-Korrelationsmaßen. Zunächst wird die Generierung der Datenbasis und deren explorative Analyse beschrieben. Diese bildet wiederum die Grundlage für die Plausibilisierung der anschließend ermittelten Diagnosefähigkeiten und der darauf aufbauenden Ableitung der Grenzen der Anwendbarkeit.
- Kapitel 8: Zur Erweiterung der Grenzen der Anwendbarkeit werden in Kapitel 8 neue FRF-KM entwickelt. Dazu wird zunächst der Stand der Technik von FRF-KM über SHM hinaus dargestellt. Darauf aufbauend werden gemeinsame mathematische und algorithmische Konzepte extrahiert und eine abstrakte Definition für FRF-KM in Form einer Ontologie abgeleitet. Mit Hilfe der Ontologie werden die extrahierten Konzepte re-kombiniert, wodurch neue generische Maße erschlossen werden. Zuletzt wird die Neuartigkeit der generierten Maße mit einer korrelationsbasierten Sensitivitätsanalyse validiert.
- Kapitel 9: In Kapitel 9 wird die Analyse aus Kapitel 7 für die neuentwickelten FRF-KM wiederholt und die erweiterten Grenzen der Anwendbarkeit festgestellt.
- Kapitel 10: Kapitel 10 fasst die Ergebnisse der Arbeit zusammen. Der Reflexion der angewandten Methodik und der Zielerreichung folgt ein Ausblick potentieller Weiterentwicklungen der Strukturüberwachungsmethode sowie von FRF-Korrelationsmaßen mit Hilfe der Ontologie.



---

## 2. Grundlagen und Stand der Technik

---

### 2.1. Grundlagen automobiler Hochvoltspeicher

In diesem Kapitel erfolgt eine Einführung in die relevanten Grundlagen zu Hochvoltspeichern (HVS). Zur Erfüllung ihrer Kernfunktionen weisen HVS stets gleiche Grundbestandteile auf, wobei die Batteriezelle den elementaren Bestandteil darstellt. Aufgrund der großen Produktvielfalt im Automobilbereich existiert jedoch eine Vielzahl unterschiedlicher HVS-Konzepte.

Das folgende Kapitel ist in drei Teile unterteilt. In Kapitel 2.1.1 wird zunächst der Aufbau und die Funktionsweise von Lithium-Ionen-Zellen vorgestellt. Anschließend werden in Kapitel 2.1.2 die verbleibenden Grundbestandteile von HVS und ihre Funktionen vorgestellt. Zuletzt werden in Kapitel 2.1.3 charakteristische Konzepte der Ausgestaltung diskutiert. Besonderes Augenmerk liegt auf üblichen Topologien und Arten der Verortung und der Integration innerhalb der Fahrzeugstruktur sowie auf strukturellen Anforderungen in Form von Eigenschaften und Lastfällen.

#### 2.1.1. Grundlagen von Lithium-Ionen-Zellen

Die zentrale Aufgabe von HVS ist die Speicherung und Bereitstellung von Energie für den elektrifizierten Antriebsstrang sowie für das Bordnetz. Zur Speicherung werden heute üblicherweise Batteriezellen eingesetzt, in denen die Energie elektrochemisch gespeichert wird. Wie in diversen Bereichen mobiler Elektrik- bzw. Elektronik, z.B. Mobiltelefone, Laptops, hat sich die Lithium-Ionen-Technologie auch für den elektrifizierten Antriebsstrang etabliert.

Unter Lithium-Ionen-Zellen versteht man elektrochemische Energiespeichermedien, die Lithium als Ladungsträger beinhalten. [144] Im Vergleich zu anderen, z.B. Bleisäure oder Nickel-Metallhydrid, zeichnet sich die Technologie durch eine hohe gravimetrische und volumetrische Energie- und Leistungsdichte, eine geringe Selbstentladung und einen hohen technischen Reifegrad aus [144]. Den genannten Vorteilen stehen erhöhte Sicherheitsrisiken durch die Toxizität und Reaktivität der eingesetzten chemischen Stoffe und eine starke Temperaturabhängigkeit der Kapazität und Leistung gegenüber [144, 76]. Die Funktionsweise von Lithium-Ionen-Zellen basiert auf dem Prinzip einer galvanischen Zelle. Während des Ladevorgang wandern positiv geladene Lithium-Ionen von der Kathode über den Elektrolyten und Separator in die Anode und lagern sich dort ein. Während des Entladens erfolgt der Ablauf umgekehrt, die über den externen Stromkreis fließenden Elektronen stehen für den Antrieb zur Verfügung.

Lithium-Ionen-Zellen unterscheiden sich primär durch die Materialkombination der Aktivmaterialien von Anode und Kathode. Hierzu wird auf der Anodenseite üblicherweise graphitischer Kohlenstoff eingesetzt. Für die Kathodenseite stehen verschiedene chemische Zusammensetzungen zur Verfügung, die sich im Bezug auf Kosten, Energie- und Leistungsdichte sowie Sicherheitsaspekten unterscheiden. Eine Übersicht über aktuell gängige und in Forschung befindliche Chemien ist beispielsweise in [144] oder [76] dargestellt.

Den Kern einer Batteriezelle bildet der sog. Zellwickel (engl. Jelly Roll), der aus einer Vielzahl an alternierenden Elektrodenschichten besteht. Die Elektroden bestehen aus einer metallischen Trägerfolie, die mit einer porösen Beschichtung aus Aktivmaterial und Bindemittel beschichtet wird. Zur

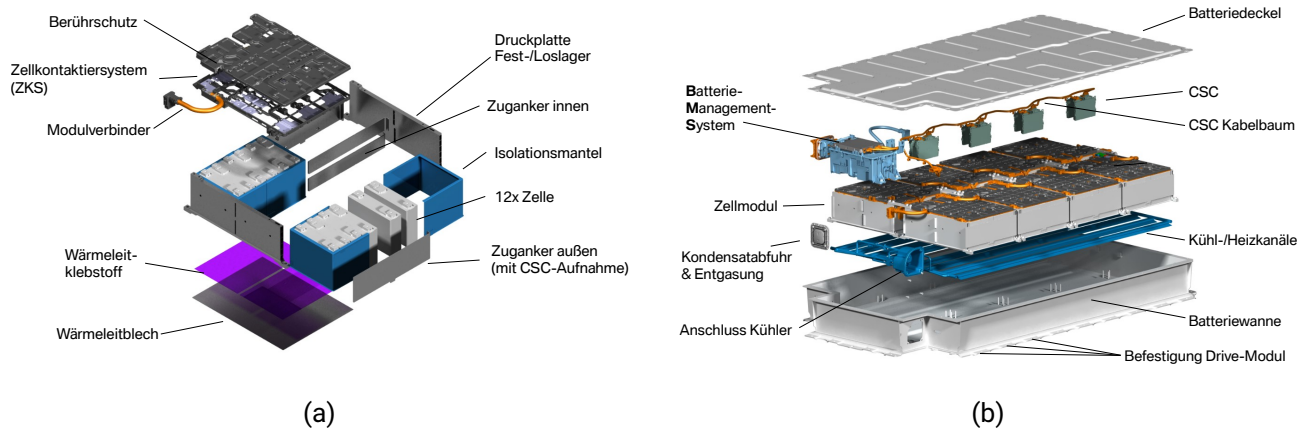


Abbildung 2.1.: Aufbau eines Zellmoduls und des HVS des BMW i3

Maximierung der Energiedichte werden die Trägerfolien daher beidseitig beschichtet. Die Trägerfolie fungiert als Stromsammeler (engl. Current collector) und besteht anodenseitig üblicherweise aus Aluminium und kathodenseitig aus Kupfer. [76]. Die Herstellung der Elektroden erfolgt gemeinhin in einem kontinuierlichen Prozess, wodurch quasi-endlose Elektrodenbahnen entstehen [144].

Die Elektroden werden durch eine Separator-Schicht voneinander isoliert. Diese besteht üblicherweise aus mikroporösem Polyethylen (PE) oder Polypropylen (PP) mit einer Dicke von ca. 15-25  $\mu\text{m}$ . In Abhängigkeit der gewählten Dicke des Separators entstehen verschiedene Nebeneffekte. Bei zunehmender Wandstärke steigt auch die Robustheit gegenüber einer Perforation durch Dendriten, die sich im Zuge von Alterungseffekten bilden. Mit abnehmender Wandstärke reduziert sich die Energie- und Leistungsdichte wohingegen der elektrische Innenwiderstand ansteigt. Der gesamte Aufbau ist mit flüssigem Elektrolyten getränkt, der aus Lithium-Salz in organischen Lösungsmitteln besteht.

Von Lithium-Ionen-Zellen geht das Risiko eines thermischen Durchgehens aus, das eine exotherme Kettenreaktion in einer Batteriezelle bezeichnet. Diese Kettenreaktion kann u.a. als Folge eines niederohmigen Kurzschlusses einzelner Schichten, einer Überladung oder einer Überlastung durch einen externen Kurzschluss der Zellterminals auftreten. Beim thermischen Durchgehen verdampft der Elektrolyt, der als brennbares Gas aus der Zelle ausgestoßen wird, die Bestandteile des Zellwickels zersetzen sich und werden partikelförmig ausgestoßen. Bei ausreichender Temperatur oder bei durch den Partikelaustritt entstehenden Lichtbögen kann die ausgestoßene Materie entzündet werden. Diese Entzündung kann explosionsartig auftreten, wodurch neben der thermischen Belastung durch den Brand zusätzlich hohe Innendrucke im Batteriesystem entstehen, die zum Bersten des Gehäuses und somit zu einer Gefährdung der Insassen oder Dritter führen können. Zudem sind die austretenden Gase toxisch.

### 2.1.2. Bestandteile von Hochvoltspeichern

In Kapitel 2.1.2 werden die Grundbestandteile von HVS erläutert. HVS sind gemeinhin modular aufgebaut und lassen sich in drei Strukturebenen gliedern. Diese sind in Abbildung 2.1 anhand des im Rahmen dieser Arbeit exemplarisch untersuchten HVS des BMW i3 dargestellt.

Die Kernaufgabe von HVS ist die Speicherung und Bereitstellung von Energie für den restlichen elektrifizierten Antriebsstrang. Für den effizienten Betrieb der Antriebsmaschinen ist üblicherweise eine Spannungslage von ca. 400-900 V erforderlich. Die Spannungslage einer Lithium-Ionen-Zelle beträgt technologiebedingt und je nach Ladezustand jedoch nur 2.2 – 4.2 V, weshalb in HVS eine Vielzahl an Zellen seriell verschaltet werden. Je nach erforderlicher Reichweite und Einzelzellkapazität

---

kann zusätzlich eine parallele Verschaltung von Zellen erforderlich sein. HVS enthalten zwischen ca. einhundert Zellen bis zu mehreren tausend Zellen. Der dargestellte HVS besteht beispielsweise aus 96 Zellen. [106]

Wie in Abbildung 2.1a dargestellt werden die Zellen zunächst zu sog. Zellmodulen zusammengesetzt. Diese modulare Bauweise bietet den Vorteil von Skaleneffekten durch gleiche Zellmodule über verschiedene Fahrzeuge hinweg und ermöglicht in Reparaturfällen den Tausch einzelner Zellmodule an Stelle des ganzen HVS. In Zellmodulen werden die Zellen von einer Rahmenstruktur fixiert, wobei die elektrische Isolation zueinander durch Kunststoffbauteile, Folien, Lack- oder Pulverbeschichtung realisiert wird. [144]

Der Modulrahmen unterscheidet sich je nach Zellformat. Für prismatische Zellen hat sich die in Abbildung 2.1b dargestellte Bauweise etabliert, die aus sog. Druckplatten zum Verpressen eines Zellstapels und aus im verspannten Zustand verschweißten Zugankern bestehen. Diese Vorspannung wirkt sich positiv auf die Performance und Lebensdauer der Zellen aus, es werden damit Ablösungen der Elektroden-schichten verhindert. Pouchzellen dagegen müssen aufgrund ihrer sensiblen Hülle von allen Seiten von einem Gehäuse umgeben werden. Darin werden sie häufig mit Klebstoff oder Vergussmasse fixiert. Bei zylindrischen Zellen wird meist ein Setzkastenprinzip angewandt. [106]

Für einen optimalen Wirkungsgrad und eine möglichst langsame Alterung müssen Zellen technologiebedingt in einem Temperaturbereich von 0 bis 40 °C gebracht und dort gehalten werden. Die optimale Betriebstemperatur liegt zwischen 20 und 40°C. Unter 0 °C besteht beim Betrieb der Zellen das Risiko einer Beschädigung. [144]

Dazu werden die Zellen von einem Thermomanagementsystem (TMS) gekühlt und in bestimmten Anwendungen auch geheizt. Im Automobilbereich sind kühl- oder kältemittelbasierte Leitungssysteme etabliert. Prismatische Zellen werden üblicherweise mit Kühlplatten am Zellboden versehen, bei Rundzellen werden meist Kühlschlangen an den Mantelflächen verortet. Alternativen sind z.B. die sogenannten Immersionskühlung oder die Luftkühlung. Erstere weist jedoch große Herausforderungen bzgl. Sicherheit und Dichtigkeit auf. Mit letzterer sind die erforderlichen Kühlleistungen moderner Antriebsstränge nicht umsetzbar, sodass beide keine breite Anwendung finden. [144]

Die Einzelzellen werden auf Zellmodulebene von Zellverbindern entsprechend der Anforderungen an Spannungslage, Leistung und Energieinhalt elektrisch miteinander verbunden. Die Zellverbinder sind Teil des Zellkontaktiersystems (ZKS), in dem außerdem Temperatursensoren für das TMS sowie Spannungsabgriffe für die Überwachung der Einzelzellspannungen integriert sind. Das ZKS ist üblicherweise von einem Kunststoffisolationsmantel berührgeschützt. [144]

Der Zustand des HVS wird vom sog. Batterie-Management-System (BMS) überwacht. Zu dessen Funktionen zählen u.a. die Überwachung und Angleichung (engl. *Balancing*) der Einzelzellspannungen, die Steuerung der Schütze sowie Sicherheitsfunktionen wie die Isolationsüberwachung oder die Überwachung der Zelltemperaturen. Das ZKS ist über Hochvoltleitungen mit dem BMS und dieses wiederum mit einem oder mehreren Anschlüssen zur Bereitstellung der elektrischen Energie für den Antriebsstrang und das Bordnetz verbunden. Daneben dienen Niedervoltleitungen zur Übertragung der Temperatur- und Zellspannungssignale.

Alle beschriebenen Komponenten sind zum Schutz vor Umwelteinflüssen, wie Spritzwasser, Staub und Steinschlag sowie zur Integration in die Fahrzeugstruktur in einem Gehäuse verortet. Aufgrund der steigenden Anforderungen bezüglich hoher Reichweiten müssen HVS häufig in Bereichen verbaut werden, die im Crashfall betroffen sind [77] In diesem Fall enthält das Gehäuse meist eine Tragstruktur zwischen den Zellmodulen, längs oder quer zur Fahrtrichtung. HVS Gehäuse bestehen üblicherweise aus Aluminium oder Stahl und sind als Druckguss-, Blech- oder Strangpresskonstruktion ausgeführt. Aus Leichtbaugründen kommen vereinzelt Deckel aus faserverstärktem Kunststoff zum Einsatz, wie beispielsweise in HVS der Generation 5 von BMW.

### 2.1.3. Konzeptunterschiede im Aufbau und der Integration

Es existiert eine Vielzahl verschiedener HVS Konzepte. Grundlegende Konzepte sind in Abbildung 2.2 veranschaulicht.

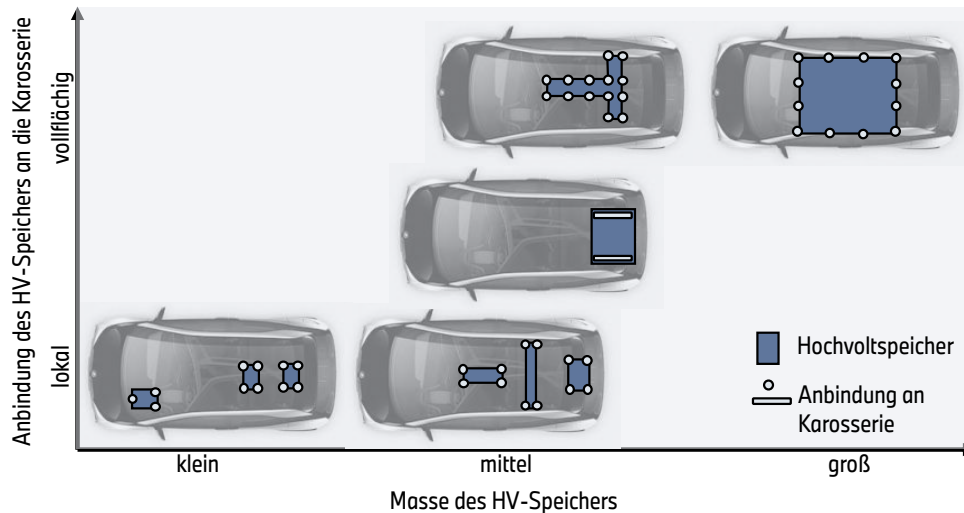


Abbildung 2.2.: Integrationskonzepte von HVS nach [14]

Erste Elektrofahrzeuge basieren zumeist auf existierenden Karosseriestrukturen mit klassischem Antriebsstrang. Die HVS-Struktur ist hier den bestehenden Bauräumen angepasst und nutzt dementsprechend vor allem den Mitteltunnel- und Gepäckraum-Bereich sowie den Raum unter der hinteren Sitzbank. Dieser Ansatz wird *Conversion-* oder sofern die Integration schon während der Produktplanung vorgesehen ist *In-Line* Ansatz genannt. Durch die üblichen Einbauorte ergeben sich die sog. *T-Shape* oder verteilte Verortungen (siehe Abbildung 2.2). Mit zunehmenden Stückzahlen rücken dedizierte BEV-Architekturen (sog. *Purpose-*Ansatz) in den Fokus, in denen sich besonders die Verortung im Unterbodenbereich anbietet. Durch den niedrigen Schwerpunkt und die Versteifung des Unterflurs entstehen positive Effekte für die Fahrdynamik und aus *Package-*Sicht entsteht die geringste Beeinträchtigung des Freiraums der Fahrgastzelle. Zusätzlich bietet dieser Ansatz die größte geometrische Gestaltungsfreiheit und ermöglicht so auch die Optimierung bzgl. Energieinhalt, Zellgröße und -form. Nachteilig wirkt sich allerdings die zusätzliche Bauhöhe aus, die die Integration besonders in flachen Fahrzeugarten erschwert. [14, 39]

Aufgrund steigender Anforderungen bezüglich elektrischer Reichweiten ist ein so hohes Volumen energetischen Materials in die Fahrzeugstruktur zu integrieren, dass die notwendigen HVS Strukturen einen signifikanten Beitrag zu den strukturmechanischen Fahrzeugeigenschaften leisten. Dadurch sind bei der Auslegung der HVS-Struktur klassische Lastfälle der Auslegung der Karosserie zu beachten. Zusätzlich ergeben sich weitere Lastfälle durch die Verortung an der Bodenfreiheitslinie. Die Hauptbelastungen lassen sich nach [106] und [39] einteilen in:

- Passive Sicherheit: Crash, hohe Geschwindigkeit
- Versicherungseinstufung: Crash, niedrige Geschwindigkeit
- Betriebslasten: statisch, vibrationsartig, schockartig
- Kontaktierende Lasten am Unterboden

---

Crashanforderungen lassen sich in Lastfälle niedriger Geschwindigkeit und hoher Geschwindigkeit gliedern. Erstere umfassen Kollisionen bei ca. 15 km/h und dienen der Versicherungseinstufung bzgl. Reparaturkosten [128]. Am HVS äußern sich diese als Beschleunigungslasten, da der Energieabbau in den ersten Deformationsstufen des Vorder- oder Hinterwagens erfolgt. [39]

Demgegenüber stehen Lastfälle der passiven Sicherheit. Für die meisten HVS sind besonders Seiten-crashlastfälle relevant, da hier nur ein geringer Deformationsweg zum Abbau der Crashenergie besteht. In diesen Lastfällen steht der Schutz der Zellen vor Intrusion und die Vermeidung von Kurzschlüssen, zur Vermeidung eines thermischen Durchgehens, sowie die Wahrung des Berührungsschutzes für den Schutz von Ersthelfern im Fokus. [106]

Gegenüber den Crashanforderungen müssen HVS auch verschiedensten Betriebslasten widerstehen. HVS werden gegenüber Betriebslasten des normalen Gebrauchs *fail-safe* dimensioniert, d.h. Belastungen, die in ihrer Häufigkeit und Schwere im vorgesehenen Gebrauch eines Fahrzeugs auftreten werden unter Beachtung nicht mechanischer, z.B. Temperatur, Feuchte, sowie konstruktiver, beispielsweise geometrische und Materialtoleranzen, so ausgelegt, dass diese ohne Funktions- oder Lebensdauereinschränkung ertragen werden. Aus Gründen der Produkthaftung müssen Lastfälle, die außerhalb des bestimmungsgemäßen Gebrauchs liegen, dem sog. Fehlgebrauch, betrachtet werden. Solche Lasten dürfen zwar zu Funktions- nicht aber zu Sicherheitseinschränkungen führen (*safe-fail*). [65, 39]

Bei Betriebslasten werden statische, Vibrations- und Schocklasten unterschieden. Für diese Lasten existiert eine große Zahl an Auslegungsstandards und gesetzlicher Anforderungen. Eine aktuelle Übersicht ist beispielsweise in [13] zu finden.

Einige Unterflurlasten sind zwar für die Auslegung von Fahrzeugen mit klassischem Antriebsstrang etabliert. Es existieren für diesen Bereich erste genormte Lastfälle, wie für Steinschlag [38] oder für ein Untertauchen [70], die für die Korrosionsbeständigkeit und Dichtigkeit relevant sind. In den vergangenen Jahren kam es vermehrt zu Bränden von EVs in Folge eines schwerwiegenden Impakts im Unterbodenbereich, die eine hohe mediale Wirkung haben und aufgrund dessen den Fokus auf diese Art von Lasten lenken. Diese Ereignisse bekräftigen die Relevanz der Lastfälle und die Notwendigkeit des Schutzes der Lithium-Ionen-Zellen vor mechanischer Beaufschlagung [81, 32]. Obgleich hierfür noch keine genormten Lastfälle bekannt sind, ist deren Definition Gegenstand aktueller Forschung und Entwicklung, beispielsweise in [6].

## 2.2. Grundlagen der Strukturüberwachung

Unter Strukturüberwachung wird der Prozess der Implementierung eines Schadensdiagnosesystems bestehend aus einem fest installierten Messsystem zur Ermittlung der dynamischen Systemantwort in periodischen Abständen, einer Signalanalyse zur Extraktion schadenssensitiver Merkmale und einer Diagnoselogik zur Bestimmung des aktuellen Systemzustandes verstanden [44].

Ein ähnlicher Begriff ist die sog. Zustandsüberwachung (engl. *Condition Monitoring*, CM) unter der jedoch die Überwachung des Betriebes von üblicherweise rotierenden Maschinen und Maschinenelementen verstanden wird [40]. Beispiel hierfür ist eine Zahnbruch- oder Wälzlagerschadenserkenkung in Getrieben von Windenergieanlagen [86].

Strukturüberwachung ist zusätzlich nicht zu verwechseln mit dem Begriff nicht-zerstörender-Prüfung (engl. *Non-Destructive-Testing/-Evaluation*, NDT/NDE) sondern ist vielmehr ein Teilgebiet davon. Generell können NDE-Methoden Systeme durch die dauerhafte Installation während der Endanwendung in SHM-Systeme überführt werden [19].

Daneben existieren zusätzlich die Begriffe Prozess-, Last- oder Nutzungsüberwachung, die nicht den strukturellen Zustand sondern die aktuelle Beanspruchung aufgrund von Betriebs- bzw. Nutzungsbedingungen betrachten [19, 65].

---

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Entwicklung einer Schadensdiagnosemethode für die in-situ und online Schadensdiagnose der mechanischen Struktur von HVS. Aufgrund dieses Ziels erscheinen einige Mess- bzw. Diagnose-Methoden grundsätzlich ungeeignet. Diese werden im Folgenden aufgeführt und mit weiterführender Literatur versehen. Optische bzw. kamerabasierte Verfahren kommen zwar besonders in der Schadensbeurteilung im Versicherungsfall zum Einsatz, benötigen aber große Arbeitsabstände und hochauflösende Kameras. Thermografische Methoden basieren zusätzlich auf kostenintensiven Wärmebildkameras, z.B. infrarotbasiert. Wirbelstromverfahren werden aufgrund potentieller Wechselwirkungen und elektromagnetischer Verträglichkeit mit dem HV-System nicht näher betrachtet. Zuletzt werden auch Faseroptische Verfahren ausgeschlossen. Diese werden zwar aufgrund der Möglichkeit, die Sensor-Fasern in Bauteile aus Faserverstärktem Kunststoff (FVK) einzubetten, besonders für SHM-Systeme im Bereich der Luft- und Raumfahrt untersucht, weisen allerdings Kosten von mehreren tausend Euro pro Messsystem auf [19].

Demgegenüber erscheinen besonders Verfahren auf Basis der niederfrequenten Strukturodynamik sowie Ultraschallverfahren vielversprechend, da die zugrundeliegende Sensorik im Vergleich zu den oben genannten eher kostengünstig ist. Beide Verfahrensgruppen sind der vibrationsbasierten Schadensdiagnose zuzuordnen, die auf dem Prinzip beruht, dass sich Schäden auf die Steifigkeit, Masse, Dämpfungscharakteristik oder Anbindungsrandbedingungen eines untersuchten Systems auswirken. [44] Im Folgenden werden die relevanten Grundlagen und der Stand der Technik von SHM-Methoden allgemein sowie besonders dieser Verfahrensfamilien vorgestellt.

Zunächst wird der typische Aufbau von SHM-Systemen erläutert sowie grundlegende Unterscheidungsprinzipien erläutert, die später eine effiziente Einordnung in den Kontext automobiler HVS ermöglichen. Anschließend werden die Grundlagen und der Stand der Technik der Verfahren auf Basis der niederfrequenten Strukturodynamik sowie der Ultraschallverfahren dargestellt und diskutiert. Zuletzt werden Grundlagen des maschinellen Lernens und der strukturdynamischen Modellierung von Lithium-Ionen-Zellen vorgestellt.

### **2.2.1. Aufbau von Strukturüberwachungs-Systemen**

Jegliche Schadensdiagnose basiert auf dem Vergleich des zu diagnostizierenden Zustands mit einem oder mehreren Referenzzuständen [44]. Das Prinzip gilt selbst in Fällen, in denen von genau der Instanz der untersuchten Struktur kein Vergleichszustand vorliegt. Beispielsweise ist ein defektes Fahrzeug nach einem Zusammenstoß zumeist als defekt zu erkennen, auch wenn es ein Betrachter zum ersten Mal sieht. Als Vergleichsgröße werden hier die Erfahrung und das Wissen des Betrachters zu anderen Fahrzeugen herangezogen.

Dieser Vergleichsprozess ist im Kern ein Prozess der Mustererkennung. Bei frühen SHM-Methoden wurde dieser Prozess häufig manuell und subjektiv durchgeführt. In diesem Sinne wurden SHM-Systeme zu der Zeit eher als fest-installiertes NDE-System zur besseren Verfügbarkeit der Diagnose verstanden. Unterstützt von den aufkommenden Methoden des maschinellen Lernens werden SHM-Systeme zunehmend automatisiert und dazu unter den Paradigmen der Mustererkennung entwickelt.

Nach [44] gliedert sich das Design solcher Systeme in die folgenden vier Schritte:

1. Operationale Evaluation
2. Datenerfassung
3. Merkmalsauswahl
4. Statistische Modellierung zur Merkmalszuordnung

Der erste Schritt in der Entwicklung eines SHM-Systems ist die operationale Evaluation. In dieser vorbereitenden Phase müssen Randbedingungen des Anwendungsfalls analysiert werden, um ein für den Anwendungsfall geeignetes SHM-System zu entwerfen. [44]

Zu diagnostizierende Schadenszustände sind zu definieren und die Schadensfolge ist hinsichtlich ihrer Bedeutung für Funktion, Sicherheit bzw. wirtschaftlicher Aspekte zu bewerten. [44] Anschließend müssen Schadensparameter orientiert an den SHM-Levels definiert werden, die die Schadenszustände beschreiben und das Diagnoseziel darstellen. Daneben ist zu analysieren, welchen Umgebungs- und Störeinflüssen die Struktur ausgesetzt ist. [44] Zuletzt sind Einschränkungen bzgl. der Datenerfassung im Betrieb zu eruieren. Eine detaillierte Beschreibung dieser vorbereitenden Analysen ist z.B. in [44] verfügbar.

Auf Basis dieser Untersuchungen werden die verbleibenden Teile des SHM-Systems festgelegt, die in Abbildung 2.3 dargestellt sind. In der Literatur wird häufig zwischen den zuvor erwähnten Schritten 2 und 3 noch der Schritt der Datenauswertung vorgesehen. Zusätzlich kann auch die Fusion mit externen Sensordaten hilfreich sein. [154, 146]

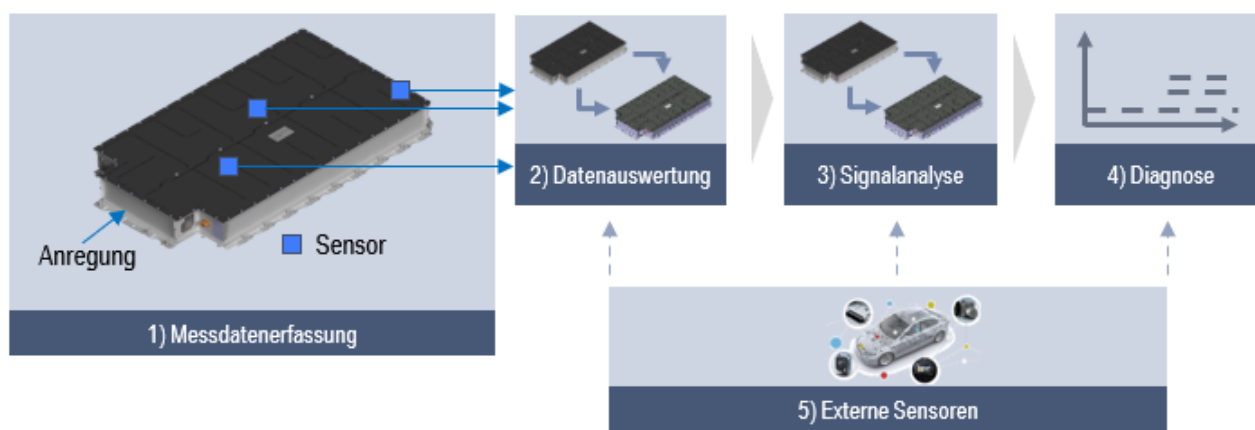


Abbildung 2.3.: Aufbau von SHM-Systemen angelehnt an [19, 44]

Grundlage jeden SHM-Systems ist die Messdatenerfassung. Dazu werden Sensoren dauerhaft an einer Struktur angebracht oder während der Herstellung eingebettet. Zum Messsystem wird außerdem der Interaktionsmechanismus der Struktur mit einer äußeren Anregung gezählt. Je nach Methode kann für die Anregung eine dedizierte Vorrichtung Teil des Systems sein. Das Ergebnis der Messdatenerfassung sind Zeitreihen physikalischer Größen, beispielsweise Beschleunigung oder Position.

Im zweiten Schritt werden die Rohmessdaten ausgewertet. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit werden darunter alle Bearbeitungsvorgänge verstanden, die zwar auf die Rohmessdaten angewandt werden, deren Repräsentation als Zeitreihe jedoch nicht verändern. Dazu zählen unter anderem Skalierung und Filterung. [44]

Im Schritt Signalanalyse werden dann die im Kernproblem von SHM erwähnten, schadenssensitiven Merkmale mit verschiedenen, teils mehrstufigen Algorithmen ermittelt. Diesem Teil von SHM-Systemen wird in der Literatur am meisten Aufmerksamkeit gewidmet, da hierfür eine Vielzahl verschiedener Methoden zur Verfügung stehen, die in Kapitel 2.2.3 und 2.2.4 näher erläutert werden. Nach [44] ist ein schadenssensitives Merkmal eine Größe, die die Differenzierung eines Schadenszustands bzw. der zu diagnostizierenden Schadensparameter, wie z.B. Existenz oder Position, unterstützt. Je nach Anzahl und Ausprägung der Schadensparameter sind mehrere Merkmale zu deren Differenzierung notwendig, die im sog. Merkmalsvektor zusammengefasst werden. [44]

---

Zuletzt ist zur Schadensdiagnose ein funktionaler Zusammenhang zwischen dem Merkmalsvektor und den zu diagnostizierenden Schadensparametern zu modellieren. Implementierungen reichen von einfachen Schwellwert- oder Regelbasierten-Systemen bis hin zu Modellen aus dem Bereich maschinelles Lernen (siehe Kapitel 2.3). [44]

Der Diagnoseprozess kann in den Schritten 2-4 von Informationen externer Sensoren unterstützt werden, mit denen Umgebungsbedingungen erfasst werden können, die das physikalische Übertragungsverhalten der Struktur beeinflussen können. Beispiele hierfür sind u.a. Temperatureinflüsse und Feuchte oder speziell im Bereich HVS der Lade- oder Alterungszustand der Batteriezellen (vgl. Kapitel 4.3). Zusätzlich können Sensorsignale relevant sein, die den Betriebszustand und einhergehende Belastungen beschreiben. Diese können sich entweder direkt auf das Übertragungsverhalten auswirken oder die Basis für eine Prognose der Restlebensdauer unter der Voraussetzung geeigneter Schädigungsmodelle sein. [146, 19]

### 2.2.2. Einteilung von Strukturüberwachungs-Systemen

SHM ist ein Forschungsbereich, der sich besonders in den letzten ca. 25 Jahren schnell entwickelt und in dem aufgrund der Breite der Anwendungen sowie der Interdisziplinarität eine Vielzahl an Methoden entwickelt wurden [44, 19]. Im Folgenden werden Unterscheidungskriterien von SHM-Systemen erläutert.

#### SHM-Level

Die verbreitetste Einteilung wurde von RYTTER in vier sog. SHM-Leveln definiert, die den Detailgrad einer Schadensdiagnose einordnen [131]. Das Schema wird um ein fünftes Kriterium - der sog. Typisierung - erweitert [44].

- Ist das System geschädigt (Existenz)?
- Wo befindet sich der Schaden (Lokalisierung)?
- Welche Art von Schaden liegt vor (Typisierung)?
- Wie stark ist der Schaden ausgeprägt (Ausmaß)?
- Wie viel Restlebenszeit verbleibt (Prognose)?

In der Praxis erweisen sich SHM-Level zwar als hilfreich zur grundsätzlichen Einordnung, sind aber nicht als strikte Hierarchie bezüglich des Detailgrads oder der Komplexität eines Diagnoseproblems zu verstehen. So kann beispielsweise ein Lokalisierungsproblem mit mehreren hundert möglichen Schadenspositionen (SHM-Level 2), z.B. Hochhaus in Stahlträger-Bauweise, komplexer sein als die Quantifizierung der Rissausbreitung an einer einzelnen, kritischen Stelle (SHM-Level 4).

#### Global / Lokal

Des Weiteren können SHM-Systeme in lokale und globale Systeme eingeteilt werden. Als lokal werden solche Systeme bezeichnet, die spezifisch kleine Teilbereiche einer Struktur überwachen. Dabei ist pro zu sensierendem Bereich je ein Messsystem notwendig. Als global werden Systeme bezeichnet, die durch die Überwachung globaler Systemeigenschaften, z.B. Eigenfrequenzen oder Schwingformen, auf Schäden in der Struktur schließen. Die Systeme beruhen darauf, dass ein lokaler Schaden die Steifigkeit



---

des Systems verändert, was wiederum charakteristischen Einfluss auf das globale Systemverhalten hat. [44]

Lokale Methoden nutzen häufig hochfrequente Schwingungen, deren Wellenlängen klein genug sind, um auch kleinste Schäden, z.B. Rissbeginn und –fortschritt, sensieren zu können. Aufgrund der geringeren Anzahl an Schadensparametern sind die zugehörigen Diagnosealgorithmen zumeist einfacher.

Demgegenüber zeichnen sich globale Methoden durch eine höhere Effizienz aus (Anzahl Schadensparameter bezogen auf Umfang Messsystem, z.B. Sensoranzahl). Zusätzlich müssen Schadstellen nicht zwingend für Sensorik zugänglich sein. Zuletzt ist die effiziente Erkennung von Sensorausfällen durch Variation im für die Schadenserkenkung einbezogenen Sensorset möglich. Unterscheiden sich die Diagnoseergebnisse zwischen Sensorsets beispielsweise signifikant, ist ein Sensorfehler wahrscheinlich. Da mit dem gleichen Messsystem alle Schadensparameter der Struktur differenziert werden müssen, sind jedoch Signalanalyse-Algorithmen höherer Komplexität notwendig [53, 44].

### **Aktiv / Passiv**

Eine weitere Unterscheidungsmöglichkeit besteht in der Anregung der Struktur in aktive und passive Systeme. Unter Anregung wird hier das Einleiten eines physikalischen Signals, z.B. Anregung zur Schwingung mittels Kraft oder gezielter Erwärmung, verstanden, dass durch das Übertragungsverhalten der Struktur abgewandelt vom Sensorsystem erfasst wird. Bei Methoden die auf durch Schädigung hervorgerufenen Phänomenen, beispielsweise Körperschall bei der Methode der akustischen Emission, basieren, kann unter Anregung auch eine definierte Betriebsbelastung verstanden werden, z.B. die Applikation eines moderaten Innendrucks in einem Rohrleitungssystem.

Aktive Systeme enthalten hier eine Vorrichtung, mit der eine definierte Anregung gesteuert eingebracht werden kann. Demgegenüber werden bei passiven Systemen Anregungen aus dem Betrieb- oder der Umgebung genutzt, z.B. Fahrbahnanregung oder Windanregung.

Manche Systeme sind prinzipbedingt aktiv, z.B. geführte Wellen oder elektromechanische Impedanzmethode (EMI). Alle passiven Systeme können durch Vorsehen von Anregungssystemen zu aktiven Systemen abgeändert werden. Aktive Systeme ermöglichen die Diagnose auch im Stillstand bzw. außerhalb des Betriebs. [55]

### **Unterteilung der Signalanalyse**

In der Literatur werden SHM-Systeme nach der Methode zur Signalanalyse (auch Merkmalsextraktion) (vgl. Abbildung 2.3, Schritt 3) in modellbasierte und datengetriebene unterteilt [44, 22, 51].

Bei modellbasierten Methoden werden die Parameter eines (meist physikalischen, z.B. FE-Modells) Modells zur Diagnose an die gemessene Systemantwort gefittet. Dazu wird während der Offline-Phase die grundlegende Modellstruktur, beispielsweise die Diskretisierung und die Modellvereinfachungen bezüglich der Verbindungstechniken bei FE-Modellen, festgelegt. Auf Basis dieser Auswahl werden ggf. unsichere Modellparameter an Messdaten gefittet, die in einem Referenzzustand, zumeist dem intakten Zustand der Struktur aufgenommen wurden. Während der Online-Phase werden dann Modellparameter der Teile der Struktur, in der Schaden vermutet wird, an die Messergebnisse eines zu diagnostizierenden Strukturzustands gefittet. Die optimierten Modellparameter dienen dann als schadensensitive Merkmale. Häufig entsprechend die Modellparameter direkt den Schadensparametern, beispielsweise die Abnahme der Steifigkeit eines gewissen Bereichs des Modells, wodurch die Diagnose vereinfacht wird. Außerdem ist während der Offline-Phase die Kenntnis möglicher Schadstellen nicht zwingend erforderlich. Grundsätzlich kann das Modell über die Betriebszeit des SHM-Systems angepasst werden.

Demgegenüber ist das Modellkalibrierungsproblem häufig schlecht konditioniert. Aufgrund dessen sind diese Methoden grundsätzlich nicht automatisierbar sondern erfordern manuelle Plausibilisierung. Zusätzlich ist zur Lösung des nicht-linearen Modellkalibrierungsproblems eine große Anzahl an Iterationen notwendig, woraus besonders bei komplexen Strukturen hohe Reaktionszeiten der Schadensdiagnose resultieren. [44, 52, 53, 23]

Datengetriebene Methoden hingegen basieren auf der empirischen Analyse einer Menge an a priori bekannter Strukturzustände und zugehöriger Messdaten und einer darauf aufbauenden statistischen Modellierung des funktionalen Zusammenhangs dieser Daten zu den Schadensparametern. Zur Modellierung werden dazu Methoden des maschinellen Lernens genutzt, die sich in unüberwachtes und überwachtes Lernen gliedern lassen. Unüberwachtes Lernen wird eingesetzt, sofern in der Offline-Phase nur Daten der intakten Struktur vorliegen. In diesem Fall kann nur SHM-Level 0 realisiert werden. Sind dagegen a priori auch Daten geschädigter Zustände verfügbar, kann der Zusammenhang zwischen Messdaten zu Schadensparameter mit überwachtem Lernen modelliert und so höhere SHM-Level realisiert werden. Das Kernproblem datengetriebener Methoden besteht in der Ermittlung schadenssensitiver Merkmale, die eine hohe Sensitivität bezüglich der Schadensparameter aufweisen, jedoch möglichst insensitive gegenüber Störeinflüssen sind. Die Vorteile datengetriebener Methoden liegen darin, dass kein physikalisches Modell notwendig ist, Messungengenauigkeit werden, soweit sie in den Messdaten der Offline-Phase enthalten sind, durch die statistische Modellierung automatisch berücksichtigt. Demgegenüber besteht für die statistische Modellierung die Notwendigkeit einer besonders zur Realisierung hoher SHM-Level umfassenden Datenbasis. [44, 52, 53, 23]

In Abbildung 2.4 sind drei übliche Signalanalyse-Abläufe dargestellt:

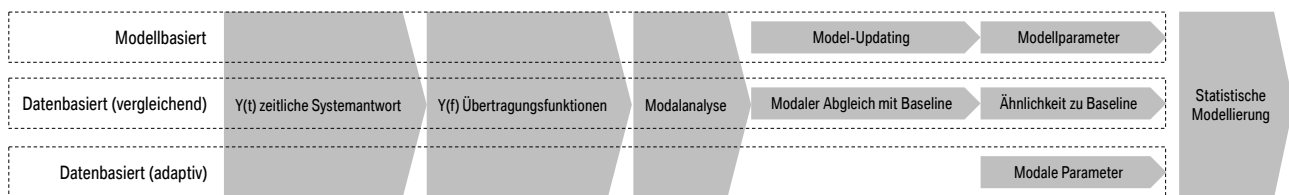


Abbildung 2.4.: Exemplarische Signalanalyseabläufe: Modellbasiert, Datenbasiert (vergleichend) und Datenbasiert (adaptiv)

Modellbasierte Methoden fußen häufig auf modalen Parametern wie Eigenfrequenzen oder Moden als *Fitting*-Ziel. Ausgehend von der als Zeitreihen gemessenen Systemantwort werden Übertragungsfunktionen im Frequenzbereich ermittelt. Im Rahmen einer Modalanalyse werden anschließend die genannten modalen Parameter ermittelt und im Modellkalibrierungsschritt zur Ermittlung der optimalen Modellparameter genutzt. Demgegenüber können die gleichen modalen Parameter in datenbasierter Art entweder mit einem Referenzzustand verglichen werden oder direkt für eine statistische Modellierung genutzt werden. Da die Merkmale datengetriebener Methoden prinzipiell als Abgleichsgrößen zur Modellkalibrierung genutzt werden können, erscheint die Einteilung suboptimal.

Für eine differenzierte Einordnung wird der Prozess der Signalanalyse im Rahmen der Arbeit in zwei Abschnitte aufgeteilt. Der erste Abschnitt wird als sog. Transformation der Systemantwort bezeichnet, bei der die gemessenen Zeitsignale eines Zustands mit einer oder mehrerer zusammengesetzter mathematischer oder algorithmischer Methoden transformiert werden. Bekannte Transformationsmethoden sind u.a.:

- Zeitreihenmodellierung: (AR, ARX, ARMA, ... → siehe Kapitel 2.2.3.1)
- Transformation in Frequenzbereich: (Fast-Fourier-Transform, Kohärenz)

- 
- Modalanalyse (Eigenfrequenzen, Eigenmoden, Modal-Scale-Factor, ...)
  - Zeit-Frequenz-Bereich (Short-Time-Fourier-Transform, Empirical-Mode-Decomposition)
  - Datenmodelle (Hauptkomponentenanalyse, Proper-Orthogonal-Decomposition, ...)

Die Transformationsmethoden weisen im Allgemeinen Parameter auf, die bei der Entwicklung des SHM-Systems definiert werden müssen. So muss bei Autoregressiven-Modellen (AR) und deren Derivaten das zu modellierende Zeitintervall, bei der Fouriertransformation die Frequenzauflösung und ggf. Fensterung/Mittelung und bei der Hauptkomponentenanalyse der Anteil der erklärten Varianz gewählt werden. [88, 79]

Im zweiten Teil erfolgt dann die Extraktion der schadenssensitiven Merkmale aus der transformierten Systemantwort. Die Differenzierung zwischen modell-basiert und datengetrieben wird fortan als parametrisch (modellbasiert) und nicht-parametrisch (datengetrieben) bezeichnet. So wird die oben beschriebene Interpretation der schadenssensitiven Merkmale als Modellparameter oder Nicht-Modellparameter betont.

### **Vergleichend / Adaptiv**

Zusätzlich können Methoden in vergleichende (auch nicht-adaptiv) und adaptive (auch *baseline-free*) Methoden eingeteilt werden. Unter vergleichenden Methoden (auch nicht-adaptiv) werden solche verstanden, die schadensensitive Merkmale als quantifizierte Abweichung oder Ähnlichkeit zu einem Referenzzustand nutzen. Unter adaptiven (auch *baseline-free*) Methoden werden solche verstanden, die als schadensensitive Merkmale lediglich Größen heranziehen, die ohne Abgleich allein aus der gemessenen Systemantwort abgeleitet werden können. [46].

Eine der Kernherausforderungen von SHM ist die Differenzierung von Schadensparametern unter Unsicherheiten. Unsicherheiten lassen sich hierbei in epistemische und aleatorische unterteilen. Unter epistemischen werden Unsicherheiten verstanden, die aus unbekanntem (z.B. nicht gemessenen) oder zufälligen Prozessen stammen und von Diagnose zu Diagnose unterschiedlich sein können. Wird eine unsichere Größe messtechnisch erfasst wird sie dadurch in eine aleatorische Unsicherheit überführt, kann beispielsweise in die Bildung von Klassifikationsmodell einfließen und so kompensiert werden. Unter aleatorischen Unsicherheiten werden systematische Unsicherheiten verstanden, die z.B. aus Modellvereinfachungen oder Unterschieden zwischen mehreren Instanzen einer Struktur (z.B. geometrische oder Materialtoleranzen) resultieren. Während epistemische Unsicherheiten nicht kompensiert werden können, ermöglichen vergleichende Verfahren die Kompensation der aleatorischen Unsicherheiten. Beispielsweise werden in [23] Modellunsicherheiten dadurch kompensiert, dass zur Kalibrierung nicht die Abweichung zum gemessenen Zustand sondern die Abweichung der Abweichungen zwischen dem FE-Modell zum Referenzzustand des FE-Modells bzw. dem gemessenen Zustand zum gemessenen Referenzzustand genutzt werden. [23, 44]

### **2.2.3. Methoden der niederfrequenten Strukturodynamik**

In diesem Abschnitt werden die Grundlagen von SHM-Methoden dargestellt, die auf Veränderungen in der niederfrequenten Strukturodynamik basieren. Von einer Einführung in die Grundlagen der Strukturodynamik wird hier abgesehen, da es eine Vielzahl an Einführungen in die Grundlagen und fortgeschrittene, anwendungsspezifische Themen gibt. Der Leser sei an dieser Stelle z.B. an EWINS oder ALLEMANG verwiesen [42, 12].

---

Grundsätzlich besteht auch hier die Möglichkeit einer aktiven Anregung, dies erscheint jedoch für die Anwendung auf automobiler HVS nicht praktikabel, weshalb im weiteren Verlauf von passiven Methoden ausgegangen wird.

Der Abschnitt ist wie folgt strukturiert. Zunächst werden die Grundlagen der Sensorik und Datenakquise dargestellt. Die Methoden unterscheiden sich vor allem im Schritt der Signalanalyse, weshalb die drei wesentlichen Methodenfamilien hierzu anschließend erläutert werden. Die Signalanalyse basiert grundsätzlich auf der Untersuchung des linearen, zeitinvarianten, strukturdynamischen Verhaltens des Untersuchungsobjekts. Dazu stehen Methoden der statistischen Zeitreihenmodellierung sowie der Modellierung im Frequenz- bzw. modalen Bereich zur Verfügung. Darauf aufbauend werden die zuvor beschriebenen Teilschritte der Signalanalyse der sog. Transformation der Systemantwort und die sog. Merkmalsextraktion der drei Bereiche erläutert. Es existiert eine große Vielfalt an Methoden auf verschiedensten Forschungsgebieten, u.a. Luft- und Raumfahrt, Bauingenieurwesen bzw. Windenergieanlagen. Ein detailliertes *Review* aller Methoden würde den Rahmen der Arbeit übersteigen und wird daher nicht angestellt. Stattdessen werden die Grundkonzepte sowie deren Vor- und Nachteile zusammengefasst, die die Basis für die Bewertung der Anwendbarkeit im Bereich automobiler HVS bilden. Für detailliertere Informationen werden Literaturempfehlungen an entsprechender Stelle vorgeschlagen.

Die Datenakquise besteht zumeist aus der Messung von Bewegungs- (Beschleunigung, Position) oder Verzerrungsgrößen (Dehnung). Für die aktuelle Anwendung erscheinen nur Beschleunigungsaufnehmer sinnvoll, da die Applikation von Dehnungssensoren aufwändig und daher nicht für den Großserieneinsatz geeignet ist. Zur Messung der Position sind üblicherweise kostenintensive Laser-Vibrometer notwendig [52, 53].

Üblicherweise werden mikro-elektro-mechanische-Sensoren (MEMS) eingesetzt, die im automobilen Umfeld bereits breit eingesetzt werden (beispielsweise Aufwachfunktion Schlüssel, Airbagauslösung). Die Sensoren zeichnen sich durch robuste Bauweise und strukturelle Anbindung, kleine Bauformen und geringen Energieverbrauch aus. Im Vergleich zu kostenintensiveren Piezosensoren weisen MEMS einen eingeschränkten Frequenzbereich von mehreren kHz aus, der für die Erfassung der niederfrequenten Strukturdynamik zumeist ausreicht. Auf Basis der Sensorsignale werden mit den nachfolgend beschriebenen Methoden der Signalanalyse schadensensitive Merkmale extrahiert.

### 2.2.3.1. Statistische Zeitreihenmodellierung

Methoden im Zeitbereich zielen darauf ab, die Charakteristika eines oder mehrerer Zeitsignale zu modellieren. Sie nutzen dementsprechend die gemessenen Zeitreihen direkt zur Erstellung mathematischer Modelle der Signale ein oder mehrerer Sensoren, um deren aktuelles und zukünftiges Verhalten zu analysieren [46, 88, 87].

In der Regel werden dazu sogenannte autoregressive-gleitende-Mittelwerte (engl. *autoregressive-moving-average*, ARMA) Modelle und deren Erweiterungen für den Fall unbekannter Anregung (engl. *output-only*) und ARMA-Modelle mit exogenem Input (ARMAX) und deren Erweiterungen für den Fall bekannter Anregung (engl. *input-output*) genutzt. Mit diesen Modellen werden die Antwortsignale je eines Sensors modelliert. Die Einzelmodelle haben keinen räumlichen Bezug zueinander und sind dadurch eher ungeeignet für die Lokalisierung. Daher wurden *multi-variate*, sog. vektorielle Modelle entwickelt, die eine Zeitreihe zusätzlich abhängig von den Signalen anderer Sensoren abbilden. [143, 107]

Ein vektorielles ARMA (VARMA) Modell ist beispielsweise definiert gemäß

$$\mathbf{y}_t = \sum_{i=1}^p \Phi_i \mathbf{y}_{t-i} + \sum_{j=1}^q \Theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

---

mit  $y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt})$  dem Vektor der abhängigen Antwortvariablen, z.B. den Signalwerten von  $n$  Beschleunigungs-Messkanälen, und  $\varepsilon_t = (\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \dots, \varepsilon_{nt})$  dem Vektor der Rauschtermen.  $p$  und  $q$  repräsentieren die Ordnung der AR und MA Teile des Modells. Durch die vektorielle Schreibweise hängen die Antwortvariablen nicht nur von eigenen vergangenen Werten ab, sondern auch von den vergangenen Werten aller anderen Messkanäle. [107]

Unter der Voraussetzung, dass die Antwortsignale durch Anregung mit weißem Rauschen generiert wurden, enthalten die Modell-Koeffizienten Informationen über physikalische Eigenschaften der Struktur.  $\Phi$  können u.a. Aufschluss geben über die Eigenfrequenzen, Eigenmoden und Dämpfung, während  $\Theta$  Aufschluss über die Beteiligungsfaktoren geben können. [107]

Zeitreihenmethoden werden sowohl zur parametrischen als auch nicht parametrischen Signalanalyse eingesetzt. Bei der parametrischen wird in der Offline-Phase die Ordnung der AR Modelle festgelegt. Während der Online-Phase werden diese Terme dann an neue Messdaten gefittet und mit den initialen verglichen. Es werden Modelle mit mehreren zehn bis wenigen hundert Parametern gewählt. [107, 46]

Bei komplexen Strukturen ist davon auszugehen, dass durch lokale Schäden Effekte wie *Mode-Splitting* auftreten und sich somit die Anzahl an Schwingformen verändert. Die Veränderung ist im Grunde eine Veränderung der Modellordnung. Aufgrund dieser Veränderung passt die Ordnung eines Modells, das auf die Systemantwort im Initialzustand abgestimmt wurde, i. A. nicht zu geschädigten Zuständen wodurch das Modellkalibrierungsproblem in der Online-Phase schlecht konditioniert ist. Aufgrund dessen sind statistische Zeitreihenmethoden eher für das Monitoring einfacher Strukturen bzw. von leichten Schäden geeignet, die keine Modellordnungsänderung verursachen. [107]

Demgegenüber kann die Zeitreihenmodellierung auch in datenbasierter Signalanalyse angewandt werden. Hierbei werden erneut ein oder mehrere Initialmodell an in der Offline-Phase vorliegende Zustände angepasst. In der Online-Phase wird dann ein Fehlermaß zwischen der Modellprognose und den gemessenen Daten berechnet und zur Diagnose herangezogen. Zur Bewertung der Prognoseabweichungen werden üblicherweise statistische Hypothesentests genutzt. [46]

Die Zeitreihenmethoden zeichnen sich durch kurze Diagnosezeiten aus, da Merkmale pro neuem gemessenem Zeitschritt aufgezeichnet werden können und aufgrund der einfachen Modelle nur sehr kurze Zeitdauern für die Merkmalsextraktion notwendig sind. Fassois findet in einer Anwendung mit mehreren Sensoren z.B. 0.19s Reaktionszeit [45]. Zusätzlich ist keine Transformation der Sensorsignale, z.B. Fourier-Transformation, notwendig, wodurch keine Information verloren geht und die Merkmale ohne manuelle Analyse ermittelt werden können.

Die breite Anwendung der Methoden wird jedoch von einigen Herausforderungen erschwert. Zum einen weisen die *output-only* Modelle eine signifikante Anregungsabhängigkeit auf. Es gibt zwar Ansätze zur Kompensation variabler Anregungsamplituden, jedoch nicht für zeitvariante Frequenzanteile, wodurch die Anwendung für Strukturen unter zeitvarianter Anregung eingeschränkt ist. Zum anderen ist die Entwicklung eines SHM-Systems für komplexe Strukturen nur empirisch möglich, da die Bestimmung transienter Zeitantworten mit komplexen FE-Modellen zumeist nicht praktikabel ist [53]. Zusätzlich sind keine vergleichenden Methoden bekannt, weshalb epistemische Unsicherheiten nicht kompensiert werden können. [107, 143, 26]

Detaillierte Einführungen sowie Anwendungsbeispiele sind beispielsweise in [107, 45, 75, 46, 143] verfügbar.

### 2.2.3.2. Methoden im Frequenzbereich

Für Methoden im Frequenzbereich werden Zeitsignale nicht direkt modelliert, sondern mittels Methoden der Fourier-Transformation (FT), z.B. mit der FFT (engl. *Fast-Fourier-Transform*), in den Frequenzbereich übertragen. Die Systemantwort ist dann eine Funktion der Amplitude und Phase harmonischer

---

periodischer Bestandteile des Zeitsignal als Funktion deren Frequenz. Merkmale im Frequenzbereich werden im Folgenden vereinfacht FRF-basiert genannt.

Unter der Annahme linearen, zeitinvarianten Systemverhaltens lässt sich ein Antwortfrequenzgang (engl. *Frequency Response Function*, FRF) an Freiheitsgrad  $y_i(f)$  beschreiben als

$$y_j(f) = h_{ij}(f) \cdot x_i(f) \quad (2.2)$$

mit  $x_j(f)$  der Fourier-Transformation des Anregungssignals am Freiheitsgrad (engl. *Degree-of-Freedom*, DoF)  $j$  und  $h_{ij}(f)$  der Übertragungsfunktion (engl. *Transfer-Function*, TF) zwischen den Freiheitsgraden  $i$  und  $j$ . In der Literatur wird der Begriff FRF häufig synonym für TF verwendet. Bei Systemen mit mehreren Eingangs- und Ausgangssignalen wird durch alle Übertragungsfunktionen die sog. FRF-Matrix gebildet. Zeilen oder Spalten dieser Matrizen ausgewertet für einen Frequenzpunkt werden Betriebsschwingformen (engl. *Operational-Deflection-Shape*, ODS) genannt und geben Aufschluss über die Verformung einer Struktur bei harmonischer Anregung mit der gewählten Frequenz.

In vielen praktischen Anwendungsfällen sind Anregungssignale nicht messbar. In diesem Fall werden sog. *Transmissibility Ratios* (TR) verwendet, die als der Quotient der FRFs zweier Antwort DoFs definiert sind. Durch die Bestimmung der TR für alle Kombinationen aus Antwort DoFs wird analog die *Transmissibility-Matrix* ermittelt. Analog zur FRF-Matrix enthält auch die TR-Matrix räumliche Informationen. Im Weiteren werden Merkmale nur anhand von FRFs beschrieben, lassen sich aber analog auf TRs übertragen. Durch die Bildung der Übertragungsfunktionen sind die Frequenzbereichsmethoden grundsätzlich anregungsunabhängig. [53, 93, 34, 21]

Die direkte Verwendung von FRFs als Merkmale ist aufgrund der großen Datenmenge und der Sensitivität gegenüber Messrauschen eher ungeeignet. Daher werden weitere Analysemethoden angewandt. [21]

**Komprimierte-FRFs:** Untersuchung von Methoden der Dimensionalitätsreduktion, z.B. der Hauptkomponentenanalyse (engl. *Principal Components Analysis*, PCA) oder verwandter Methoden zur Komprimierung von FRFs sind im SdT verfügbar [21, 73, 162]. Die Transformationsmatrix der PCA kann nur an einer einzelnen FRF-Matrix erfolgen. Hierzu wird ein Ausgangszustand gewählt. PCA transformiert ein gegebenes Datenset auf Hauptrichtungen, sodass die Varianz pro Hauptrichtung variiert wird. Da bei der Erstellung der Transformationsbasis nur die Varianz des Referenzzustands berücksichtigt wird, ist davon auszugehen, dass die Transformation eines veränderten Zustands zu einem Informationsverlust führt, wodurch die Methoden eher eingeschränkt für die Realisierung hoher SHM-Level anwendbar sind. Durch PCA sind komprimierte FRFs zusätzlich nicht länger physikalisch, z.B. als ODS, interpretierbar. Untersuchungen zu komprimierten FRFs sind z.B. in [21, 73, 34] zu finden.

**FRF-Curvatures:** Bei regelmäßigen Strukturen und gleichverteilten Sensorpositionen wurde die räumliche Differenzierung von ODS erforscht, beispielsweise die Differenzierung der vertikalen Auslenkungen einer Brücke nach deren Längsrichtung. Die Differenzierung betont lokale Steifigkeitssprünge aufgrund von Schäden und ist daher besonders für die Lokalisierung geeignet sind. Die räumliche Ableitung kann hierbei als Krümmung interpretiert werden und wird daher als *Curvature* (im Sinne von Krümmung) bezeichnet. Aufgrund der geometrischen Einschränkung auf 1- und 2-dimensionale Strukturen, die entlang der analysierten Richtungen als geradlinig bezeichnet werden können, sind die Methoden jedoch nur eingeschränkt anwendbar. [92, 88, 133, 125]

**FRF-Korrelationsmaße:** Eine weitere Möglichkeit besteht in der Quantifizierung von Abweichungen zwischen FRFs mit Hilfe von FRF-Korrelationsmaßen (FRF-KM). Aktuell werden für SHM stets Ähnlichkeitsmaße angewandt, die vom *Modal-Assurance-Criterion* (MAC) abgeleitet sind. Für eine detaillierte Erläuterung dieser sei auf Abschnitt 8.1.2.1 verwiesen. Der Vergleich von Eigenmoden geht hierbei in den Vergleich von ODS über und ermöglicht so die Quantifizierung einer räumlichen Ähnlichkeit,

---

die grundsätzlich sensitiv gegenüber lokalen Veränderungen ist [159, 158]. Während MAC auf dem Vergleich von Schwingformen basiert, die keine Skalierungs- und daher keine Dämpfungsinformation beinhalten, sind diese Informationen FRFs inhärent und damit implizit berücksichtigt, weshalb FRF-Ähnlichkeitsmaße grundsätzlich sensitiver sind als Abgleiche auf Basis modaler Parameter. Des Weiteren sind FRF-Korrelationsmaße robust gegenüber *Mode-Splitting* und *Mode-Shifts*, da keine Annahmen bezüglich Anzahl und Frequenzlage von Schwingformen getroffen werden müssen. Bestehende Untersuchungen zeigen die genannten Vorteile auf, die Methodik ist allerdings für komplexe Strukturen in Überlagerung mit Störeinflüssen bisher weitestgehend unerforscht [157]. Eine Übersicht über für SHM genutzte FRF-KM wird im Abschnitt 4.5 als Grundlage für die Anwendung der Methode gegeben. [159, 158, 122, 21, 165, 168]

Die Bestimmung der FRFs mit Hilfe von FEM-Modellen ist auch für komplexe Strukturen möglich. FRFs können daher grundsätzlich auch für parametrische Merkmalsextraktion genutzt werden. Vorteile FRF-basierter Merkmale ist u. A. die native Eliminierung von Anregungsabhängigkeit, da nicht das Antwort- sondern das Übertragungsverhalten beschrieben wird. Durch die Interpretierbarkeit sowohl bezüglich Frequenz (FRF) als auch Lage (ODS) ist zusätzlich die differenzierte Untersuchung von Frequenzänderungen und räumlicher Ähnlichkeit möglich. Die Fourier-Transformation ist ohne manuellen Eingriff möglich. Durch die Transformation in den Frequenzbereich tritt nur minimaler Informationsverlust auf. [40]

### 2.2.3.3. Methoden im modalen Bereich

Aus den zuvor beschriebenen Übertragungsfunktionen können mit Hilfe von Modalanalysemethoden die wohlbekanntesten modalen Parameter, z.B. Eigenfrequenzen, Eigenmoden und modale Dämpfungen extrahiert werden. Die Modalanalyse wird seit langem für die Analyse der Strukturodynamik genutzt. Die Intuition, dass ein Schaden zu einer Verschiebung der modalen Parameter führt, wurde früh empirisch validiert und bildet so den Grundstein für die Entwicklung der vibrationsbasierten Strukturüberwachung. [53, 43]

Die Modalanalyse stellt einen manuellen Prozess dar und basiert im Allgemeinen auf der Erfahrung des Anwenders. Die Ergebnisse können als eine Approximation des strukturdynamischen Verhaltens interpretiert werden. Die zuvor umfangreichen Daten des Zeit- oder Frequenzbereichs werden stark kondensiert, wodurch die Interpretation des Schwingverhaltens ermöglicht wird. Durch die Reduktion weisen die modalen Parameter zumeist nur eine geringe Sensitivität besonders gegenüber kleinen Schäden auf. Schadenseinflüsse können wie in Abschnitt 2.2.3.1 beschrieben Effekte wie *Mode-Splitting* oder *Mode-Shifts* erzeugen. Beide Effekte beeinträchtigen die Konditionierung des Vergleichs verschiedener Systemzustände.

Neben der direkten Verwendung der modalen Parameter als Merkmale können analog zu FRF-basierten die *Curvature* Methoden angewandt werden. Daneben können auch Größen wie die *Mode-Indicator-Function* (MIF), oder der *Modal-Scale-Factor* (MSF) genutzt werden. Die modalen Parameter werden besonders für parametrische Methoden genutzt, da deren Bestimmung mit FE-Modellen vergleichsweise einfach möglich ist. [58]

Es existieren diverse Studien zu modalbasierten Signalanalysemethoden. Eine umfassende Einführung ist z.B. in FARRAR.2001 verfügbar. FARRAR et al stellen verschiedene Methoden gegenüber und kommen zu dem Schluss, dass modalbasierte Methoden gegenüber lokalen Schäden durch die starke Kondensation im Vergleich zu Zeit- oder Frequenz-Bereichs-Methoden eher niedrige Sensitivität aufweisen und aufgrund der Notwendigkeit der Modalanalyse für häufige oder gar automatisierte Diagnose eher ungeeignet sind. [43]

### 2.2.3.4. Methoden im Zeit-Frequenzbereich

In der Literatur finden sich zusätzlich Methoden der Zeit-Frequenz-Analyse, die jedoch eher der statistischen Modellierung als der Signalanalyse eines SHM-Systems zuzuordnen sind. Es werden Transformationsmethoden, wie die Kurzzeit-Fourier-Transformation (engl. *Short-Time-Fourier-Transform*, STFT), die *Wavelet-Transformation* (WT) und deren Erweiterungen oder die Hilbert-Transformation (HT), und Methoden der sog. Empirischen Modalen Zerlegung (engl. *Empirical-Mode-Decomposition*) unterschieden. Generell können alle zuvor beschriebenen Signalanalysemethoden durch die wiederholte Anwendung auf zu verschiedenen Zeitpunkten aufgenommenen Systemantworten als Funktion der Zeit dargestellt werden. Dadurch wird die nicht-physikalische Modellierung der zeitlichen Verläufe von schadenssensitiven Merkmalen, z.B. mit Filter-Methoden, ermöglicht. Hierdurch können Störeinflüsse und Schadenseinflüsse getrennt werden, die sich auf verschiedenen Zeitskalen entwickeln, und die Störeinflüsse für das SHM-System eliminiert werden. Ein Beispiel hierfür stellen Alterungseinflüsse gegenüber Schäden aufgrund von Impakts dar. [44, 22, 33]

### 2.2.4. Ultraschallbasierte Methoden

Ultraschallbasierte Methoden basieren auf Wellen in mechanischen Strukturen, die sich mit Frequenzen ab 20 kHz bis mehreren MHz ausbreiten. [127]. Zur Anregung und Sensierung werden charakteristische Wandler eingesetzt, die zunächst beschrieben werden. Anschließend werden grundlegende Konzepte der Signalanalyse beschrieben. Diese lassen sich, wie in Abbildung 2.5 einteilen.

Zunächst wird in Methoden basierend auf der Wellenausbreitung und Methoden basierend auf der Interferenz stehender Wellen unterschieden. Die Beschreibung der Signalanalyse erfolgt dementsprechend in zwei Abschnitten.

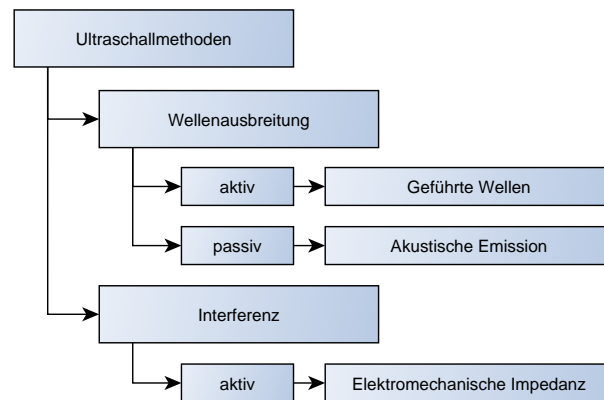


Abbildung 2.5.: Übersicht über ultraschallbasierte Verfahren

Für die genannten Methoden werden piezoelektrische Wandler genutzt. Der direkte und der inverse piezoelektrische Effekt koppeln die mechanischen Feldgrößen Spannung  $T_{ij}$  und Dehnung  $S_{ij}$  mit der elektrischen Feldstärke  $E_k$  und der Elektrischen Verschiebung  $D_k$  gemäß dem piezoelektrischen Materialmodell, das in tensorieller Notation wie folgt definiert ist:

$$S_{ij} = s_{ijkl}^E \cdot T_{kl} + d_{kij} \cdot E_k \quad (2.3)$$

$$D_i = d_{ikl} \cdot T_{kl} + \varepsilon_{ik}^T \cdot E_k \quad (2.4)$$



---

Hierbei ist  $\epsilon^T$  die Permittivität bei konstanter mechanischer Spannung und  $s_{ijkl}^E$  die mechanische Nachgiebigkeit bei konstantem elektrischem Feld. Die Indizes  $i, j, k$  und  $l$  beschreiben hierbei Raumrichtungen der Einstein-Notation folgend. [55, 114]

Wandler können dementsprechend aktiv oder passiv genutzt werden. Im aktiven Modus wird durch das Anlegen einer Wechselfeldspannung über den inversen piezoelektrischen Effekt eine Schwingungsanregung in die Struktur eingeleitet. Im passiven Modus werden Schwingungen der Struktur mit Hilfe des direkten piezoelektrischen Effektes erfasst.

Zumeist werden scheibenförmige Wandler mit Durchmessern von etwa 5 bis 50 mm und einer Dicke von wenigen mm aus Blei-Zirkonium-Titanat (PZT) eingesetzt (engl. *Piezoelectric Wafer Sensors*, PWAS). Alternativ werden zunehmend flexible Polyvinylidenfluorid (PVDF) Wandler erforscht, die größeren Freiraum bezüglich der zu sensierenden Geometrie bieten. [55, 104, 114]

Die Wandler werden auf die Oberfläche der Struktur geklebt oder können im Falle von faserverstärkten Kunststoffen auch bei der Herstellung eingebettet werden. So entsteht ein schwingfähiges System, dessen Resonanzverhalten experimentell auf die Gegebenheiten der zu diagnostizierenden Struktur abgestimmt werden muss. Die Sensoren der ultraschallbasierten Methoden zeichnen sich durch eine kleine Bauform, kleines Gewicht und niedrige Kosten aus. Dem stehen allerdings hohe Sensitivitäten gegenüber verschiedensten Einflüssen, u.a. Fertigungsqualität bzgl. Wandler und Applikation auf der Struktur, Materialalterung und Temperatureinflüssen (sowohl durch Veränderung der piezoelektrischen Eigenschaften als auch der Interaktion mit der Struktur durch Wärmeausdehnung) gegenüber. [55, 104, 114]

#### 2.2.4.1. Methoden basierend auf der Ausbreitung geführter Wellen

Die Ausbreitung jeglicher Wellen in soliden Medien wird bestimmt durch Reflexion und Transmission: An Grenzen zwischen Medien unterschiedlicher Eigenschaften wird ein Teil der Wellen reflektiert und der andere Teil transmittiert. Die genaue Ausbreitungsrichtung nach der Reflexion ist zwar stets parallel zur Grenzschicht orientiert, jedoch unter anderem aufgrund imperfekter, unregelmäßiger Grenzschichten oder Interferenz nicht eindeutig ermittelbar [7].

Besteht ein Medium aus zwei Grenzschichten so wird die Welle durch Reflexion zwischen diesen Schichten gehalten - man spricht dann von geführten Wellen. Das Medium wird hier Wellenführung (engl. *Waveguide*) genannt. Zwischen zwei Grenzschichten geführte Wellen werden auch als Lamb-Wellen bezeichnet. Demgegenüber existieren Oberflächenwellen, die als Deformation einer freien Oberfläche entlang dieser übertragen werden. Diese Wellenart wird als Rayleigh-Wellen bezeichnet. Mit zunehmender Dicke eines Mediums gehen Lamb-Wellen in Rayleigh-Wellen über. [104, 56, 55] Mathematische Beschreibungen sowie weitere Differenzierung geführter Wellen sind z.B. in [7] und [55] verfügbar.

Die für SHM genutzten Wellen sind meist multi-modal (bestehend aus mehreren überlagerten Wellenformen) und dispersiv (Ausbreitungsgeschwindigkeit ist abhängig von Anregungsfrequenz und Abstand der wellenführenden Grenzflächen). Die Signalform der geführten Wellen erscheint aufgrund der Überlagerung mit Umgebungseinflüssen, Signalrauschen sowie der Reflexion an Diskontinuitäten in der Struktur komplex. Aufgrund dessen und zur Komprimierung der aufgrund der hohen Abtastrate umfangreichen Daten werden Zeit-Frequenz-Analysemethoden wie die Kurzzeit-Fourier-Transformation (engl. *Short-Time-Fourier-Transform*) (STFT), die Wavelet-Transformation (WT), die Hilbert-Transformation (HT) oder die Hilbert-Huang-Transformation (HHT) angewandt. Mit diesen werden Charakteristika der Signalanteile wie beispielsweise Wellenform oder -moden, Amplitude und Phase isoliert. Auf Basis dieser Merkmale werden weitere Größen, z.B. die Laufzeiten (engl. *Time of Flight*, TOF) ermittelt oder Dispersionsplots gebildet. [104] Eine Übersicht über Methoden zur Merkmalsextraktion ist z.B. in [90,

55] verfügbar.

Diese charakteristischen Größen werden pro Sensor bestimmt. Sensoren bzw. Wandler werden in *pitch-catch* (im Sinne von Fangen-Werfen) und *pulse-echo* (im Sinne von Pulse-Echo) Verfahren eingesetzt. Bei *pitch-catch* Anordnung wird an einem Wandler ein Impuls eingeleitet und an einem anderen Wandler empfangen. Bei *pulse-echo* Anwendung hingegen empfängt der emittierende Aktor mit zeitlicher Verzögerung reflektierte Signalanteile. Mit einem einzelnen, als Sensor fungierenden Wandler ist nur die Detektion und ggf. die Quantifizierung eines Schadens möglich. Eine Lokalisierung ist bei *pulse-echo* Anordnung nur als Entfernung vom Sensor möglich. Bei *pitch-catch* Anordnung ist die Lokalisierung als Distanz im Bereich der Verbindungsgeraden zwischen Sender und Empfänger beschränkt. [90, 55]

Zur detaillierteren Lokalisierung können zusätzliche Sensoren in Erweiterung der beiden zuvor genannten Anordnungen appliziert werden. Beim *pitch-catch* Prinzip werden die Wandler um und über den zu sensierenden Bereich verteilt ((vgl. Abbildung 2.6 a), ringförmige Anordnung). Zur Diagnose werden sequentiell Signale von je einem Wandler ausgesandt, von allen anderen empfangen und analysiert. Mit Tomographie-Algorithmen können dann Koordinaten von Defekten oder mit Hilfe von Dispersionsmodellen von Dickenveränderungen aufgrund von Korrosion ermittelt werden. Gegenüber dieser nach innen gerichteten Methode werden zunehmend *Phased-Array* Anordnungen erforscht. Die Methodik ist beispielsweise aus Radar- oder Sonartechnologie bekannt. Bei der Methode werden mehrere Wandler linienförmig und in gleichem Abstand angeordnet und bilden so das *Phased-Array* (vgl. Abbildung 2.6 b)). Werden an allen Elementen gleichzeitig Impulse eingeleitet, bildet sich eine Wellenfront, deren Hauptausbreitungsrichtung senkrecht zur Gitterlinie liegt. Durch ein sequentielles, verzögertes Aktivieren der Elemente des Gitters kann die Ausbreitungsrichtung der Wellenfront und damit die Untersuchungsrichtung geändert werden. Durch wiederholte Änderung der Richtung kann der Bereich um das Gitter abgetastet werden. [55]

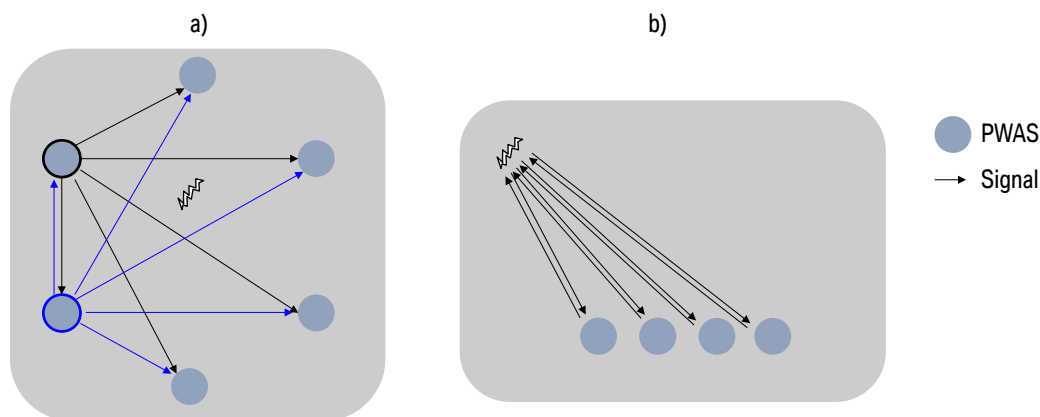


Abbildung 2.6.: a) Sensornetzwerk mit *pitch-catch* Prinzip & b) *Phased-Array* nach [55]

Eine Untergruppe der geführten Wellen wird als Methode der akustischen Emission (AE) bezeichnet. Hier werden anstelle der künstlich erzeugten Wellen Anregungen genutzt, die bei der Rissentstehung oder bei einem Impakt generiert werden [56, 55, 104].

Die Ermittlung der TOF ist im Vergleich zu aktiven Methoden erschwert, da die Signalzusammensetzung am Entstehungsort unbekannt ist. Die durch Impakts erzeugten Amplituden liegen meistens über den Amplituden aufgrund von Rissentstehung. Impakts weisen zusätzlich breitbandigen Charakter auf, während in Signalen aufgrund von Rissentstehung Signalanteile eher trennbar sind.

Neben der Ermittlung der Signalmerkmale ist auch die Schadensdiagnose selbst erschwert. Bei AE wird nicht der Zustand der Struktur sondern auftretende Schäden erfasst. Die Korrelation zwi-

schen erfassten Kennwerten, z.B. Anzahl erfasster Impakts/Rissevents, und den zu diagnostizierenden Zustandsparametern ist im Allgemeinen nur empirisch möglich.

#### 2.2.4.2. Methoden basierend auf der Elektromechanischen Impedanz

Die zweite Methodenfamilie wird als elektromechanische Impedanzmethode bezeichnet und basiert auf der Kopplung der elektrischen Impedanz eines Piezo-Sensors mit der mechanischen Impedanz der unmittelbar umgebenden Struktur. In Abbildung 2.6 ist diese elektrisch-mechanische Kopplung symbolhaft dargestellt. [55]

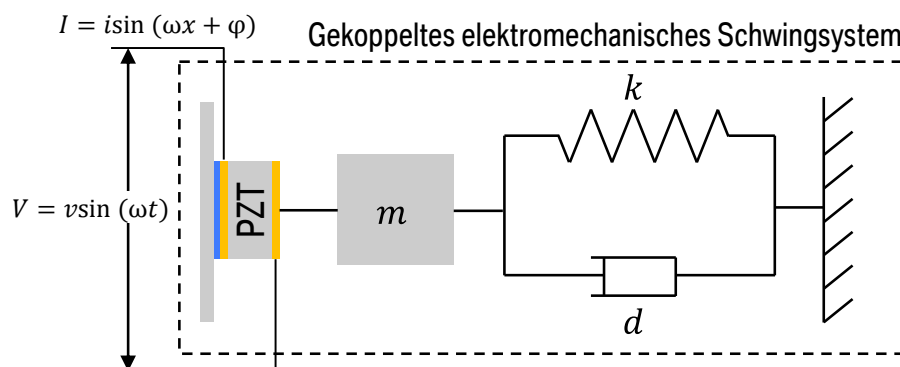


Abbildung 2.7.: Kopplung der mechanischen und elektrischen Impedanz nach [55]

Zur Ermittlung der Impedanz wird ein möglichst steif an die Struktur angebundener Wandler mit hochfrequenter Wechselspannung in Schwingung versetzt. Die dynamische Steifigkeit der Struktur wirkt am Wandler als dynamische Lagerungsrandbedingung und beeinflusst so die elektrische Impedanz. Wird die Struktur geschädigt, z.B. durch einen Riss, verändert sich die dynamische Steifigkeit. Die Veränderung manifestiert sich in der elektrischen Impedanz durch Frequenz- oder Phasen-Verschiebungen oder Amplitudenveränderung. [55, 116]

Aufgrund der hohen Anregungsfrequenzen reflektiert die Impedanz des Wandlers nur das Schwingverhalten in dessen unmittelbarer Nähe. Üblicherweise beträgt der Einflussbereich abhängig von Struktur, Wandler und Anregungsamplitude bis zu 30 mm [55].

Die EMI-Methode wird in der Regel zur Risserkennung, zur Erkennung von Ablösungen in geklebten dünnwandigen Bauteilen oder zur Erkennung von Delaminationen in FVK angewandt. Die Diagnose wird dabei häufig durch visuellen Vergleich der Frequenzgänge durchgeführt. Zusätzlich haben sich skalare Vergleichsgrößen etabliert, die sich in einigen Untersuchungen als indikativ für die Existenz eines Schadens und in einzelnen Fällen auch als geeignet für die Quantifizierung gezeigt haben [55].

Zur Modellierung der elektrischen Impedanz des Wandler-System-Verbunds ist die Kopplung der elektrischen und mechanischen Systemdynamik notwendig. Dazu steht z.B. multi-physikalische FE-Software zur Verfügung, die für einfache Strukturen gute Übereinstimmungen zeigt [55]. Die Modellierung komplexer realistischer Strukturen ist noch weitestgehend unerforscht. Herausforderungen bestehen hier u.a. in der Modellierung stochastischer Imperfektionen, z.B. Fertigungseinflüsse, sowie von Dämpfungseffekten und der Frequenzabhängigkeit von Materialeigenschaften, beispielsweise von Kunststoffen/Klebstoffen [61, 55].

Die EMI-Methode zeichnet sich neben den kommunalen Eigenschaften ultraschallbasierter Methoden vor allem durch geringen Energiebedarf und intuitive Interpretation der Messdaten aus. SHM-Level 0 kann ohne Modellierung für beliebige Geometrien realisiert werden, solange Schäden in diesen zu einer Veränderung des Resonanzverhaltens im messbaren Frequenzbereich führen.

---

Aufgrund der Herausforderungen in der Modellierung sind höhere SHM-Level mit einzelnen Sensoren üblicherweise nicht oder nur unter erheblichem experimentellem Aufwand realisierbar. Der messbare Bereich sinkt mit steigender Steifigkeit und Dämpfung der umgebenden Struktur, wodurch die Anwendbarkeit meist auf dünnwandige Strukturen eingeschränkt ist.

### 2.3. Maschinelles Lernen mit Künstlichen Neuronalen Netzen

Der letzte Bestandteil von SHM-Systemen, wie in Abbildung 2.3 dargestellt, ist die statistische Modellierung des funktionalen Zusammenhangs zwischen den aus Messdaten extrahierten Merkmalen und den Schadensparametern.

Hierfür werden, besonders zur Erreichung höherer SHM-Level, Algorithmen des maschinellen Lernens eingesetzt. Maschinelles Lernen ist eine Untergruppe der prädiktiven Modellierung. Das Kernproblem besteht in der Zuordnung von Attributwerten, z.B. Klassenzugehörigkeit, zu Merkmalsvektoren in der Lernphase (Offline-Phase) bekannter Zustände mit dem Ziel der korrekten Vorhersage der Attributwerte für zukünftige, unbekannte Zustände (Online-Phase). Algorithmen des maschinellen Lernens lassen sich in unüberwachtes und überwachtes Lernen einteilen. [78, 44]

Unüberwachtes Lernen wird angewandt, wenn in der Offline-Phase nur ein Zustand der Struktur verfügbar ist. Dies ist besonders bei Kleinserien bzw. bei kostenintensiven Strukturen wie Brücken oder Flugzeugen der Fall. Hier können nur *Novelty-* bzw. *Outlier-Detection-*Methoden genutzt werden, mit denen nur SHM-Level 0 möglich ist. [44]

Stehen in der Offline-Phase auch Datensätze geschädigter Zustände zur Verfügung können Methoden des überwachten Lernens angewandt werden. Methoden des überwachten Lernens werden anhand der Zustandsparameter in Klassifikation und Regression eingeteilt. Bei der Klassifikation werden Zustände von einem oder mehreren diskreten Attributen beschrieben. Im einfachsten Fall liegt ein diskretes Attribut vor, das zwei diskrete Werte, z.B. geschädigt oder intakt, annehmen kann. Dieser Fall entspricht SHM-Level 0. Man spricht hier auch von binärer Klassifikation. Kann das Attribut mehr als zwei Werte annehmen, spricht man von *Multi-Class-Klassifikation*. *Multi-Class-Klassifikation* kann z.B. bei der Typisierung von Schadensbildern, bei der Quantifizierung mit kategorisierten Schadensausmaßen (z.B. kein Schaden, unkritischer Schaden, kritischer Schaden) vorliegen. Wird ein Zustand von mehreren unabhängigen Attributen beschrieben spricht man von der *Multi-Label-Klassifikation*. Ein solcher Fall liegt z.B. bei der Lokalisierung mit mehreren, auch gleichzeitig schadhaften Schadenspositionen vor. Bei der *Multi-Label-Klassifikation* wird von binären Klassen ausgegangen.

Bei Regressionsproblemen liegen ein oder mehrere kontinuierliche Attribute vor, für die Lokalisierung beispielsweise die kartesischen Koordinaten eines Defekts oder für die Quantifizierung die Länge eines Risses [44]. Je nach Anzahl an Attributen wird zwischen *Single-* und *multi-output* Regressions-Problemen unterschieden. [78]

Ziel der Arbeit ist die Entwicklung einer Strukturüberwachungsmethode für automobile Hochvolt-speicher, zum Zweck der Steigerung der Sicherheit oder der Reduktion der *Total-Cost-of-Ownership* (TCO). Hierzu erscheinen auch höhere SHM-Level vorteilhaft. Die Kenntnis über die Anzahl und Position betroffener Bauteile kann beispielsweise zur Vermeidung umfassender Befundungen während einer Reparatur und so zur Kostenreduktion genutzt werden. Die Ermittlung der Anzahl und Position defekter Anbindungspunkte kann einen Beitrag leisten, die von der geschädigten Struktur noch ertragbaren Betriebslasten zu schätzen und so die Grundlage für eine gezielte Fahrleistungseinschränkung zur Vermeidung gravierender Schäden bilden. Höhere SHM-Level können nur mit Methoden des überwachten Lernens erreicht werden, weshalb diese fokussiert werden.

Für überwachtes Lernen werden im Bereich SHM Künstliche Neuronale Netze (KNN) angewandt. Anwendungsbeispiele sind beispielsweise in [21, 31, 34, 161, 162, 164, 145, 104] verfügbar. Eine

Übersicht über maschinelles Lernen im Rahmen von SHM ist z.B. in [18, 147, 17] verfügbar.

Der folgende Abschnitt stellt keine umfassende Einführung in neuronale Netze dar, sondern beleuchtet nur die im Rahmen der Arbeit angewandten Grundprinzipien und Methoden. Umfangreichere Einführungen sind z.B. in [78, 64] verfügbar.

### 2.3.1. Aufbau und Funktionsweise

Im Rahmen der Arbeit werden sog. *Multi-Layer-Feed-Forward-Perceptron* KNN genutzt. In Abbildung 2.8 ist schematisch ein Netzwerk mit einer Eingangs-, einer versteckten und einer Ausgangsschicht dargestellt. Bei dieser Art von KNN sind alle Neuronen einer Schicht mit allen Neuronen der nächsten Schicht verknüpft. Man spricht hier auch von dichten Schichten (engl. *Dense-layer*).

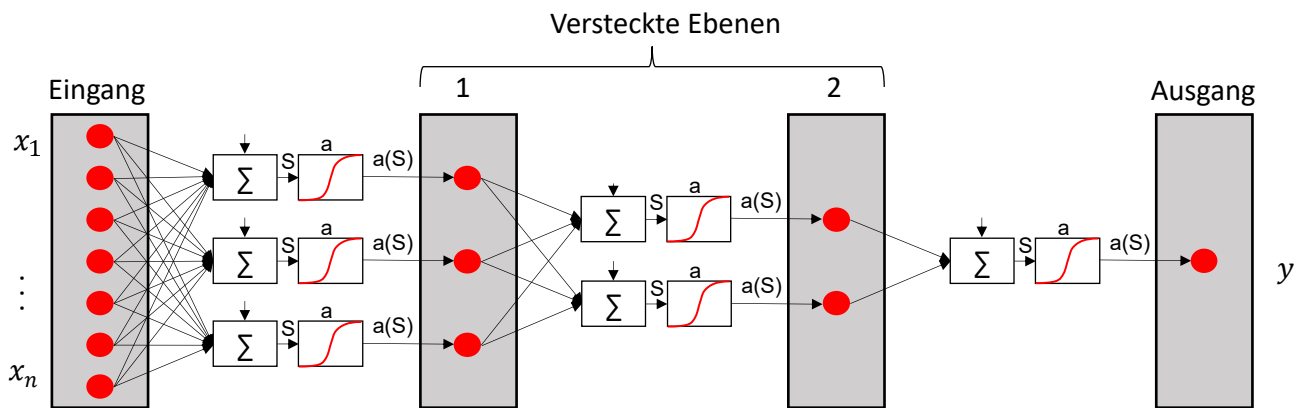


Abbildung 2.8.: Schematische Darstellung eines Multi-Layer Feed-Forward-Perceptron KNN mit einer versteckten Schicht nach [78].

Neuronale Netze gleichen im Aufbau dem menschlichen Gehirn insofern, dass beide aus elementaren Einheiten, den sog. Neuronen, bestehen, die miteinander zu einem Netzwerk verbunden sind. Die Eingangsschicht enthält je Eintrag des Merkmalvektors ein Neuron, dessen Aktivierung dem Wert des Eintrags entspricht.

In den folgenden Schichten werden in jedem Neuron die Signale aller eingehenden Verbindungen gemäß einer Aktivierungsfunktion kumuliert. Das Berechnungsergebnis dient als Signalwert, den das Neuron an alle folgenden, verknüpften Neuronen sendet.

Als Aktivierungsfunktion können beliebige Funktionen mit skalarem Ergebnis genutzt werden. Das Argument der Aktivierungsfunktion wird Aktivierung genannt und ist je Neuron definiert gemäß

$$z = \sum_{i=1}^N x_i w_i + b \quad (2.5)$$

mit  $x_i$  dem Wert des  $i$ -ten Vorgänger Neurons,  $w_i$  der Gewichtung der zugehörigen Verbindung,  $b$  einem reellwertigen *bias* (engl. im Sinne von Voreingenommenheit) und  $N$  der Anzahl an Vorgängerneuronen. Für die Aktivierung der Neuronen von Zwischenschichten werden sog. Sigmoid-, tanh- oder ReLU-Funktionen verwendet, die in dieser Reihenfolge in Abhängigkeit der Aktivierung  $z$  eines Neurons definiert sind als: [78]

$$y = \frac{1}{1 + e^z} \quad (2.6)$$

$$y = \tanh(z) \quad (2.7)$$

$$y = \max(z, 0) \quad (2.8)$$

Die Werte der Neuronen der Ausgabeschicht dienen als Grundlage für die Bestimmung der Klassenzugehörigkeit. Insofern ist die Aktivierungsfunktion für diese Schicht nicht frei wählbar, sondern wird so gewählt, dass ihr Wertebereich als eine Wahrscheinlichkeit der Klassenzugehörigkeit interpretiert werden kann. [78, 64]

Die Wahl der Aktivierungsfunktion ist zusätzlich abhängig von der Art des Klassifikationsproblems. Bei Binären- und *Multi-Label*-Problemen ist die Sigmoid-Funktion (2.6) etabliert. Für *Multi-Class*-Probleme wird hingegen die Softmax-Funktion verwendet, die für das  $j$ -te Neuron der Ausgabeschicht definiert ist als

$$\sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \quad (2.9)$$

mit  $K$  der Anzahl Neuronen in der Ausgabeschicht. Die Softmax-Funktion transformiert die Menge der Aktivierungen der Ausgabeneuronen  $K$  zu Wahrscheinlichkeiten einer Klassenzugehörigkeit unter der Randbedingung, dass sich die Einzelwahrscheinlichkeit zu 1 summieren. [78]

Der funktionale Zusammenhang zwischen den Merkmalen (Eingangs-) und den Attributen (Ausgangs-) ist in den Gewichten der Verbindungen bzw. dem *bias* gespeichert. Diese Parameter werden während der sog. Trainings-Phase optimiert, indem eine Abweichung zwischen den berechneten und den tatsächlichen Attributen mehrerer *Samples* im Trainingsdatensatz bestimmt wird. Der Trainingserfolg hängt wesentlich von dem gewählten Optimierungsalgorithmus sowie der gewählten Kostenfunktion (engl. *Loss-Function*, häufig nur *loss*) ab. [78, 64] Bei der Auswahl der Kostenfunktion ist auf stetige Differenzierbarkeit sowie Korrelation zu den für den beabsichtigten Anwendungsfall relevanten Qualitätskriterien zu achten. Um die Kriterien zu erfüllen, sind Kostenfunktionen häufig nicht intuitiv interpretierbar und daher nicht für die Bewertung geeignet, ob die Prognosegüte des Modells für den beabsichtigten Anwendungszweck unter beispielsweise ökonomischen oder ethischen Gesichtspunkten ausreichend ist. Für diesen Zweck werden weitere Bewertungsgrößen genutzt, die als Metriken (engl. *Metrics*) bezeichnet werden. Die am meisten verbreitete Kostenfunktion bei Klassifikationsproblemen basiert auf der Kreuzentropie (engl. *Cross Entropy*, CE), einem Maß aus der Informationstheorie zur Quantifizierung der Differenz zweier Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Im Kontext von maschinellem Lernen wird die Verteilung der auf Basis von Trainingsdaten ermittelten Outputs eines KNN mit den wahren Klassenlabels verglichen. Für diesen Vergleich zweier diskreter Verteilungen  $c$  und  $\hat{c}$  ist die Kreuzentropie definiert als

$$CE(c, \hat{c}) = - \sum_{l=1}^L p(c_l) \log(q(\hat{c}_l)) \quad (2.10)$$

mit  $n$  der Anzahl Klassen,  $p(c_i)$  der wahren Wahrscheinlichkeit und  $q(\hat{c}_i)$  der prognostizierten Wahrscheinlichkeit der  $i$ -ten Klasse. Für binäre Klassifikationsprobleme mit den Klassenwerten 0 und 1 sowie Sigmoid Aktivierung kann Formel (2.10) umgeschrieben werden zur binären Kreuzentropie (engl. *Binary Cross Entropy*, BCE) gemäß

$$BCE(c, \hat{c}) = - [c \cdot \log(\hat{c}) + (1 - c) \cdot \log(1 - \hat{c})] \quad (2.11)$$

mit  $c$  der wahren und  $\hat{c}$  der prognostizierten Klasse. Zur Bildung einer skalaren Zielgröße für die Optimierung wird jeweils der Mittelwert von CE oder BCE über alle *Samples* des Trainingssets berechnet. [64]

Aufgrund der Multiplikation mit den Termen die  $c_j$  enthalten, geht je Sample nur der Summand in die

Kostenfunktion ein, der eine Abweichung zur wahren Klasse intuitiv pönalisiert. So kommt für negative *Samples* z.B. nur der zweite Summand zum Tragen, der hohe  $\hat{c}$  pönalisiert. *Multi-Label*-Probleme werden üblicherweise als eine Reihe von binären Problemen behandelt, indem für jedes Label jeweils BCE bestimmt und über alle Labels gemittelt wird. Bei *Multi-Class*-Problemen kann CE durch die Nutzung der Softmax-Aktivierung in der Ausgabeschicht direkt genutzt werden. [64]

Während des Trainings ist es von Vorteil die weichen Wahrscheinlichkeitswerte der Klassenzugehörigkeit (engl. *Soft Classification*) zu nutzen, da diese die stetige Differenzierbarkeit der Kostenfunktion ermöglichen. Demgegenüber ist für die Bewertung bezüglich der Anforderungen des realen Anwendungsfalls eine harte Klassenzuordnung notwendig (engl. *Hard Classification*). Die Klassenentscheidungen werden üblicherweise in einer sog. Konfusionsmatrix, wie in Abbildung 2.9 für ein binäres Klassifikationsproblem dargestellt, visualisiert. [64, 78, 64]

		Predicted condition			
		Positive (PP)	Negative (PN)		
Actual condition	Positive (P)	TP (Hit)	FN (miss)	TP/P: True positive rate, Recall, Sensitivity, hit-rate	FN/P: False negative rate, miss-rate
	Negative (N)	FP (false alarm)	TN (correct rejection)	FP/N: false positive rate, fall-out	TN/N: True negative rate, specificity, selectivity
		TP/PP: positive predictive value, Precision	FN / PN: false omission rate		
		FP/PP: false discovery rate	TN/PN: Negative predictive value		

Abbildung 2.9.: Konfusionsmatrix eines binären Klassifikationsproblems nach [78].

Auf der x-Achse sind jeweils die prognostizierten und auf der y-Achse die wahren Klassen dargestellt. Die Hauptdiagonale der Matrix enthält die Anzahl korrekt vorhergesagter (Präfix *True*) positiver (TP) bzw. negativer (TN) *Samples*. Die Nebendiagonalelemente zeigen die Anzahl falsch-positiver (FP, Fehlalarm) und falsch-negativer (FN, engl. *Miss*, im Sinne von Verfehlen) *Samples* auf. [78]

Eine intuitive Metrik ist die Genauigkeit (engl. *Accuracy*), die definiert ist als

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.12)$$

Die Genauigkeit ist nur für gut balancierte Datensets aussagekräftig (siehe 2.3.3). Gewöhnlich ist FN und FP eine unterschiedliche Bedeutung im realen Anwendungsfall zugeordnet. So wiegt bei der Überwachung von Bauwerken ein Fehlalarm weniger schwer als eine falsch negative Diagnose bezüglich eines Schadens, von das Risiko eines Einsturzes des Bauwerks ausgeht. In diesem Fall werden Metriken verwendet die FN und FP gewichtet berücksichtigen. Häufig verwendete Metriken sind die Falsch-Positiv- und Falsch-Negativ-Rate (FPR respektive FNR), die jeweils definiert sind als

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (2.13)$$

$$FNR = \frac{FN}{FN + TP} \quad (2.14)$$

Die Metriken sind intuitiv als die Anzahl falsch bewerteter Stichproben bezogen auf Gesamtzahl der positiven bzw. negativen Stichproben interpretierbar.

Wie oben beschrieben ist die Ausgabe eines KNN mit üblichen Aktivierungsfunktionen eine Wahrscheinlichkeit der Klassenzugehörigkeit. Eine solche Ausgabe ist in Abbildung 2.10 exemplarisch für ein binäres Klassifikationsproblem dargestellt. [64]

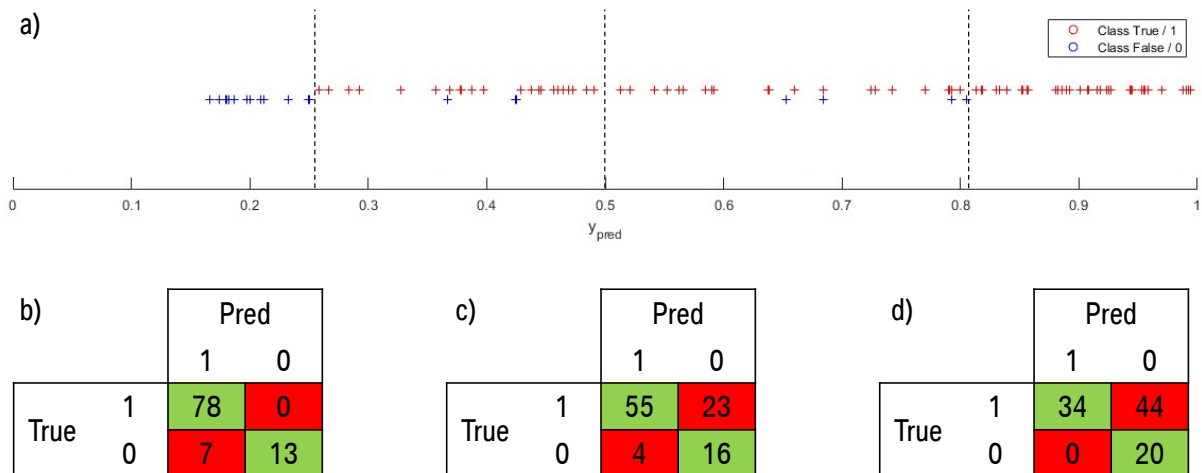


Abbildung 2.10.: Prognosegüte eines exemplarischen binären Klassifikationsproblems: a) Werte der Ausgabeschicht, Konfusionsmatrizen für Entscheidungsgrenzwerte von b)  $s_1=0.26$ , c)  $s_2=0.5$  und d)  $s_3=0.81$

Die x-Achse zeigt diese Wahrscheinlichkeit eines trainierten KNN, die wahren Klassen sind farblich markiert. Der Abstand der Klassen in y-Richtung dient lediglich der besseren Lesbarkeit. Zur Überführung der Wahrscheinlichkeit in eine harte Klassenentscheidung muss ein Schwellwert definiert werden ( $s_i$ ). Höhere Ausgaben werden als zugehörig zur positiven Klasse, niedrigere Ausgaben als zugehörig zur negativen Klasse definiert. [78]

In Abbildung 2.10 sind exemplarisch drei Schwellwerte  $s_1, s_2, s_3$  und die resultierenden Konfusionsmatrizen dargestellt. Grundsätzlich ist der Schwellwert frei wählbar. Durch die Wahl des Grenzwerts kann im übertragenen Sinne die Sensibilität des Klassifikators gesteuert werden. Niedrigere Grenzwerte führen generell zu einer höheren Sensibilität, wodurch die Anzahl an richtig erkannten positiven *Samples* aber auch die Anzahl an Fehlalarmen steigt (vgl. Abbildung 2.10, b) und c)). Höhere Schwellwerte haben den umgekehrten Effekt. Ist die Wichtigkeit der Auswirkung von Fehlalarmen und verfehlten positiven Klassen quantifizierbar und bekannt, kann aus FNR und FPR eine skalare Zielfunktion definiert und ein optimaler Grenzwert ermittelt werden. Bei MC Problemen muss kein Schwellwert definiert werden, da die Wahl hier stets auf die Klasse mit der höchsten Wahrscheinlichkeit fällt. MC Probleme werden als eine Reihe paarweiser binärer Probleme interpretiert. Hierbei wird unterschieden nach der sog. *One-versus-Rest* (OvR) und der sog. *One-versus-One* (OvO) Methodik. Bei der OvR werden die richtig und falsch klassifizierte Instanzen aller anderen Klassen summiert und zu einer Klasse (dem Rest) zusammengefasst. so ergibt sich je Klasse eine skalare Metrik. Bei OvO werden Klassen jeweils paarweise bewertet, wodurch je Paar eine skalare Metrik berechnet wird. Die skalaren Werte werden für OvR und OvO gleichermaßen arithmetisch gemittelt. [64]

Für die Optimierung während des Trainings stehen verschiedene, stets iterative Algorithmen zur Verfügung. Zu den ersten bekannten Methoden gehört das Gradientenverfahren, bei dem für jede



---

Iteration die Gradienten der Kostenfunktion gegenüber der Modellparameter ermittelt werden. Für die nächste Iteration werden die Modellparameter in Richtung des minimalen Gradienten mit einer definierten Schrittweite (engl. *Learning-rate*) verändert. Seit seiner Einführung im Jahr 2014 hat sich der ADAM-Algorithmus als gängigstes Optimierungsverfahren etabliert, bei dem die Lernrate dynamisch angepasst und das Konvergenzverhalten durch die Mittelung der Gradienten über mehrere Iterationen verbessert wird. [78]

### 2.3.2. Generalisierung

Dem Training eines KNN liegt das Prinzip induktiven Lernens zugrunde, das Ableiten allgemeingültiger Konzepte aus einer begrenzten Menge an Beispielen (Trainingsdaten). In den Trainingsdaten sind neben den zu lernenden Zusammenhängen epistemische oder aleatorische Störeinflüsse enthalten, welche die allgemeingültigen Konzepte maskieren. [78, 64]

Das Kernproblem beim induktiven Lernen liegt in der Generalisierung, unter der die Fähigkeit des trainierten Modells verstanden wird, ungesehene Datensätze gut zu prognostizieren. In Bezug auf Generalisierung können zwei Missstände vorliegen: Über- und Unteranpassung. [78, 64]

Überanpassung liegt vor, wenn das KNN die Trainingsdaten zu gut abbildet, also sowohl die erwünschten allgemeingültigen Konzepte als auch die Störeinflüsse. Überanpassung tritt verstärkt auf, wenn ein zu komplexes KNN gewählt wird oder dominante Störeinflüsse in den Trainingsdaten vorhanden sind. Zudem äußert diese sich darin, dass zwar ein gutes Trainingsergebnis erzielt wird, die Prognosegüte bei ungesehenen Daten jedoch stark abfällt. Unteranpassung hingegen liegt vor, wenn ein Modell weder Trainings- noch ungesehene Daten abzubilden vermag. [78, 64]

Zur Überprüfung der Generalisierung wird ein Teil der Daten nicht zum Training (engl. *Hold-out-set*) verwendet, sondern zum Testen der Prognosegüte zurückgehalten. Diese Aufteilung wird in einem Kreuzvalidierungsverfahren mehrfach wiederholt, sodass stochastische Fehler vermieden werden. Bei diesem Verfahren ist es essentiell, alle Parameter des KNN ausschließlich anhand des Trainingsdatensatzes festzulegen. Andernfalls würden in diese Festlegungen Informationen der Testdaten einfließen und somit das Testergebnis teilweise oder gänzlich invalidieren. Man spricht in diesem Fall von Informationsleckage (engl. *Information Leakage*). [78]

Während zur Vermeidung von Unteranpassung lediglich die Modellkomplexität erhöht werden kann, sind zur Vermeidung von Überanpassung komplexere Algorithmen notwendig.

Überanpassung hängt stark von den vor dem Training gewählten Modellparametern, wie der Anzahl versteckter Schichten, der Anzahl Neuronen in diesen, den Aktivierungsfunktionen oder der Lernrate ab. Diese Parameter werden als Hyperparameter bezeichnet. Eine Möglichkeit zur Verbesserung der Generalisierung liegt in der Optimierung dieser Parameter, was häufig als Hyperparameter-Tuning bezeichnet wird. Die Parameter sind häufig diskret und weisen komplexe Korrelationen zur Prognosegüte auf, weshalb zumeist nur *Trial-und-Error* Verfahren möglich sind. Zusätzlich ist zur Evaluierung der Prognosegüte stets der Trainingsprozess zu durchlaufen, der abhängig u.a. von Trainingsanzahl und Modellkomplexität für gewöhnlich rechenintensiv und zeitaufwändig ist. [64]

Zusätzlich zur Optimierung von Hyperparametern kann auch der Trainingsprozess selbst verbessert werden. Meist wird das sog. *Early Stopping* (engl. Im Sinne von vorzeitigem Beenden) angewandt, bei dem die Metriken des Test-Sets über den Trainingsverlauf beobachtet werden. Ist über eine definierte Anzahl an Iterationen keine weitere Verbesserung der Metrik zu beobachten, wird das Training abgebrochen und die optimale Modellkonfiguration wiederhergestellt. Eine weitere Möglichkeit besteht in Regularisierungsalgorithmen, bei denen zusätzliche *penalty*-Terme (engl. im Sinne von Bestrafung) in die Kostenfunktion integriert werden, die von den aktuellen Modellparametern abhängen. So hat sich z.B. die Pönalisierung hoher Gewichte als vorteilhaft erwiesen. [78, 64]

---

### 2.3.3. Auswirkungen und Umgang mit Ungleichgewicht

In vielen realen Anwendungsfällen kommen Klassen ungleich verteilt im Datenset vor. Man spricht in diesem Fall von einem unausgeglichene (engl. *imbalanced*) Klassifikationsproblem. Der Grad der Unausgeglichenheit wird für binäre Probleme über die sog. *Imbalance Ratio* (IR) quantifiziert, die definiert ist als

$$IR^{(BC)} = \frac{N_{min}}{N_{max}} \quad (2.15)$$

mit  $N_{min}$  der Anzahl an Samples der unterrepräsentierten Klasse und  $N_{max}$  der Anzahl an Samples der dominanten Klasse im Datenset. Für *Multi-Class*- und *Multi-Label*-Probleme wird eine abgeleitete IR gemäß

$$IR^{(MC/ML)} = \frac{IR_i^{(OvR)}}{\overline{IR}_i^{(OvR)}} \quad (2.16)$$

mit  $IR_i^{(OvR)}$  der IR der  $i$ -ten Klasse nach OvR-Prinzip und  $\overline{IR}_i^{(OvR)}$  dem arithmetischen Mittelwert über alle Klassen. Wie bei Hyperparametern gibt es auch dafür, ob ein unausgeglichenes Problem vorliegt oder nicht, keine allgemein akzeptierten Grenzwerte. Vielmehr wird eine erkannte Unausgeglichenheit im Zweifelsfall zunächst ignoriert und im Falle ungenügender Prognosegüte Gegenmaßnahmen implementiert. [47] Mögliche Gegenmaßnahmen lassen sich nach [47] in vier Kategorien einteilen:

- Kostensensitives Lernen: Gewichtung von Kostenfunktion und Metriken
- Datenbezogene: Ausgleichen des Ungleichgewichts im Datenset durch *Resampling* (*Under-/Over-sampling*)
- Ensemble-basierte: – Training unabhängiger Klassifikatoren je Klasse und eines Ensemble-Klassifikators
- Algorithmische: sonstige, modellspezifische Methoden

In Kapitel 7 wird speziell die *Synthetic-Minority-Oversampling-Technique* (SMOTE) genutzt. Hierbei werden wiederholt zufällige (oder in Abwandlungen der Methode regelbasiert) Datenpunkte einer Minoritätsklasse selektiert und gemäß eines Distanzmaßes (üblicherweise des Euklidischen Abstandes) eine Anzahl  $k$  ähnlicher Datenpunkte im Merkmalsraum ermittelt. Im nächsten Schritt wird dann einer der  $k$  Datenpunkte zufällig oder regelbasiert gewählt und ein neuer Datenpunkt als Mittelwert des Ausgangs- und des gewählten Nachbarpunktes generiert. Der Ablauf wird so lange wiederholt, bis ein zuvor definiertes Klassengleichgewicht hergestellt ist. Bei der Anwendung der Methode im Rahmen einer Kreuzvalidierung ist darauf zu achten das Oversampling nach der Aufteilung des Datensets nur auf die Trainingsdaten anzuwenden. Für eine detaillierte Beschreibung des Algorithmus, dessen Ursprungs sowie Anwendungsbeispiele wird auf die ursprüngliche Einführung in [29] bzw. auf [47] verwiesen.

### 2.3.4. Feature Engineering

Die Prognosegüte eines ML-Modells hängt neben den Hyperparametern besonders vom Merkmalsraum ab. Ähnlich wie für Hyperparameter kann die Eignung bzw. Qualität eines Merkmalsraums nur durch Anwendung auf das Training eines ML-Modells und die erzielte Prognosegüte bewertet werden. Es ist jedoch allgemein akzeptiert, dass drei Charakteristika vorteilhaft für die Prognosegüte sind [79]:

- Hohe Sensitivität gegenüber Klassen
- Niedrige Sensitivität gegenüber Störeinflüssen

- Niedrige Redundanz

Die ersten beiden Aspekte korrelieren und sind anteilig zu interpretieren. Konkret kann z.B. die Sensitivität gegenüber Labels nicht erhöht jedoch durch die Reduktion der Sensitivität gegenüber Störeinflüssen hervorgehoben bzw. isoliert werden. Die Zielerreichung bedingt die Reduktion des Merkmalsraums, insofern werden hierzu Methoden der Dimensionsreduktion (engl. *dimensionality reduction*) angewandt. Neben den Sensitivitätsaspekten geht mit kleiner Dimension des Merkmalsraums in der Regel eine Reduktion der Trainings- und Diagnosezeit einher. [79]

Grundsätzlich lassen sich die Methoden in Merkmalsextraktion und Merkmalsselektion unterteilen. Bei der Merkmalsselektion werden einzelne Merkmale eliminiert und nur eine Teilmenge des Merkmalsraums betrachtet. Bei der Merkmalsextraktion hingegen werden Merkmale auf einen neuen Merkmalsraum transformiert bzw. projiziert.

Des Weiteren wird - analog zu ML-Methoden - in überwachte und unüberwachte Verfahren unterschieden. Unüberwacht bezeichnen in diesem Fall, dass zur Selektion bzw. Extraktion keine Klassenlabel berücksichtigt werden. [79]

Unüberwachte Methoden sind zumeist auf den Aspekt der Redundanz beschränkt und haben eine kleinere und dadurch effizientere Darstellung des Merkmalsraums zum Ziel. Überwachte Methoden hingegen ermöglichen durch Einbeziehen der Labels auch die Unterscheidung in relevante und nicht-relevante Merkmale. Bei überwachten Methoden ist darauf zu achten, die Auswahl- bzw. Transformationsbasis nach der Aufteilung in Trainings- und Testdaten ausschließlich anhand der Trainingsdaten zu definieren, da andernfalls Informationen der Testdaten in den Trainingsprozess fließen und die Validität des Trainingsprozesses bezüglich Generalisierung einschränken.

Im Folgenden wird ein Überblick über Methoden des *Feature Engineering* gegeben. Auf eine detaillierte Erläuterung einzelner Methoden wird - mit Ausnahme der in Kapitel 7.4 genutzten MRMR Methode - verzichtet. Hierfür sei der Leser beispielsweise an [79] oder [78] verwiesen.

Zu den unüberwachten Methoden der Merkmalsextraktion zählen beispielsweise die Hauptkomponentenanalyse und verwandte, sowie Methoden des *manifold learning* (engl.) wie z.B. *Local-Linear-Embedding*- oder *Isomap*-Methoden. Bei überwachten Verfahren werden einfache Klassifikationsalgorithmen, wie die *Linear Discriminant Analysis*, angewandt und deren Transformationsergebnis für die weitere Klassifikation genutzt. Die Einschränkungen der Methoden auf eine von der Anzahl der Klassen abhängige Anzahl an Merkmalen führt zu einer starken Reduktion des Merkmalsraums, wodurch die Methoden anfällig für Unteranpassung sind. [79]

Bei der Merkmalsselektion werden drei Verfahrensfamilien unterschieden. Bei Filtermethoden wird allen Merkmalen je eine Wertung (engl. *Score*) zugeordnet, anhand der die Merkmale in eine Rangfolge sortiert werden können. Auf Basis der Rangfolge werden Merkmale entweder in einem Schritt gefiltert oder iterativ beginnend entweder mit einem leeren Merkmalsraum durch Addition oder mit einem vollen Merkmalsraum durch Eliminierung gebildet.

Bei *Wrapper*-Methoden wird nicht die Wertigkeit einzelner Merkmale sondern die Wertigkeit eines Subsets von Merkmalen bewertet. Dazu wird die Prognosegüte des trainierten KNN direkt verwendet. Als Subset kommen alle möglichen Kombinationen an Merkmalen in Frage, weshalb eine große Anzahl an Trainingsprozessen durchlaufen werden muss, um ein optimales Subset zu finden. Die Methoden sind daher eher ungeeignet für Fälle mit längeren Trainingszeiten und folglich in der praktischen Anwendung eingeschränkt.

Neben den beiden genannten existieren noch sog. *Embedded*-Methoden (engl. von eingebettet), bei denen im ML-Modell oder dessen Trainingsprozess nativ eine Merkmalsauswahl durchgeführt wird. Baum-basierte Modelle sind ein Beispiel hierfür. [79]

In Kapitel 7.4 wird die Methode minimaler Redundanz und maximaler Relevanz (engl. *Minimum-Redundancy-Maximum-Relevance*, MRMR) genutzt, da diese alle Aspekte der Merkmalsqualität berück-

---

sichtig. Daher wird diese im Folgenden näher erläutert. MRMR zählt zu den überwachten Merkmalsauswahlmethoden nach dem Filter-Prinzip, bei der sequentiell Merkmale zum Merkmalsset hinzugefügt werden.

Beginnend mit einem leeren Merkmalsset wird in jeder Iteration für alle Merkmale eine Wertung berechnet, die aus zwei Termen besteht. Ein Term beschreibt die Relevanz bezüglich der Klassen, während der andere die Redundanz zu den bis zu dieser Iteration gewählten Merkmalen widerspiegelt. Es existieren diverse Wertungsfunktionen. Eine Übersicht ist z.B. in [163] oder in der ursprünglichen Einführung der Methode in [120] verfügbar. Die Auswahl der Wertungsfunktion ist wie bei anderen Hyperparametern frei. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird die sog. FCQ-Funktion genutzt, FCQ ist definiert gemäß

$$FCQ_i(X_i, Y, X_S) = \frac{F(Y, X_i)}{\frac{1}{N_S} \sum_{j=1}^{N_S} |\rho(X_i, X_j)|} \quad (2.17)$$

Die F-Statistik  $F(Y, X_i)$  zwischen dem Merkmal  $X_i$ , das nicht Teil des aktuell selektierten Sets  $S$  ist und den wahren Klassen  $Y$  hierbei als Relevanz-Term definiert. Die Redundanz wird durch den mittleren, absoluten Pearson-Korrelationskoeffizienten zu allen Maßen in  $S$  quantifiziert. [163]

---

## 3. Qualitative Bewertung des Anwendungspotentials von Strukturüberwachungsmethoden für automobiler Hochvoltpeicher

---

Im Folgenden werden die in Kapitel 2.2 vorgestellten und in Abbildung 3.1 dargestellten vibrationsbasierten SHM-Systeme hinsichtlich potentieller Anwendbarkeit für automobiler HVS qualitativ bewertet. Die Systeme unterscheiden sich vorwiegend in den Bereich Messdatenerfassung sowie Signalanalyse, wobei die in zweiterem verfügbaren Verfahren von der Auswahl in ersterem Abhängen. Methoden der Datenauswertung und die statistische Modellierung sind keine Differenzierungsmerkmal, da diese unabhängig vom Messsystem und der Signalanalyse angewendet werden können.

Im ersten Schritt werden relevante Schadensszenarien aus den Anforderungen und den grundlegenden Konzepten von Hochvoltspeichern abgeleitet. Im zweiten Schritt werden die vibrationsbasierten SHM-Methoden unter den Randbedingungen nach dem Ausschlussverfahren gefiltert. Anschließend erfolgt eine Wertung des Anwendungspotentials der verbleibenden Verfahren.

Vibrationsbasiertes SHM wird in diversen, wissenschaftlichen Untersuchungen behandelt, bis dato sind aber nur wenige, zumeist prototypische Anwendungen bekannt [53, 44, 10]. Es ist allgemein akzeptiert, dass die Anwendbarkeit von SHM-Methoden nicht generell, sondern nur von Struktur zu Struktur, individuell bewertet werden kann [44]. Für die Struktur automobiler HVS entwickelten sich grundlegend ähnliche Konzepte, die sich jedoch in konstruktiven Aspekten und Betriebsbedingungen unterscheiden [106, 14, 39]. Des Weiteren sind SHM-Methoden bisher für Hochvoltpeicher nicht und für Automobile generell wenig erforscht [102, 139, 68]. Folglich sind die Grundvoraussetzungen der Anwendbarkeit der vibrationsbasierten SHM gegeben. Bemessen am vorliegenden SdT in den Bereichen SHM und HVS erscheint allerdings lediglich eine qualitative Bewertung möglich.

### 3.1. Randbedingungen von Hochvoltspeichern

Wie in Kapitel 2.1.3 beschrieben bedingt die zunehmend tragende Integration von HVS in die Fahrzeugstruktur, dass diese über die Fahrzeuglebensdauer diversen Belastungen ausgesetzt sind. Bei der Dimensionierung sind zum einen Betriebslasten (vibrations- und schockartige Lasten) sowie Crashlasten zu berücksichtigen. Aus extensiven regulatorischen Vorschriften sowie Auslegungsstandards und -richtlinien lässt sich schließen, dass für beide Arten heute fundierte Kenntnisse relevanter Lastfälle im Kundenbetrieb und validierte Ersatzlastfälle vorliegen [13, 106]. Zur Erfüllung dieser Vorgaben werden auch numerische und experimentelle Methoden ständig weiterentwickelt [77, 130, 39]. Die genannten Lastfälle gelten mit Ausnahme einiger Erweiterungen bezüglich thermischer und elektrischer Sicherheit für BEV unverändert [65, 39].

Zum anderen waren Unterflurimpakts auch für verbrennungsmotorisch angetriebene Fahrzeuge relevant, diese gewinnen jedoch wegen der Verortung von HVS im Unterflur eine grundsätzlich neue Bedeutung. Während solche Lasten bisher vorwiegend aus Korrosionsschutzgründen berücksichtigt wurden, rückt für BEV nun der Schutzaspekt der Lithium-Ionen-Zellen zur Gewährleistung der Si-

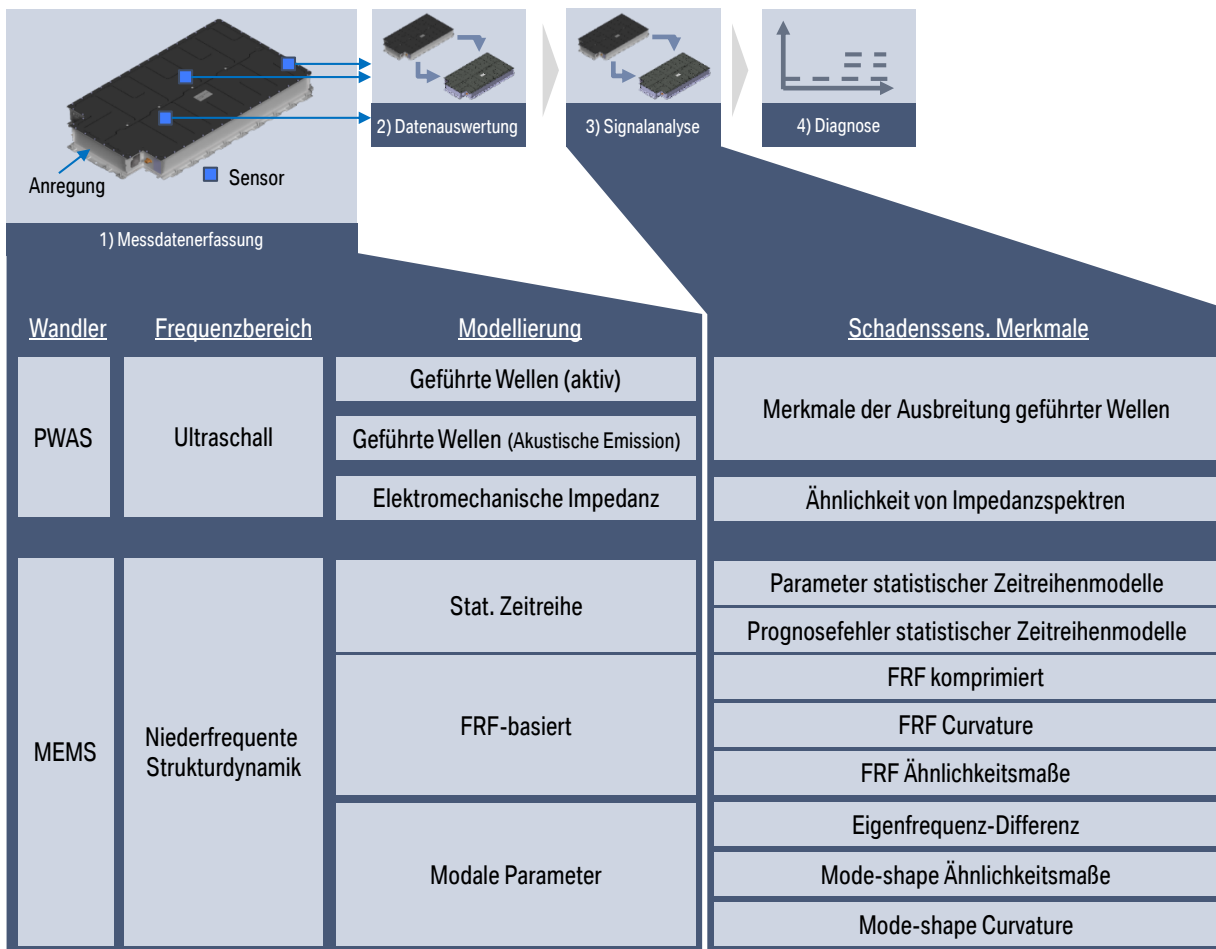


Abbildung 3.1.: Bewertungsrelevante Methodenfamilien der Messdatenerfassung und Signalanalyse

cherheit in den Fokus [153]. Bisher sind keine Standards für solche Impakts im Stand der Technik verfügbar, es existieren jedoch Projekte mit dem Ziel der Standardisierung beispielsweise [6]. In einigen wissenschaftlichen Veröffentlichungen finden sich zudem verschiedene Lastfälle, die beispielsweise für die Entwicklung von Modellierungsmethoden des Deformationsverhalten von Zellen [153] bzw. zur Topologieoptimierung von HVS-Gehäusen [169, 126, 63, 95] herangezogen werden.

Wie in Kapitel 2.1.3 beschrieben werden Automobile und daher auch HVS nach *fail-safe*- und *safe-fail*-Prinzip dimensioniert. Aufgrund der zuvor genannten Gründe ist davon auszugehen, dass die Dimensionierung bezüglich Lastfällen, die für BEV und verbrennungsmotorisch angetriebene Fahrzeuge gelten, Funktions- und Sicherheitsanforderungen im Kundenbetrieb entspricht. Demgegenüber besteht für Unterflurimpakts aufgrund der mangelnden Standardisierung und Validierung von Ersatzlastfällen das Risiko einer Unterdimensionierung, weshalb diese aus Sicht der Schadensdiagnose als relevant einzustufen sind und daher im Weiteren fokussiert werden.

HVS sind in der Regel modular aufgebaut (vgl. 2.1.2). Für die Ableitung von Schadensszenarien werden ausgewählte HVS analysiert, die in Abbildung 3.2 dargestellt sind. Zu sehen sind HVS, die den üblichen Aufbau von HVS in der Automobilbranche anhand repräsentativer Beispiele der HVS-Baukästen verschiedener Automobilhersteller darstellen. So ist in Abbildung 3.2 b) beispielsweise der HVS des BMW iX dargestellt, der den Grundaufbau von HVS des sog. Gen5 Baukastens von BMW darstellt.

Die dargestellten HVS basieren auf prismatischen (BMW Gen3/4, Gen5; EVA) oder Pouch-Zellen (MEB)

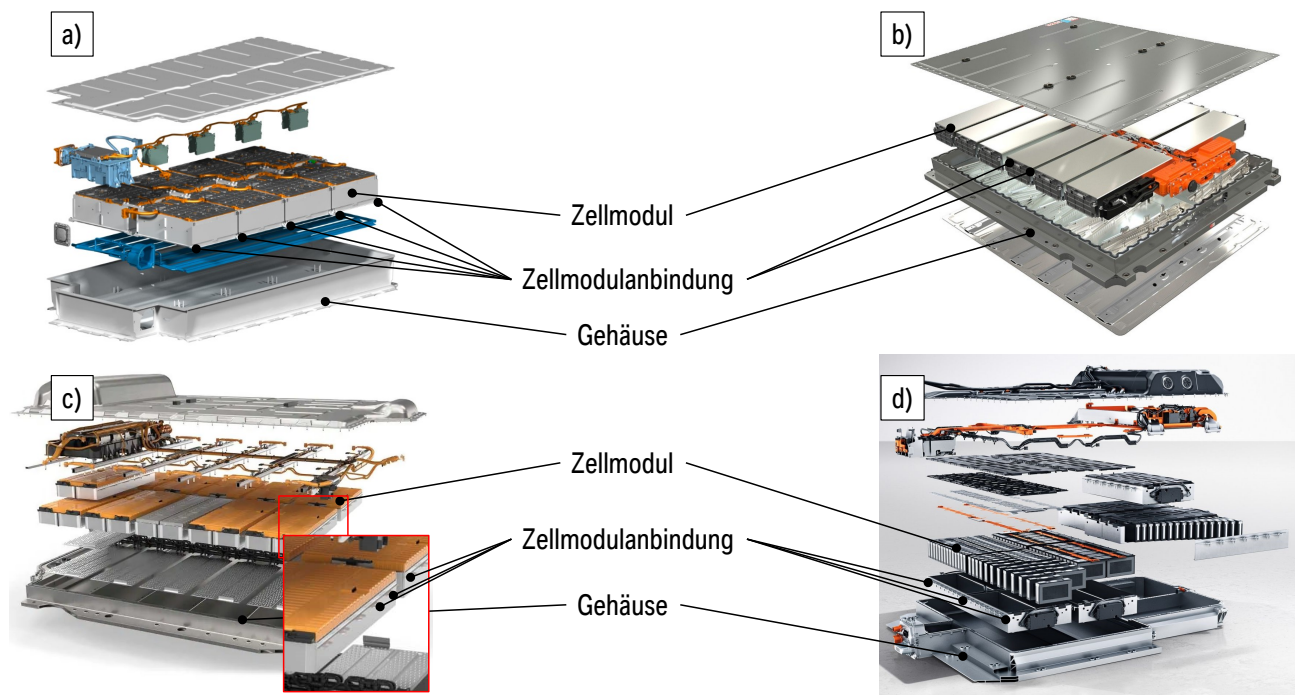


Abbildung 3.2.: Exemplarische HVS: a) Fahrzeug: BMW i3, HVS Gen3/4, Fahrzeug: VW ID.3, Modularelektro-Baukasten (MEB) [69], c) Fahrzeug: BMW iX 50/60, HVS Gen5, d) Fahrzeug: Mercedes EQA, Electric Vehicle Architecture (EVA) [99]

(vgl. Abbildung 3.2). Aus Sicht eines Unterflurimpakt ist relevant, dass die Module in allen Fällen am Gehäuseunterteil des HVS montiert sind. Dazu sind an den Zellmodulen Befestigungspunkte vorgesehen. Im Fall des BMW i3 und des MEB werden die Zellmodule direkt an die Bodenplatte geschraubt. Im Falle der Generation 5 und EVA sind die Module über am Zellmodulrahmen angebrachte, dünne Laschen mit den seitlichen und inneren Profilen über eine Klemmverbindung verbunden.

Die Modulanbindung besitzt sowohl aus funktionaler als auch aus Sicherheitsicht eine hohe Bedeutung. Durch die Integration in das HVS-Gehäuse leisten die Zellmodule einen Beitrag zur Steifigkeit des Fahrzeugs und damit u.a. zu Fahreigenschaften. In manchen Fällen wird durch die Positionierung auch der Kontakt zwischen Kühlsystem und Zellen hergestellt. Zuletzt ist die Fixierung der Module sicherheitsrelevant, da im Falle gelöster oder gebrochener Anbindungen übermäßige Bewegungen bis zum Kontakt mit umliegenden Bauteilen, dem Abreißen oder Lösen von Modulverbindern oder eine Spannbildung durch Reibung an Bruchkanten auftreten können, wodurch das Risiko von Kurzschlüssen und im schlimmsten Fall von thermischen Durchgehens besteht. Zusätzlich ist zu befürchten, dass die Festigkeit der verbleibenden Anbindungspunkte im Crashfall nicht ausreicht, um ein geschädigtes Zellmodul zu halten, wodurch die passive Sicherheit gefährdet wäre.

Eine wichtige Randbedingung für die Evaluation bezüglich SHM ist die Anzahl zu überwachender Positionen [44]. In Tabelle 3.1 sind die Art und Anzahl der Modulanbindungen der vier in Abbildung 3.2 dargestellten HVS aufgelistet. Es ist zu sehen, dass Zellmodule stets durch direkt oder klemmende Schraubverbindungen fixiert werden. Für geklemmte Zellmodule wird zusätzlich jeweils eine höhere Anzahl Anbindungspunkte pro Instanz realisiert, was auf die geringere Klemmkraft dieser Art im Vergleich zur direkten Verschraubung zurückzuführen ist. Die Daten werden im Weiteren zur Bewertung der SHM-Systeme herangezogen.

Tabelle 3.1.: Anbindungspunkte und Anbindungsformen der exemplarischen HVS

Fahrzeug	Anzahl Anbindungspunkte	Anbindungsform
BMW i3	32	Verschraubung an Modulfuß
VW ID.3	48	Verschraubung durch Stirnseite
BMW iX	80	Klemmlaschen an Längsseite
Mercedes EQA	114	Klemmlaschen an Längsseite

### 3.2. Potentialanalyse von SHM-Systemen für Hochvoltpeicher

Im Folgenden werden die im Stand der Technik verfügbaren SHM-Systeme hinsichtlich der Anwendbarkeit auf das zuvor abgeleitete Schadensszenario bewertet. Betrachtet werden dazu zum einen Charakteristika der grundlegenden Konzepte von SHM-Systemen, wie in Kapitel 2.2.2 beschrieben, sowie zum anderen spezifische Charakteristika der Messdatenerfassung und der Signalanalyse, wie in Abbildung 3.1 dargestellt.

Aus der Großserienanwendung und den im Vergleich zu Bauwerken oder Strukturen der Luft- und Raumfahrt geringen Herstellkosten je HVS ergibt sich ein hoher Kostenanspruch [19, 144]. Die zulässigen Kosten sind hierbei von den individuellen Randbedingungen eines HVS abhängig. Die realen Kosten werden zudem von Skaleneffekten sowie von technologischen und marktwirtschaftlichen Rahmenbedingungen bestimmt, wodurch auch diese im Einzelfall ermittelt werden müssen und nicht generalisierbar sind. Die Bewertung wird unter Berücksichtigung dieser Bedingungen qualitativ durchgeführt.

Des Weiteren existieren vielfältige Störeinflüsse gegenüber denen Robustheit erforderlich ist. Hierzu zählen Betriebsbelastungen, u.a. Vibration, Steinwurf, und Verschmutzung sowie Umgebungseinflüsse wie Temperatur, Feuchte oder elektromagnetische Störsignale. Diese Einflüsse sind bei der Bewertung der Wandler bzw. des modellierten Systemverhaltens, z.B. geführte Wellen oder niederfrequente Strukturmechanik, zu berücksichtigen.

Die grundlegenden Charakteristika des SHM-Systems werden durch die Auswahl der Wandler und des Frequenzbereichs definiert, weshalb diese im ersten Schritt bewertet werden. Im zweiten Schritt wird die Modellierung des Systemverhaltens analysiert, bevor im letzten Schritt die zugehörigen Signalanalysemethoden gegenübergestellt werden. Methoden, die in früheren Schritten ungeeignet erscheinen, werden in nachfolgenden Schritten nicht näher betrachtet.

Zunächst werden ultraschallbasierte und Verfahren der niederfrequenten Strukturmechanik gegenübergestellt. In Tabelle 3.2 ist der Vergleich bezüglich verschiedener Kriterien dargestellt.

Ultraschallverfahren basieren auf der Induzierung und Erfassung hochfrequenter Schwingungen kleinster Wellenlängen. Aufgrund der geringen Reichweite der hochfrequenten Schwingungen in komplexen, unregelmäßigen Strukturen umfassen Ultraschallverfahren stets die Untersuchung lokaler Systemeigenschaften und erfordern dazu pro Schadstelle je mindestens einen Wandler.

Zur Auflösung von schadensinduzierten Veränderungen globaler Schwingformen, auf denen Verfahren der niederfrequenten Strukturmechanik basieren, müssen Sensoren nicht an oder in der Nähe potentieller Schadstellen positioniert werden sondern können auch abseits (von engl. *remote*) der Schadstellen platziert werden. Hierdurch ist es generell möglich eine mitunter deutlich geringere Anzahl Sensoren als Schadstellen zu verorten. Diese *remote*-Sensierung ist möglich, solange alle Schwingformen gemäß der in Abschnitt 5.2 beschriebenen Qualitätskriterien bezüglich sensierter Freiheitsgrade differenziert werden können.

Des Weiteren sind ultraschallbasierte Verfahren sowohl wegen des zugrundeliegenden Prinzips der geführten Wellen als auch wegen der Bauformen typische Wandler auf dünnwandige ein- oder zweidi-



Tabelle 3.2.: Übersicht der Bewertung von Methoden der niederfrequenten Struktur­dynamik und ultraschallbasierter Methoden

Kriterium	Niederfrequente Struktur­dynamik	Ultraschallbasierte
Sensitivität bezüglich Schäden	↓ – → signifikanter Einfluss auf globales Verhalten notwendig	↑ Rissinitiierung/-fortschritt, lokale Delamination
Kosten Wandler	↓ globale Verfahren	↑ lokale Verfahren
Kosten Datenerfassung	↓ geringe Datenrate	↑ hohe Genauigkeit, hohe Datenrate
Datenrate	↓ – → Hz – kHz	→ - ↑ kHz – MHz
Geom. Einschränkungen	↓ beliebige Geometrien, <i>remote-Sensing</i>	↑ nur dünnwandige, Stab- oder Plattenartige Strukturen
Robustheit Wandler	↑ robuste Anbindung an MEMS-Sensor-Gehäuse umsetzbar, hoher Reifegrad/wohlbekannte Einflüsse	↓ Umgebungs- und Alterungseinflüsse auf geklebte Anbindung
Störeinflüsse Systemantwort	→ robust ggü. Störanregungen, Einfluss durch Umgebungsrandbedingungen	↑ Störanregung durch Steinbewurf/EMV, Einfluss durch Umgebungsbedingungen

Symbolbedeutung: ↓ : gering, → : mittel, ↑ : hoch

mensionale Strukturen beschränkt (vgl. Kapitel 2.2.4). Die in Abbildung 3.2 dargestellten Strukturen entsprechen diesen Anforderungen größtenteils nicht. Beispielsweise sind die Druckgussbauteile in Zellmodulen des MEB verfahrensbegünstigt unregelmäßig gestaltet. Zudem sind auch Schweißnähte wie im Modulrahmen des Gen5 Baukasten als ungeeignet einzustufen [55]. Demgegenüber wurden Verfahren der niederfrequenten Struktur­dynamik bereits an realistischen, dreidimensionalen Strukturen erprobt [1, 101, 44].

Das Messsystem weist für die aktiven Ultraschallverfahren der geführten Wellen und der elektromechanischen Impedanz eine höhere Komplexität im Vergleich zu passiven Verfahren auf, da nicht nur die Erfassung sondern auch die Induzierung hochfrequenter Schwingungen zu implementieren ist. Die um zwei bis vier Größenordnungen höhere Abtastrate bedingt zusätzlich höhere Anforderungen an die Geschwindigkeit des Datenakquisesystems. Während die Erfassung niederfrequenter Antwortbeschleunigungen heute schon in Automobilen implementiert ist, beispielsweise im Airbagsteuergerät oder Fahrerassistenzsystemen, sind als Datenakquisesysteme für Ultraschallmethoden heute noch kostenintensive, stationäre oder tragbare Geräte notwendig. Miniaturisierte Geräte sind aktuell nicht serientauglich verfügbar jedoch Gegenstand aktueller Forschung [71].

Die Verfahren der basierend auf der niederfrequente Struktur­dynamik und Ultraschall unterscheiden sich zudem bezüglich relevanter Störeinflüsse. Die Differenzierung von Störeinflüssen und beabsichtigter Messgrößen ist Kernproblem jedes auf Messdaten-basierenden Systems (vgl. Kapitel 2.2.2, Beispiel SHM). Störeinflüsse können hierbei aufgeteilt werden in Einflüsse auf Wandler und Einflüsse auf das physikalische Systemverhalten. MEMS sind heute in der Automobilbranche, z.B. im Airbagsteuergerät, in Anwendung und weisen hierzu die notwendige Robustheit gegenüber üblicher Störeinflüsse auf. Während für die Übertragung niederfrequenter Schwingungen diverse Methoden der Fixierung von MEMS verfügbar sind, können heute PWAS ausschließlich per Klebstoff angebracht oder in Ausnahmen in die Gelege von FVK eingebettet werden. Nur mit diesen Methoden ist die Übertragung hochfrequenter Schwingungen möglich. Die instantanen, elastischen Eigenschaften von Klebstoffen und deren Degradation weisen in der Regel multiple Abhängigkeiten auf, u.a. bezüglich Temperatur, Feuchte und mechanischer Beanspruchung. Aufgrund der Notwendigkeit zur Verortung in der unmittelbaren Umgebung der Schadstellen werden die Wandler zusätzlich hoch belastet und sind dadurch generell anfällig für Beschädigungen.

Es existieren einige Einflüsse auf das Werkstoffverhalten, die sich generell auf alle Frequenzbereiche

---

auswirken, u.a. Temperatureinflüsse oder Alterungseinflüsse, die daher für Ultraschallverfahren und Verfahren der niederfrequenten Strukturmechanik gleichermaßen relevant und daher kein entscheidendes Bewertungsmerkmal sind. Darüber hinaus existieren Störeinflüsse im hochfrequenten Bereich, beispielsweise Impaktanregung durch Steinwurf im Unterflurbereich bzw. Einkopplungen des HV-Systems (z.B. Elektromotor, Inverter). Da diese Störeinflüsse im Arbeitsbereich von Ultraschallverfahren liegen, können die Störsignale nicht gefiltert und die Wandler nicht isoliert werden.

Zusammenfassend sind Ultraschallverfahren aufgrund hoher Komplexität, geringer Reife und mangelnder Verfügbarkeit serientauglicher Systeme des Datenakquisesystems sowie der geometrischen Einschränkungen auf ein- und zweidimensionale Strukturen für automobiler HVS als ungeeignet einzustufen. Die deutlich höhere Sensibilität bis zu Schäden auf mikroskopischer Ebene ist im Umfeld des Brücken- und Flugzeugbaus aufgrund unmittelbarer drastischer Folgen mechanischer Schäden kritische Eigenschaft. Da der im Rahmen der Arbeit exemplarisch betrachtete Schadensmodus eines Bruchs der Zellmodulanbindung nicht unmittelbar sondern erst bezüglich nachfolgender Belastungen kritisch ist, ist die hohe Sensibilität nicht erforderlich. Demgegenüber weisen Methoden der niederfrequenten Strukturmechanik aufgrund geringerer Komplexität, geringeren Umfangs und hoher Robustheit des Datenakquisesystems für die Anwendung in automobilen HVS Anwendungspotentiale auf. Es gilt allerdings zu überprüfen, ob die verfahrensbedingt geringere Sensibilität – hier Schäden auf makroskopischer Ebene – für den charakteristischen Schadensmodus Modulfußbruch ausreichend ist.

Die Sensibilität wird maßgeblich von der gewählten Methode der Signalanalyse bestimmt. Da für die Auswirkung von Schadenseinflüssen von HVS keine und für die Auswirkung von Störeinflüssen lediglich einzelne Untersuchungen auf Zellmodulebene im Stand der Technik verfügbar sind, können Methoden nicht hinsichtlich Eignung absolut bewertet werden. Daher werden verfügbare Methoden nachfolgend anhand in der Literatur bekannter Charakteristika gegenübergestellt, mit dem Ziel der Entwicklung einer Rangfolge bezüglich der Eignung zur Schadensdiagnose an HVS. Modellbasierte Methoden werden grundsätzlich ausgeschlossen, da diese heute nicht automatisiert werden können bzw. extensive Modellanpassung mit rechenintensiven physikalischen Modellen erfordern und somit als für die Großserienanwendung ungeeignet eingestuft werden [44].

Wie in Kapitel 2.2.3 beschrieben ist das Anwendungspotential der Signalanalysemethoden grundsätzlich von der Komplexität der zu untersuchenden Struktur abhängig, aus der wiederum die modale Dichte sowie das Risiko für Änderungen der Modell-Ordnung resultiert. Hochvoltspeicher weisen im Vergleich zu Bauwerken und Strukturen der Luft- und Raumfahrt eine Rahmenstruktur auf, in die wiederum die Zellmodule als Substrukturen mit eigener, lokaler Dynamik integriert sind. Eine Beschädigung der Anbindungspunkte dieser Substrukturen bewirkt die Entstehung neuer und die Verschiebung aller, dann vorliegender lokaler und globaler Schwingformen und somit eine Modell-Ordnungsänderung, wie die in Kapitel 5 beschriebenen Experimente am HVS des BMW i3 zeigen. Diese Modell-Ordnungsänderung ist ein relevanter Aspekt bei der Bewertung von Signalanalysemethoden. Weiterhin ist eine Unabhängigkeit des SHM-Systems bezüglich variabler Anregungsamplituden und Spektren vorteilhaft, da über die Fahrzeugflotte eine Vielfalt verschiedener Fahrsituationen und Fahrbahnanregungen vorliegen.

Methoden der statistischen Zeitreihenmodellierung stellen keine Möglichkeit zur Kompensation einer Anregungsabhängigkeit bereit. Bei parametrischen Methoden wird der Signalanalyseprozess anhand eines einzelnen Systemzustandes parametrisiert, wodurch die Modell-Ordnungsänderung in Folge einer Schädigung zusätzlich zu Unstetigkeiten in der Merkmalsextraktion und zu Informationsverlust allgemein führt. Des Weiteren können Modellparameter für Schadensfälle nur eingeschränkt physikalisch interpretiert werden. Nicht-parametrische Methoden dagegen können nur statistisch ausgewertet werden. Die statistischen Größen beinhalten generell eine Abweichungsinformation, in der sowohl Frequenz- als auch Amplitudenabweichungen überlagert vorliegen. Diese Methoden sind zumeist nur für SHM-Level 0 geeignet.

---

Die Modell-Ordnungsänderung ist ein Kernproblem des auf modalen Größen basierenden Modellabgleichs aus dem auch die modalbasierte Schadensdiagnose besteht. Die Modellordnungsänderung ist hier unter den Begriffen *Mode-Splitting* und *Mode-Shifts* bekannt. Zur Extraktion der modalen Größen werden Methoden der Modalanalyse angewandt, die als Anpassung eines parametrisierten Modells an Messdaten interpretiert werden kann [12]. Aufgrund dessen liegen vergleichbare Defizite zu parametrischen Methoden der statistischen Zeitreihenmodellierung vor. Methoden im modalen Bereich weisen im Vergleich zum Zeit- und Frequenzbereich zusätzlich die geringste Anzahl extrahierter Merkmale und somit die geringste Schadenssensitivität auf.

Methoden im Frequenzbereich können bezüglich der Sensitivität und Anregungsabhängigkeit als Kompromiss zwischen dem modalen und dem Zeitbereich interpretiert werden. Mit Übertragungsfunktionen ist eine inhärente Kompensation der Anregungsabhängigkeit gegeben solange ein lineares Systemverhalten vorliegt. Auf der anderen Seite ist die Transformation in den Frequenzbereich automatisierbar, wodurch Analysefehler vermieden werden. Zudem bestehen die resultierenden FRFs aus einer signifikant höheren Anzahl an Datenpunkten, wodurch ein höherer Informationsgehalt bezüglich Schadenseinflüssen und somit eine höhere Sensitivität diesbezüglich gegeben ist. Aufgrund dessen weisen Methoden im Frequenzbereich das höchste Anwendungspotential für HVS auf.

Innerhalb der Frequenzbereichsmethoden existieren diverse Methoden der Extraktion schadenssensitiver Merkmale aus FRFs. *Curvature*-basierte Methoden sind grundsätzlich nur für ein- oder zweidimensionale Strukturen geeignet und scheiden daher sowohl im modalen als auch im Frequenzbereich aus. FRF-Matrizen können aufgrund der hohen Datenmenge nicht direkt als Merkmale genutzt werden. Bei Komprimierungsmethoden werden Projektionsmatrizen auf Basis des initialen Zustands ermittelt. Dieser Vorgang kann als Kalibrierungsprozess ähnlich der parametrischen, statistischen Zeitreihenmodellierung interpretiert werden. Analog entstehen bei der Komprimierung von in Schadenszuständen ermittelten FRF-Matrizen Nachteile wie Informationsverlust und schlechte Konditionierung.

Demgegenüber können FRF-Korrelationsmaße genutzt werden, um FRF-Matrizen unterschiedlicher Zustände ohne die Notwendigkeit von Modellannahmen und damit unabhängig gegenüber Modellordnungsänderungen zu vergleichen. Beispielsweise ist ein Vergleich von ODS analog des MAC-Kriteriums möglich, wobei insbesondere die physikalische Interpretierbarkeit der berechneten schadenssensitiven Größen trotz *Mode-Splitting* und *Mode-Shifts* gewahrt wird [117, 85, 100]. FRF-Korrelationsmaße können hierbei als ein gewichteter Abgleich der Einträge von FRF-Matrizen interpretiert werden. Welche Aspekte der FRF-Matrizen gewichtet werden, hängt dabei von der Definition des Ähnlichkeitsmaßes ab. Die Herausforderung besteht darin, in der Offline-Phase der Entwicklung von SHM-Systemen Ähnlichkeitsmaße zu ermitteln, die bezüglich der aus Schäden resultierenden Änderungen der Systemantwort sensitiv, jedoch gegenüber Störeinflüssen insensitiv sind [112]. Zur Erreichung höherer SHM-Level sind zusätzlich Sensitivitäten notwendig, die bezüglich zu differenzierender Schadensparameter unabhängig sind. Generell sind dazu multiple Maße unkorrelierter Sensitivitäten notwendig [5, 112, 59].

Zusammenfassend wird für Methoden im Frequenzbereich das größte Anwendungspotential festgestellt. Im Gegensatz zu Methoden im Zeitbereich ist eine Kompensation der Anregungsabhängigkeit inhärent gegeben, ohne dass durch die Transformation in den Frequenzbereich erhöhter Informationsverlust entsteht. Gegenüber modalbasierten Methoden werden durch die automatisierte Transformation Approximationsfehler bei der Modalanalyse vermieden. Zusätzlich weisen FRFs einen signifikant höheren Informationsgehalt bezüglich Änderungen im Systemverhalten auf. Innerhalb der Frequenzbereichsverfahren ist die FRF-KM-basierte Schadensdiagnose vorzuziehen, da diese nicht auf Modellannahmen basiert und somit unabhängig von den aufgrund von Schadenseinflüssen typischen Modellordnungsänderungen ist.



---

## 4. Randbedingungen der Überprüfung der Anwendbarkeit der gewählten Strukturüberwachungsmethode

---

Basierend auf der in Kapitel 3.2 beschriebenen qualitativen Bewertung des Anwendungspotentials bestehender SHM-Methoden wird in den Kapiteln 5 bis 9 die Anwendbarkeit der gewählten Methode überprüft. Im vorliegenden Kapitel wird der Rahmen dieser Untersuchungen geschaffen.

Das Anwendungspotential hängt wesentlich von Randbedingungen wie erreichbarer Genauigkeit, Auflösung (SHM-Level), notwendiger Robustheit gegenüber unkontrollierter Störeinflüsse sowie der Menge zur Verfügung stehender Informationen bzw. Rechenkapazitäten ab. Diese Randbedingungen werden fortan als Diagnoserandbedingungen bezeichnet. Zunächst werden daher der Aufbau, kritische Strukturmerkmale und relevante Schadensszenarien des exemplarischen HVS vorgestellt. Anschließend werden aus den Schadensszenarien Diagnoseziele abgeleitet sowie relevante Störeinflüsse ausgewählt. Abschließend werden im SdT für SHM verfügbare FRF-KM-Sets vorgestellt und das Vorgehen zur Überprüfung der Anwendbarkeit erläutert.

### 4.1. Vorstellung des untersuchten HochvoltSpeichers

Im Rahmen der Arbeit wird die Methode der nicht-parametrischen, vergleichenden, FRF-korrelationsmaßbasierten Strukturüberwachung am HVS des BMW i3 exemplarisch angewandt. Anfänglich wird der Aufbau und die Integration in die Fahrzeugstruktur des untersuchten HVS vorgestellt, der in Abbildung 4.1 dargestellt ist.

Der HVS ist modular aufgebaut, bestehend aus acht Zellmodulen mit jeweils 12 prismatischen Zellen. Die Zellmodule werden aus je zwei Zellstapeln, die mit zwei Druckplatten und vier Zugankern aus Aluminium verspannt sind, gebildet. Zur elektrischen Isolation ist zwischen allen Zellen eine beidseitig klebende Folie aus PET sowie zwischen den Zellen und den Rahmenbauteilen ein Isolationsmantel aus Polypropylen verbaut. Während der Fertigung werden die Zellstacks mit den Druckplatten verpresst und in diesem Zustand die Zuganker verschweißt, sodass im Modul eine Vorspannkraft verbleibt. Als Schnittstelle zum Kühlsystem wird ein Wärmeleitblech an die Zellunterseiten geklebt. Dieses steht mit dem zwischen Gehäuse und Zellmodulen längs angeordneten Kühlkanälen im Kontakt. Die Kühlkanäle werden hierbei von Federschienen gegen die Zellmodule verspannt. Für die elektrische Verschaltung werden Zellverbinder aus Aluminium auf die Zellterminals geschweißt. Die Zellverbinder werden vor der Verschweißung durch einen Kunststoffrahmen gehalten, der nach der Verschweißung nur noch der Montage der Kunststoffabdeckung zur Gewährleistung des Berührschutzes dient. Zur elektrischen Verbindung ist im ZKS jedes Zellmoduls ein Modulverbinder und eine Buchse integriert. Zur Überwachung der Einzelzellspannungen und -temperaturen sind Spannungsabgriffe und Temperatursensoren ins ZKS integriert, die je Zellmodul von einer sog. CSC (engl. *cell supervision circuit*) überwacht werden. Die CSCs sind mit der Speicher-Management-Einheit (SME) verbunden, die zusammen mit der Schaltbox das Batterie-Management-System bildet. Die Zellmodule werden mit Muttern auf jeweils

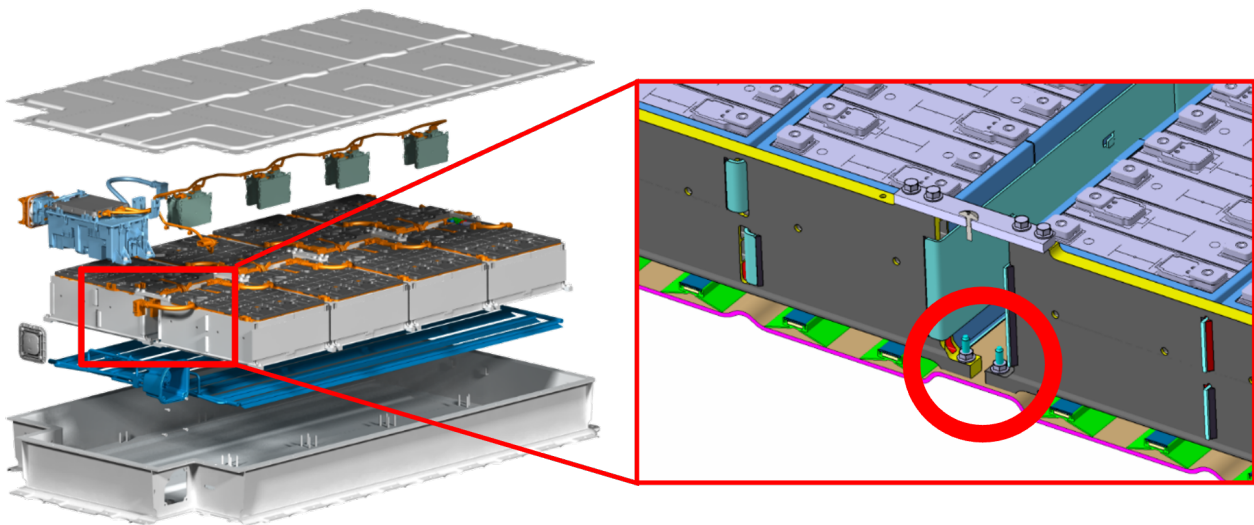


Abbildung 4.1.: Aufbau des HVS und kritisches Strukturmerkmal Modulfuß

vier Bolzen, die im Gehäuse verschweißt sind, montiert. Zur Versteifung werden benachbarte Zellmodul zusätzlich über sog. Modulbrücken miteinander verbunden. Das Gehäuse besteht aus einer als Aluminium-Schweißkonstruktion ausgeführten Batteriewanne und einem im kathodischen Tauchlackverfahren (KTL) beschichteten Deckel aus Stahl.

Der HVS ist umlaufend über Schraubverbindungen in das sog. Drive-Modul, eine Rahmenstruktur aus Aluminium-Strangpressprofilen, integriert, das die strukturellen mechanischen Funktionen, z.B. Energieabsorption im Crashfall oder Steifigkeit für Fahreigenschaften im Wesentlichen übernimmt. Im Drive-Modul sind neben dem HVS auch der Elektromotor sowie diverse Nebenaggregate integriert. Es bildet die strukturelle Basis für das sog. Life-Modul, das die Grundstruktur der Fahrgastzelle bildet und zum Großteil aus Kohlefaserbauteilen besteht.

Wie in Kapitel 3.1 beschrieben stellt die Modulanbindung aufgrund ihrer Bedeutung für die Fahrzeugsicherheit und -funktion sowie aufgrund des Risikos einer Unterdimensionierung resultierend aus unsicheren Lastannahmen bezüglich Unterflurimpakts aus Sicht der Strukturüberwachung ein kritisches Strukturmerkmal dar. Für den untersuchten HVS bestätigt ein Grenzversuch mit überhöhter Last diese Relevanz. Darstellung 4.2 a) zeigt das äußerliche Schadensbild an der Grundplatte des Gehäuses nach einem Impakt im Unterflurbereich. Darstellung 4.2 zeigt b) den vollständigen Bruch eines äußeren Modulfußes. Neben dem gezeigten Modulfuß war auch der zweite Fuß derselben Druckplatte sowie die Schraubverbindung zur Modulbrücke abgerissen.

## 4.2. Schadensszenarien und Diagnoseziele

In diesem Abschnitt werden aus verursachenden Schadensszenarien mögliche Schadenszustände des zuvor beschriebenen kritischen Strukturmerkmal Modulfußes systematisch abgeleitet und zugehörige Zustandsparameter definiert. Schadensszenarien sind als Fahrsituationen zu verstehen, bei denen eine Beschädigung durch einen Unterflurimpakt stattfindet. Schadenszustand wird als Kombination verschiedener gleichzeitig gebrochener Modulfüße definiert. Zustandsparameter sind beispielsweise die Anzahl oder die Position betroffener Modulfüße. Wie in Kapitel 2.1.3 beschrieben sind für Unterflurimpakts

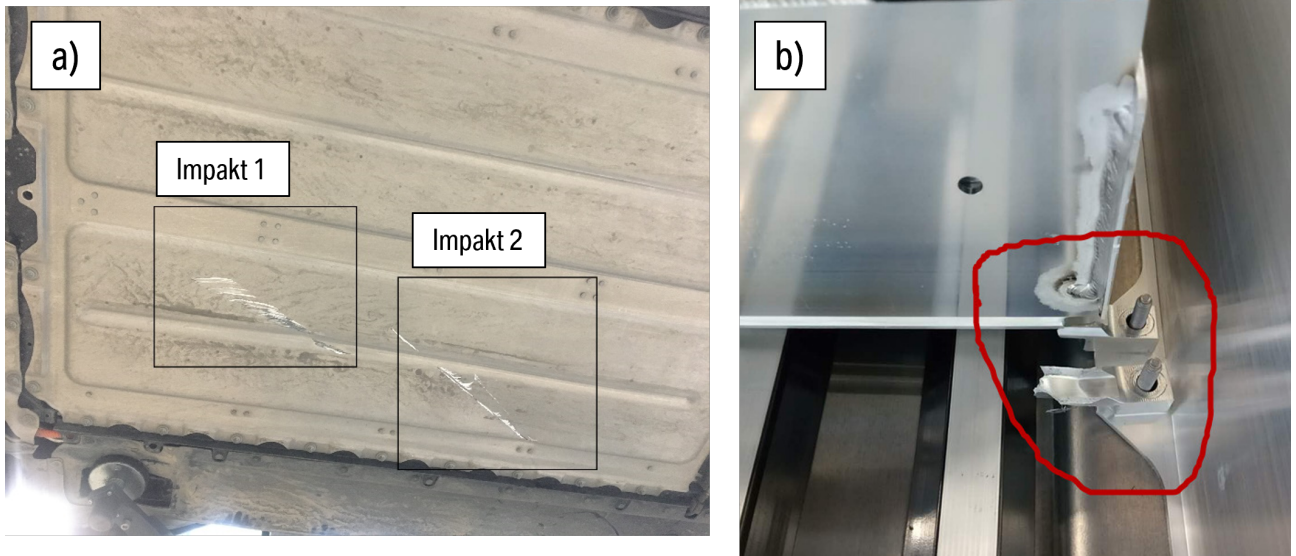


Abbildung 4.2.: Schadensfall in Produkterprobung: a) äußerliches Schadensbild, b) Schadensfolge gebrochene Modulfüsse

aktuell keine standardisierten Lastfälle verfügbar, insofern werden für die vorliegende Arbeit eigene Szenarien auf Basis möglicher Fahrsituationen definiert. Es wird angenommen, dass ein Impakt entweder bei erhöhter Geschwindigkeit, z.B. Überfahren eines auf der Straße liegenden Fremdkörpers, oder bei niedriger Geschwindigkeit, z.B. Bordsteinabfahrt und Fallen auf einen Gegenstand, auftreten kann. Bei niedriger Geschwindigkeit wird von einer annähernd punktförmigen Deformation ausgegangen. Bei wie in dem exemplarischen Grenzversuch vorliegender, erhöhter Geschwindigkeit wird angenommen, dass sich die Deformation ca. über die Länge eines Moduls, ausprägt. Abhängig von Impaktposition und der in diesem Moment vorliegenden Fahrtrichtung und -geschwindigkeit können einzelne oder mehrere Modulfüsse gleichzeitig geschädigt werden. Aus den beschriebenen Annahmen wird die Menge Schadensszenarien abgeleitet, die in Tabelle 4.1 abgebildet sind.

Tabelle 4.1.: Übersicht über Schadensszenarien: Identifikationsnummern ID, Anzahl beschädigter Anbindungspunkte  $N_{AP}$  und verursachende Betriebsszenarien

ID	$N_{AP}$	Schadensszenario
1.1	1	Lokaler Impakt aussen
1.2	1	Lokaler Impakt innen
1.3	2	Lokaler Impakt innen, zwischen zwei Modulen
2.1	2	Impakt mittig an Druckplatte
2.2	2	Lokaler impakt aussen zwischen Füßen benachbarter Module
2.3	2	Lokaler impakt innen zwischen Füßen benachbarter Module
2.4	4	Lokaler Impakt mittig an Druckplatte und zwischen benachbarten Modulen
2.5	2	Impakt bei Kurvenfahrt
2.6	2	Impakt bei Geradeausfahrt, zwischen zwei Füßen, gleiches Modul, aussen
2.7	2	Impakt bei Geradeausfahrt, zwischen zwei Füßen, gleiches Modul, innen
2.8	4	Lokaler Impakt, mittig an vier Modulfüßen

Die Schadensszenarien und deren Zustände werden entsprechend der Anzahl gebrochener Modulanbindungspunkte  $N_{AP}$  als Zustände ersten, zweiten und vierten Grades bezeichnet. Betroffene Modulanbindungspunkte werden stets als vollständig gebrochen definiert. Grundlage hierfür bilden Erkenntnisse aus Kurzzeit- und Langzeitfestigkeitsversuchen während der Auslegung dieses und anderer HVS der Firma BMW, in denen sich zeigte, dass sowohl ein Aufschwingen, eine Lastumlagerung auf nicht-tragfähige Bauteile als auch die Bildung von Abrieb erst nach einem vollständigen Bruch von Modulanbindungspunkten auftreten. Die Vermeidung von Folgeschäden und Kurzschlüssen durch Kontakt stromführender Bauteile oder die Unterschreitung von Luft- und Kriechstrecken sind, wie in Abschnitt 3.1 beschrieben, wesentliche Motivatoren für die Entwicklung eines SHM-Systems.

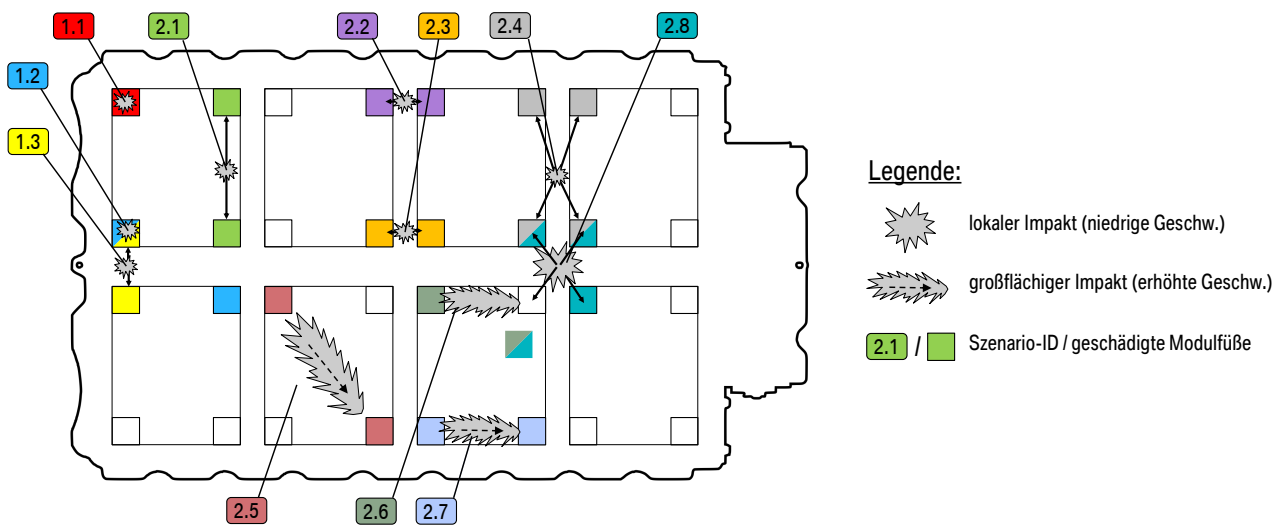


Abbildung 4.3.: Exemplarische Darstellung der Ableitung geschädigter Modulfüße aus Schadensszenarien

Die Schadenszustände werden nach verursachenden Schadensszenarien gruppiert. Abbildung 4.3 veranschaulicht die Vorgehensweise zur Ableitung gebrochener Modulfüße aus dem verursachenden Schadensszenario. Es wird zwischen lokalen und großflächigen Impakts unterschieden. Abhängig von der Position eines Impakts werden entweder unmittelbar neben dem Impakt gelegene oder solche, die über mechanische Strukturen, z.B. Druckplatten oder den Zellstack, einen Übertragungsweg zum Impakt besitzen als betroffen definiert. ID 1.1 und ID 1.2 beinhalten lokale Impakts, die Modulfüße direkt treffen. Darüberhinaus werden lokale Impakts zwischen benachbarten Füßen, z.B. ID 1.3 und 2.1, berücksichtigt, wobei hier der Übertragungsweg über den Gehäuseboden bzw. die Druckplatte gegeben ist. Bei großflächigen Impakts wird von einem Kratzförmigen Schadensbild, das Modulfüße beschädigt, die entlang des Impaktverlaufs verortet sind (bspw. 2.5).

Innerhalb der Gruppen werden die Zustände nach der in Abbildung 4.4 veranschaulichten Logik nummeriert. Jeder Schadenszustand kann dadurch identifiziert werden, welcher oder welche Modulanbindungspunkte betroffen sind. Diese werden daher als Schlüsselattribute bezeichnet. Abbildung 4.4 b) zeigt die Nummerierungskonvention von Modulen und Modulanbindungspunkten.

Auf Basis der Schadenszustände werden nachfolgend Diagnoseziele angelehnt an SHM-Level (vgl. Kapitel 2.2.2) und unter Berücksichtigung des Nutzens im Kontext von HVS definiert. Tabelle 4.2 zeigt die definierten Diagnoseziele, zugehörige SHM-Level sowie eine knappe Erläuterung des Nutzens eines Diagnoseergebnis. Darüber hinaus ist je Diagnoseziel die Anzahl zu differenzierender Klassen sowie die Art des Klassifizierungsproblems dargestellt.



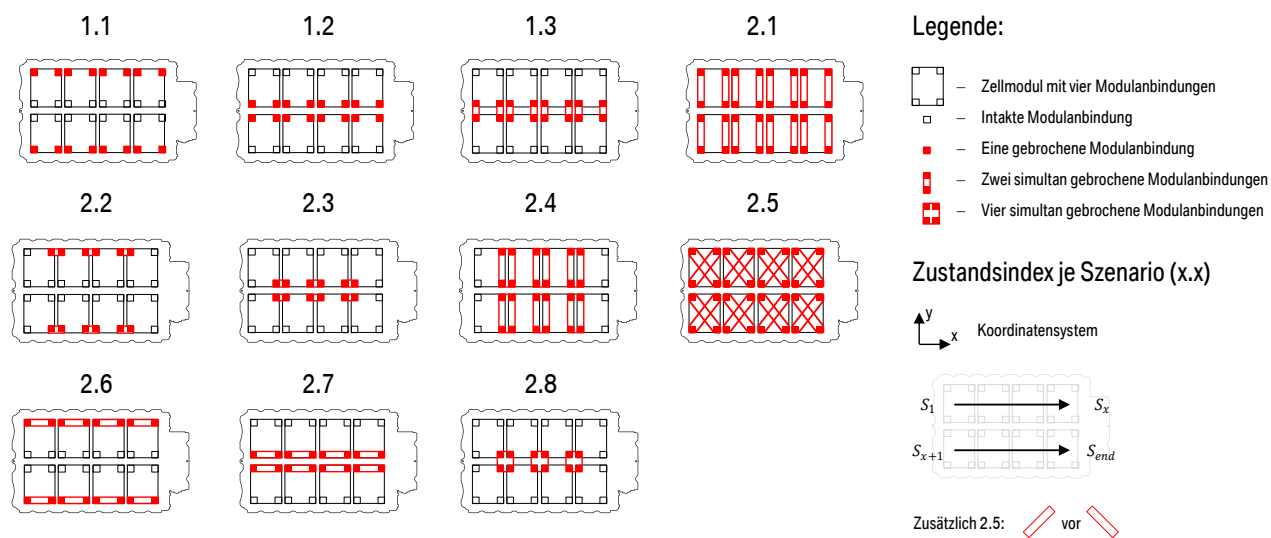


Abbildung 4.4.: Strukturierung Schadensszenarien

Die Nutzenbewertung hängt von der Einstufung von Schadensfolgen ab, die je HVS im Einzelfall ermittelt werden müssen. So ist ein Schaden im vorliegenden Beispiel eher als sicherheitsrelevant einzustufen, da das Aufschwingen eines Zellmoduls aufgrund einer Fahrbahnanregung den Abstand zwischen dem ZKS und dem HVS-Deckel beeinflusst und so das Risiko eines Kurzschlusses birgt. In HVS des MEB beeinträchtigt eine beschädigte Modulbefestigung den Wärmeübergang zum Kühlsystem, das im HVS-Boden integriert ist. Diese Beeinträchtigung des Wärmeübergangs kann zu höheren Zelltemperaturen und dadurch zu einer Einschränkung der Leistung oder Lebensdauer führen. Um die Übertragbarkeit der Ergebnisse der vorliegenden Arbeit zu unterstützen, werden nicht nur die für den gewählten HVS spezifischen Nutzen sondern auch für konzeptuell ähnliche HVS, wie in Kapitel 3.1 beschrieben, berücksichtigt.

Ähnlich den SHM-Leveln weisen auch die Diagnoseziele eine hierarchische Ordnung auf. Diese ist in Abbildung 4.5 in einem gerichteten Graphen visualisiert. Die Knoten des Graphen spiegeln Diagnoseziele

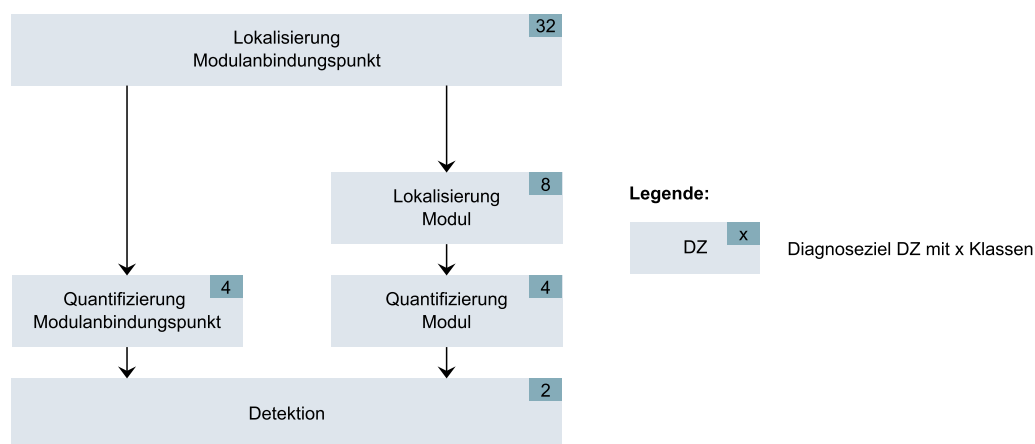


Abbildung 4.5.: Hierarchie der berücksichtigten Diagnoseziele

Tabelle 4.2.: Übersicht über untersuchte Diagnoseziele

Diagnoseziel	SHM-Level	$N_{\text{out}}$	Klassifizierungsproblem	Nutzen
Detektion	1	1	Binär	Binärer Trigger, z.B. Auslösung einer Warnmeldung oder Fahrleistungseinschränkung
Quantifizierung Anzahl Module	4	4	Multi-Class	Abgleich Ersatzteilverfügbarkeit vor Reparatur
Quantifizierung Anzahl Füße	4	4	Multi-Class	Gestufter Trigger (4-Stufen), Prämisse: Anzahl betroffener Module korreliert mit Kritikalität des Zustandes
Lokalisierung Module	2	8	Multi-Label	Reduktion von Reparaturkosten durch gezielte Befundung Gestufter Trigger (8-Stufen): Prämisse: Position betroffener Module korreliert mit Kritikalität des Zustandes
Lokalisierung Füße	2	32	Multi-Label	Gestufter Trigger (4-Stufen), Prämisse: Position betroffener Füße korreliert mit Kritikalität des Zustandes

wider. Die Verbindungen symbolisieren, dass aus einem beliebigen Knoten alle entlang der Richtung der Verbindungen verknüpften aus diesem erschlossen werden können. So ist es beispielsweise möglich aus der Lokalisierung betroffener Modulfüße die Anzahl betroffener Füße, die Position und Anzahl betroffener Module und das Vorhandensein eines Schadens abzuleiten.

In den nachfolgenden Kapiteln wird die Prognosegüte der FRF-KM-basierten Schadensdiagnose mit KNN quantifiziert. Als Maß der Prognosegüte werden je nach Klassifikationsproblem unterschiedliche Fehlerraten herangezogen.

Für binäre Klassifikationsprobleme wird die Fehlerrate  $FR_{(BC)}$  herangezogen, die definiert ist als

$$FR_{(BC)} = \frac{1}{2}(FPR_{cond}(0) + FNR_{cond}(0)) \quad (4.1)$$

mit  $FPR_{cond}(x)$  der FPR unter der Bedingung  $TPR \leq x$  und  $FNR_{cond}(x)$  der FNR unter der Bedingung  $TNR \leq x$ . Die Summanden in (4.1) können als komplementäre Fehlerrate zu der Mindestfähigkeit  $x$  einer sicherheits- (TPR) oder funktionsrelevanten (TNR) Diagnose interpretiert werden. Durch die Verwendung von FPR und FNR als Basis der Prognosegüte wird die Robustheit gegenüber ungleich verteilten Klassenhäufigkeit gestärkt, da die Fehlerrate je Klasse bestimmt wird [78, 64]. Im Rahmen der Arbeit wird  $x$  stets zu 100% gewählt. Wie in Kapitel 2.3 beschrieben werden Multi-Label-Klassifikationsprobleme als eine Menge binärer Probleme behandelt. Dementsprechend wird die Fehlerrate  $FR_{(ML)}$  gemäß

$$FR_{(ML)} = \sum_{i=1}^N FR_{(BC,i)} \quad (4.2)$$

definiert als die Summe der binären Fehlerraten  $FR_{(BC,i)}$  der Menge an  $N$  Klassen. Im Gegensatz zu binären und Multi-Label-Problemen ist bei Multi-Class-Problemen die Ausgabe eines KNN nativ als Klassenentscheidung interpretierbar. Es muss kein Grenzwert gewählt werden. Für diese Problemart

wird die Fehlerrate  $FR_{(MC)}$  gemäß

$$FR_{(MC)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N FNR_i^{(OvR)} \quad (4.3)$$

definiert als der Mittelwert der Rate falsch klassifizierter Sample der  $i$ -ten wahren Klasse  $FNR_i^{(OvR)}$ .

Die zuvor definierten Maße der Prognosegüte werden zur Feststellung der Eignung eines KNN je nach Diagnoseziel genutzt. Ziel der Arbeit ist die Bewertung der Eignung für HVS. Die Anforderungen an zulässige Fehlerraten hängt von HVS zu HVS von operationalen und strukturellen Bedingungen ab. Zur Maximierung der Generalität der im Weiteren getroffenen Schlussfolgerungen werden solche Diagnoseziele als geeignet erreicht angenommen, die eine Fehlerrate von 0 % aufweisen.

### 4.3. Relevante Störeinflüsse

Die wesentliche Herausforderung vibrationsbasierter Schadensüberwachung liegt in der Differenzierung bzw. Zuordnung von Änderungen im Systemverhalten zu Schadens- bzw. Störeinflüssen [112]. Unter Störeinflüssen werden alle Nicht-Schadenseinflüsse verstanden, die das Übertragungsverhalten signifikant verändern. Nachfolgend werden Störeinflüsse der Strukturodynamik von HVS oder deren Messung erläutert und hinsichtlich der Relevanz für die FRF-KM-basierte, vergleichende, nicht-parametrische Schadensdiagnose bewertet. In Tabelle 4.3 ist eine Übersicht über diese Störeinflüsse und relevante Charakteristika dargestellt.

Tabelle 4.3.: Störeinflüsse auf die Strukturodynamik von HVS und die FRF-KM-basierte, vergleichende Schadensdiagnose

Störeinfluss	Art der Unsicherheit	Zeitraum	Kompensierbarkeit
Messrauschen	Aleatorisch	-	nicht kontrollierbar
Temperatur	Epistemisch	min-h	Kompensation durch Sensierung und Modellierung, erschwert durch Temperaturgradienten
Ladezustand (SoC)	Epistemisch	min-h	Kompensation durch Sensierung und Modellierung, nur Zellen betroffen
Zellalterung (SoH)	Epistemisch	m-y	Filtermethoden
Materialalterung	Aleatorisch	m-y	Filtermethoden
Toleranzen / Fertigungsschwankungen		----- n.r. aufgrund vergleichender Schadensdiagnose -----	
Bauliche Änderung, z.B. Reparatur		----- n.r. aufgrund vergleichender Schadensdiagnose -----	

Spalte zwei kategorisiert die Störeinflüsse nach der Art der Unsicherheit in epistemisch (zufällige und nicht erfasste) und aleatorische (systematische) Einflüsse. In Spalte drei ist der Zeitraum aufgeführt, über den sich ein Einfluss auswirkt. In Spalte vier ist dargestellt, ob und wie Störeinflüsse für die Schadensdiagnose kompensiert werden können.

Da die Schadensdiagnose auf der Erfassung von Messgrößen basiert muss Messrauschen berücksichtigt werden. Die Ausprägung hängt hierbei von den in der Messkette genutzten Technologien, unter anderem der Sensorik sowie der Signalerfassung und -aufbereitung ab. Messrauschen kann als weißes Rauschen berücksichtigt werden. In der Literatur sind Rauschniveaus bis 20% zu finden [21, 73].

---

Temperaturveränderungen sind sowohl im Bauingenieurwesen und Luft- und Raumfahrt als auch bei Lithium-Ionen Zellen als signifikanter Einfluss auf die Strukturmechanik bekannt. Der Einfluss auf die Strukturmechanik resultiert aus der Temperaturabhängigkeit der elastischen Eigenschaften, die für die meisten Konstruktionsmaterialien vorliegt [67].

FARRAR et al. Finden beispielsweise für die I-40 Brücke in Neu Mexiko, dass Eigenfrequenzänderungen aufgrund von Temperaturänderungen über einen Tagesverlauf vergleichbar ausgeprägt sind wie Änderungen aufgrund einer Schädigung [44]. Für die Diskussion weiterer Fälle sei beispielsweise an [44] oder [49] verwiesen.

Während für HVS noch keine Untersuchungen zum Temperatureinfluss bekannt sind, existieren für einzelne Lithium-Ionen Zellen einige experimentelle Untersuchungen, die zeigen, dass eine Temperaturerhöhung wie für klassische Materialien zu einer Verringerung der Eigenfrequenzen führt [124, 24]. Im Gegensatz zu einer Temperaturerhöhung steigen die Eigenfrequenzen bei hohen SoC und zunehmender Alterung (engl. *State of Health*) (SoH).

Weitere Untersuchungen zeigen, dass diese Sensitivitäten, wenn auch in abgeschwächter Form, auf die Zellmodulebene propagieren. SoC- und SoH-Änderungen wirken sich hierbei ähnlich einer Temperaturveränderung global aus, d.h. es ist eine vergleichbare Frequenzverschiebung ohne signifikante Veränderung der Schwingformen zu beobachten. [13]

Für die darüberliegende HVS-Ebene sind bisher keine Untersuchungen bekannt, aufgrund der Propagation von Zell- auf Zellmodul-Ebene liegt jedoch nahe, dass auch hier ein Einfluss vorliegt. Alle Untersuchungen beschränken sich auf prismatische Zellen mit Nickel-Mangan-Kobalt Chemie der Kathode. Methoden zur Abbildung der Einflüsse in einem FE-Modell sind bisher noch weitestgehend unerforscht. Im Gegensatz zur Temperaturabhängigkeit sind die der SoC- und SoH-Abhängigkeit zugrundeliegenden Prozesse noch unklar.

Neben der Zellalterung existieren diverse Alterungseffekte für die elastischen Eigenschaften in HVS eingesetzter Werkstoffe und Verbindungstechnologien. So können Kunst- und Klebstoffe unter anderem aufgrund von Feuchte oder temperaturabhängiger Alterung degradieren [35]. Des Weiteren ist eine Degradation unter anderem von Klebe- und Schweißverbindungen sowie von Faser-Verbund-Kunststoffen aufgrund zyklischer mechanischer Belastung bekannt [130].

Der Vollständigkeit halber seien auch Material-, Form- und Lagetoleranzen sowie Einflüsse aufgrund baulicher Änderungen erwähnt. Im Vergleich zweier baugleicher HVS bzw. des Zustands vor und nach einer baulichen Änderung sind Abweichungen der Strukturmechanik denkbar.

Ein Ziel der Arbeit ist die Verifikation der Anwendbarkeit der FRF-KM-basierten, vergleichenden Schadensdiagnose auf HVS. Daher werden die Störeinflüsse hinsichtlich Relevanz für die Anwendbarkeit untersucht und im weiteren Verlauf zu berücksichtigende abgeleitet.

Einflüsse werden als relevant angenommen, wenn sie entweder nicht kompensiert werden können oder wenn durch die Implementierung der Kompensation von einer signifikanten Erhöhung der Kosten und Komplexität des SHM-Systems auszugehen ist. Einflüsse werden als nicht relevant eingestuft, sofern diese durch die Diagnosemethode nativ oder durch etablierte Methoden ohne signifikante negative Auswirkungen kompensiert werden können.

Effekte, die sich auf unterschiedlichen Zeitskalen auswirken, können durch die nicht-physikalische Modellierung der schadenssensitiven Merkmale kompensiert werden. Etablierte Methoden fallen in die Familie der Filterverfahren [37, 140]. Aufgrund dessen werden Alterungseffekte im Rahmen der Arbeit nicht untersucht.

Material-, Form- und Lagetoleranzen sind nicht relevant aufgrund des vergleichenden Prinzips der Schadensdiagnose (vgl. Kapitel 2.2.2). Gleiches gilt für bauliche Veränderungen am Fahrzeug oder dem HVS, beispielsweise in Folge einer Reparatur. Diese Änderungen können durch ein Zurücksetzen eliminiert werden, indem der als intakt bekannte Zustand nach der baulichen Änderungen als neuer

---

Vergleichszustand für die Schadensdiagnose herangezogen wird. [23, 44]

Temperatureinflüsse und die SoC-Abhängigkeit wirken sich sowohl in Art als auch Größenordnung vergleichbar aus. Beide Einflüsse sind Gegenstand aktueller Forschung, wobei besonders die zugrundeliegenden Prozesse bei der SoC-Abhängigkeit noch unerforscht sind. Da beide Einflüsse die Strukturdynamik systematisch beeinflussen können sie durch Sensierung und Modellierung kompensiert werden. Es ist davon auszugehen, dass die Erfassung der Temperatur über den gesamten HVS und die Fahrzeugstruktur aufwändiger ist als die Erfassung des SoC, da dieser Einfluss auf die Zellen beschränkt ist. Für die gewählte Schadensdiagnosemethode ist eine umfangreiche Datenbasis erforderlich (vgl. Abschnitt 2.2.2), zu deren Generierung ein FE-Modell herangezogen wird. Da speziell für die Modellierung der SoC-Abhängigkeit keine Methode bekannt ist, wird im Rahmen der Arbeit stellvertretend die Störgröße Temperatur untersucht. Der SoC wird in allen Untersuchungen konstant gehalten. Aufgrund der Ähnlichkeit der Sensitivitäten sind die Ergebnisse der nachfolgenden Abschnitte dennoch indikativ für die Robustheit der Schadensdiagnose gegenüber des SoC.

Neben der Temperaturabhängigkeit verbleibt Messrauschen als nicht kompensierbarer Störeinfluss. Zusammenfassend wird die Robustheit der gewählten Schadensdiagnosemethode nachfolgend gegenüber Temperaturschwankungen sowie gegenüber Messrauschen untersucht.

#### 4.4. Konfigurationen sensierter Freiheitsgrade

Neben den Störeinflüssen wird die Diagnosefähigkeit eines SHM-Systems bezüglich eines Diagnoseziels von den Messpositionen und Messrichtungen bestimmt. Eine Kombination aus Messposition und -richtung wird als Freiheitsgrad (engl. *Degree-of-Freedom*) (DoF) bezeichnet.

Für die Auswahl von DoFs für SHM existiert eine Vielzahl an Optimierungsmethoden, deren Ziel stets die Maximierung der linearen Unabhängigkeit der zu differenzierenden Schwingformen ist. Bei allen Methoden wird für die Optimierung ein Referenzzustand des Untersuchungsobjekts herangezogen - Methoden die auch geschädigte Zustände einbeziehen sind nicht bekannt. Mit steigender Anzahl an Sensoren nimmt sowohl die Differenzierbarkeit als auch Kosten und Komplexität des DAQ-Systems zu. [115, 142]

Als Grundlage für die Ableitung der Anwendbarkeit werden alle Diagnosefähigkeiten für mehrere DoF-Konfigurationen quantifiziert. Die Konfiguration mit der größten Zahl an DoFs wird so gewählt, dass die Strukturdynamik des Versuchsaufbaus und des korrespondierenden FE-Modells entsprechend der in [27] definierten vier Qualitätskriterien aufgelöst wird. Diese berücksichtigen die Zielfunktionen der zuvor beschriebenen Optimierungsmethoden. Darüber hinaus wird Aspekten wie Redundanz zur Steigerung der Robustheit oder zur Ermöglichung visueller Interpretation von Schwingformen Rechnung getragen. Ausgehend von dieser Konfiguration werden reduzierte Konfigurationen betrachtet, um den Einfluss einer reduzierten Anzahl an DoFs auf die Diagnosefähigkeiten zu quantifizieren.

#### 4.5. Merkmalsräume von FRF-Korrelationsmaßen

Im Rahmen der Arbeit wird die Anwendbarkeit der auf FRF-KM-basierenden Schadensdiagnose für HVS bewertet. Wie in Abschnitt 2.2.1 beschrieben hängt die Diagnosefähigkeit eines SHM-Systems maßgeblich von den schadenssensitiven Merkmalen im Merkmalsvektor ab.

Dazu werden nachfolgend alle im Stand der Technik zu SHM bekannten Merkmalsvektoren erläutert. Wie in Kapitel 2.3.4 beschrieben setzen sich Merkmalsvektoren in der Regel aus mehreren skalaren Merkmalen zusammen. Im Rahmen der FRF-KM-basierten Schadensdiagnose werden als skalare Merkmale FRF-KM genutzt. Um zu betonen, dass es sich bei Merkmalsvektoren um die Kombination mehrerer

FRF-KM handelt, werden Merkmalsvektoren fortan als FRF-KM-Set bezeichnet. In Tabelle 4.4 sind die bekannten FRF-KM-Sets, die Länge der resultierenden Merkmalsvektoren und die Quellenangabe dargestellt.

Tabelle 4.4.: Bestehende FRF-KM-Sets aus dem Bereich SHM

FRF-KM-Set	Anzahl Merkmale	Quelle
$GxC_{mean}$	2	[158, 159]
$WAIGxC$	$n_{int}$	[157]
$GxC$	$n_k$	[157]
$CFDAC$	3	[122, 123]

ZANG et al. nutzen zwei skalare FRF-Korrelationsmaße - die Mittelwerte des GSC und GAC (vgl. Kapitel 8.1.2.1) [158, 159]. Für GSC und GAC stellvertretend wird im folgenden die Bezeichnung  $GxC$  verwendet. In einer aufbauenden Untersuchung erweitern ZANG et al. dieses FRF-KM-Set, indem nicht jeweils der Mittelwert über den gesamten Frequenzbereich sondern über  $n_{int}$  Frequenzintervalle herangezogen wird. Die Maße werden als *Window-Averaged-Integration* GSC/GAC (WAIGSC/WAIGAC) bezeichnet und sind definiert als

$$WAIGxC_i = \frac{1}{N_q} \sum_{j=i}^{N_q} GxC(\omega_j) \quad (4.4)$$

der Mittelwert der  $GxC$ -Werte des  $i$ -ten Frequenzintervalls mit  $N_q$  Frequenzstützstellen. Die Anzahl an Frequenzintervallen kann hierbei zwischen 1 (= Mittelwert über ganzen Frequenzbereich) und der Anzahl an Frequenzstützstellen  $n_k$  der FRF-Matrix gewählt werden. Zusätzlich wird der beschriebene Grenzfall  $n_k$  übernommen. [157]

Das letzte, bekannte FRF-KM-Set besteht aus drei skalaren Maßen aus PEREZ et al.. Die Merkmale basieren auf FDAC mit komplexer Komplexwinkelinterpretation (vgl. (8.6)), die in PEREZ et al. komplexes FDAC (engl. *Complex FDAC*,  $CFDAC$ ) genannt werden und komplexwertig sind. Die  $CFDAC$  Matrizen werden sowohl für den Abgleich des Referenzzustands mit sich selbst  $CFDAC_{H^{(p)}, H^{(p)}}$  als auch für den Abgleich des zu diagnostizierenden Zustands mit dem Referenzzustand  $CFDAC_{H^{(p)}, H^{(u)}}$  berechnet mit  $H^{(p)}$  der FRF-Matrix des intakten Zustands (engl. *Pristine*) und  $H^{(u)}$  der FRF-Matrix des zu diagnostizierenden Zustands (engl. *Unknown*). Die Schadenssensitiven Merkmale werden anschließend als der SPCC (vgl. (8.24)) zwischen jeweils den Realteilen, den Imaginärteilen und den Beträgen der beiden  $CFDAC$ -Matrizen bestimmt. [123, 122]

## 4.6. Vorgehen zur Überprüfung der Anwendbarkeit

Die zuvor erläuterten Diagnoseziele, Störeinflüsse, DoF-Konfigurationen und FRF-KM-Sets stellen die Randbedingungen, innerhalb der die Anwendbarkeit der gewählten SHM-Methode im weiteren Verlauf bewertet wird, dar. In Abbildung 4.6 ist das zugehörige Vorgehen dargestellt.

Wie in Kapitel 2.2.2 beschrieben ist für die Erreichung von SHM-Level  $> 0$  eine umfassende Datenbasis aller zu berücksichtigenden Systemzustände notwendig, welche die Zustandsparameter (Schadens-/ Störeinflüsse) jeweils in Überlagerung und ausreichender Abtastung enthält.

Die Einstellung und Aufnahme eines Schadenszustandes nimmt experimentell durchschnittlich ca. 4 h in Anspruch. Aufgrund der großen Anzahl an Schadens- und Temperaturkombinationen der Datenba-

1	Experimentelle Untersuchungen	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Experimentelle Untersuchung der Auswirkung von Schadensbildern und Temperaturänderungen auf das Übertragungsverhalten des HVS.</li> <li>• Untersuchung des Übertragungsverhaltens von Substrukturen des Beispielsystems als Basis für den kaskadierten Modellabgleich.</li> </ul>
2	FE-Modellierung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• FE-Modellierung des untersuchten HVS und Abgleich mit dem experimentell ermittelten Übertragungsverhalten sowie der Schadens- und Temperatureinflüsse.</li> <li>• Generierung der Zustands-Datenbasis für die nachfolgenden Untersuchungen mit Hilfe des FE-Modell.</li> </ul>
3	Feststellung der Grenzen der Diagnosefähigkeit	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Training von KNN zur Ermittlung der Diagnosegüte.</li> <li>• Vollfaktorielle Variation versch. Diagnoserandbedingungen bzgl. Robustheit und Komplexität zur Untersuchung deren Einflusses auf die erreichbare Auflösung.</li> </ul>

Abbildung 4.6.: Vorgehen zur Untersuchung der Robustheit und Effizienz der vorgeschlagenen Schadensdiagnosemethode.

sis (Anzahl 1002, vgl. Tabelle 7.1) würde eine Gesamtversuchszeit von ca. 2 Jahren resultieren. Die Erstellung der Datenbasis erscheint im Rahmen der Arbeit aufgrund dessen rein experimentell nicht möglich. Daher wird ein hybrider Ansatz gewählt, bei dem die Schadens- und Störeinflüsse zunächst mit wenigen Parameterstufen und unter Ausnutzung der Symmetrie des Beispielsystems experimentell untersucht werden (Schritt 1). Auf Basis dieser Messergebnisse wird dann ein FE-Modell mit Stör- und Schadensparametern parametrisiert. Mit den Messdaten der experimentellen Einflussanalyse sowie mit Daten zusätzlicher Messungen ausgewählter Substrukturen (z.B. Einzelzellmodul, Gehäuse) wird das FE-Modell kaskadiert abgeglichen und entsprechend validiert. Mit diesem Modell wird anschließend der in den experimentellen Untersuchungen noch reduzierte Zustandsparameterraum virtuell erschlossen und die vollständige Datenbasis generiert (Schritt 2). Abschließend werden in Schritt 3 erreichbare Genauigkeiten je Diagnoseziel durch das Training von KNN-Klassifikatoren unter versch. Diagnoserandbedingungen ermittelt. Dazu werden zunächst für alle Zustände FRF-Korrelationsmaße berechnet, die dann als Merkmalsräume für die KNN herangezogen werden.





---

## 5. Experimentelle Untersuchung der Struktur­dynamik des Beispielsystems

---

Als Grundlage für die Kalibrierung des Finite-Elemente-Modells wird zunächst das grundlegende Schwingverhalten des HVS sowie einzelner Subsysteme experimentell analysiert. Die Schadenseinflüsse werden unter Ausnutzung des symmetrischen Aufbaus des HVS und in Überlagerung mit Temperatureinflüssen untersucht. Anfänglich werden der untersuchte Prüfling und der Prüfaufbau sowie die Abbildung der Schadens- und Temperatureinflüsse vorgestellt. Dann werden Subsysteme sowie zugehörige Einflussgrößen dargestellt, die zusätzlich zum Gesamtsystem vermessen werden, um eine kaskadierte Modellkalibrierung zu ermöglichen. Im Anschluss wird der Versuchsplan inkl. Parametervariation abgeleitet sowie die Versuchsrandbedingungen, u.a. Lagerung, Anregung, Sensorpositionierung, erläutert. Abschließend wird das ermittelte Schwingverhalten in Form von FRFs und Eigenmoden/-frequenzen inkl. Sensitivitäten diskutiert.

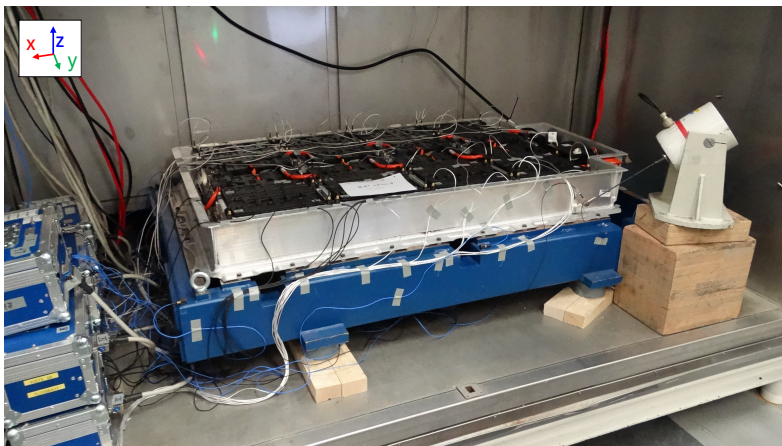
### 5.1. Versuchsplanung und Prüfaufbauten

Zunächst werden bauliche Änderungen am Prüfling erläutert. In Abbildung 5.1a ist der Prüfaufbau des Gesamtsystems und in Abbildung 5.1b eine Detailansicht eines modellierten Modulfußbruches dargestellt.

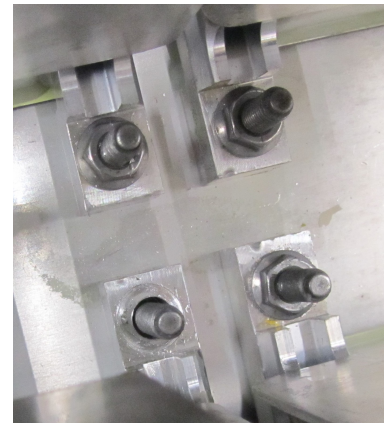
Der geprüfte Hochvolt­speicher wird aus der Serienfertigung entnommen. Aus Sicherheitsgründen werden die elektrischen Verbindungen zwischen den Zellmodulen getrennt, da schon bei der seriellen Verschaltung zweier Module eine Spannung von ca. 86 V anliegt, welche die gesetzliche Definition von Hochvolt von 60 V DC überschreitet. Die Modulverbinder sind an einem Ende mit dem Zellkontaktiersystem verschweißt, ein Entfernen wäre somit irreversibel, wodurch die Einstellung des SoC im Verlauf der Prüfung erschwert würde. Die Modulverbinder werden daher zwar getrennt, jedoch temporär mit Kabelbindern in der Nähe der Buchse am Trägerrahmen des ZKS des Zielmoduls befestigt. Auch die Verbindungen zur Sicherungsbox und Speicher­management­einheit wurden getrennt. Das Kühlsystem des Prüflings wurde zur Abbildung der Masse der Kühlflüssigkeit befüllt.

Der Deckel des HVS ist mit selbstfurchenden Schrauben mit dem Gehäuse verschraubt. Im Rahmen der Variation der Schadenszustände wären diese Schraubverbindungen ca. 180-mal gelöst und neu zu verschrauben. Es ist davon auszugehen, dass jeder Verschraubungsvorgang die Steifigkeit der Schraubstellen durch Verschleiß bleibend verändert. Zusätzlich bilden Messtoleranzen in der Einstellung der Schraubenvorspannung einen zufälligen Störeinfluss. Um diese Störeinflüsse zu vermeiden und die Versuchszeit zu reduzieren, wird der Prüfling ohne Deckel vermessen. Das Weglassen des Deckels führt zu einer Verringerung aller Eigenfrequenzen um ca. 2.5% jedoch zu keiner signifikanten Veränderung der relevanten Schwingformen. So ergibt eine Vergleichsmessung mit und ohne Deckel  $FDAC_{track,mean} = 0.988$  ( $FDAC_{track,mean}$  gemäß (5.4)). Besonders aufgrund der insignifikanten Veränderung der Schwingform werden die Abweichungen zugunsten der wesentlichen Reduktion des Umbauaufwands und -einflusses akzeptiert.

Im Gegensatz zum Deckel haben die Modulbrücken signifikanten Einfluss auf das Schwingverhalten,



(a)



(b)

Abbildung 5.1.: a) Prüfaufbau des HVS im Prüfrahmen und b) experimentelle Schadensmodellierung

insofern können diese nicht vernachlässigt werden. Um eine hohe Wiederholgenauigkeit zu ermöglichen, werden die dort eingesetzten, selbstfurchenden Schrauben durch Gewindeeinsätze ersetzt.

Je einer der vier Modulfüße pro Zellmodul weist zur Gewährleistung einer annähernd spielfreien Positionierung der Zellmodule während Transferprozessen in der Montage eine Bohrung mit knapper Spielpassung zum gehäuseseitigen Bolzen auf. Um im Falle modellierter Schäden an diesen Füßen einen Reibkontakt zu vermeiden, wurden diese Bohrungen aufgebohrt. Der Reibkontakt würde die zu modellierende Freigängigkeit der Modulfüße bezüglich des Gehäusebodens beeinträchtigen.

Zur Imitation des Einbauzustandes in der Fahrzeugstruktur, in die der HVS über umlaufende Schraubverbindungen des Gehäusebodens verschraubt ist, wird der Prüfling in einem Prüfrahmen wie in Abbildung 5.1a dargestellt verschraubt. Der Prüfrahmen ist als Schweißkonstruktion bestehend aus Hohlprofilen (Außenabmaße 180x80 mm, Wandstärke 6 mm) aus S235JR ausgeführt. Die Schraubpositionen sind mittig über den Profilen angeordnet.

Die experimentellen Untersuchungen dienen als Grundlage für die Entwicklung eines FE-Modells des Gesamtaufbaus, welches sowohl das Schwingverhalten im intakten Zustand als auch Schadens- sowie Störeinflüsse in Überlagerung valide abbildet.

Neben der prinzipbedingten Diskretisierung weist das FE-Modell einige Unsicherheiten, insbesondere Verbindungstechnologien wie Schweiß-, Schraub- und Klebeverbindungen sowie den Klemmkontakt zwischen den Kühlschlangen und der Kühlplatte aller Zellmodule auf. Zusätzlich ist die Modellierung der Lithium-Ionen-Zellen Gegenstand aktueller Forschung.

Um den isolierten Abgleich der unsicheren Parameter des Zusammenbaus zu ermöglichen, werden neben dem Gesamtaufbau auch ausgewählte Subsysteme vermessen. Die untersuchten Ebenen sind in Abbildung 5.2 dargestellt. Die gerichteten Verbindungen veranschaulichen die Abgleichskaskade.

Zunächst werden der Prüfrahmen und das Gehäuse als Grundlage des Abgleichs der dort eingesetzten Schweißverbindungen vermessen. Das Zellmodul weist diverse Verbindungstechnologien auf, unter anderem Klebeverbindungen im Zellstack, Klebeverbindung zum Wärmeleitblech sowie Schweißverbindungen zwischen Zuganker und Druckplatte. Es ist bekannt, dass prismatische Zellmodule signifikante Temperaturabhängigkeit aufweisen, insofern wird diese Abhängigkeit experimentell untersucht [13]. Als oberste Systemebene wird der HVS im Prüfrahmen vermessen. Um die Propagation der Temperaturabhängigkeit von Zellmodul- auf HVS-Ebene zu verifizieren, werden mehrere Temperaturzustände aufgenommen. Als zusätzliche Stützstelle für das Modell wird der HVS außerdem ohne Prüfrahmen

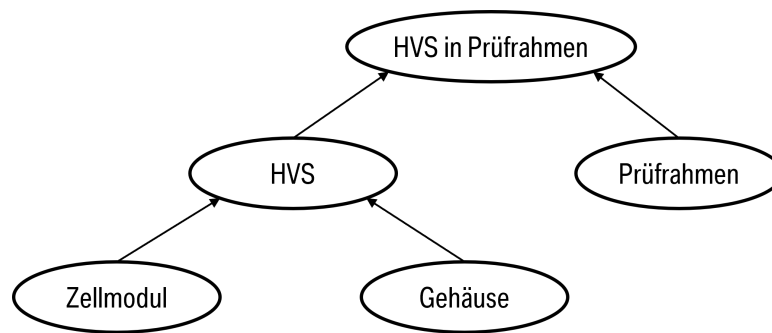


Abbildung 5.2.: Hierarchischer Versuchsplan

untersucht.

Zur Einstellung der Bauteiltemperatur werden die betreffenden Versuche in einer Klimakammer durchgeführt. Bei der Einstellung der Temperatur wird eine Vorkonditionierungszeit von mindestens 12h vorgesehen, um Temperaturgradienten im Prüfling zu minimieren.

Der in Abbildung 4.2 dargestellte Schadensmodus verursacht eine Freigängigkeit der Modulfüße bezogen auf den Gehäuseboden beziehungsweise die Modulbrücken. Zur Abbildung eines solchen Effektes kann der Bruch durch einen Schnitt im Grundmaterial (hier Druckplatte) oder durch das Lösen der unmittelbar benachbarten Schraubverbindung realisiert werden [1, 101]. Im Rahmen der Arbeit wird das Lösen der Schraubverbindungen gewählt, da dieses einen reversiblen Prozess darstellt und somit besonders in Bezug auf Umbauaufwand und Hardwarebedarf Vorteile aufweist.

Die experimentell untersuchten Schadenszustände aller in Abschnitt 4.2 beschriebenen Schadensszenarien (x.x) sind in Abbildung 5.3 dargestellt.

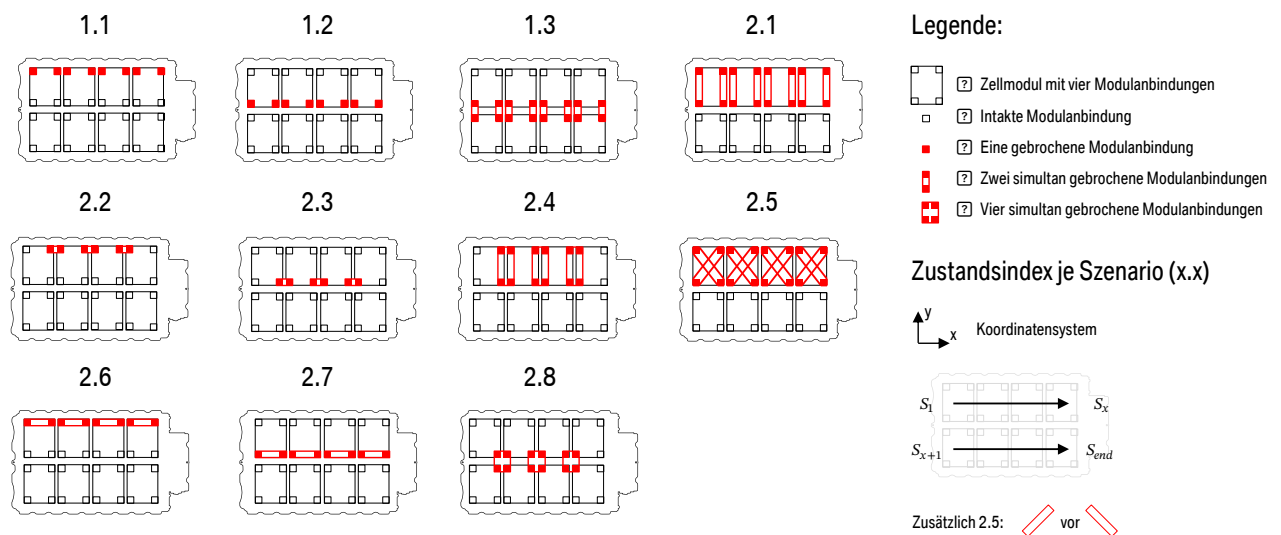


Abbildung 5.3.: Experimentell untersuchte Schadenszustände nach Szenario

Zur Reduktion der Anzahl zu vermessender Zustände wird die Symmetrie des HVS bezüglich der x-Achse ausgenutzt. Beispielsweise werden, im Gegensatz zur Gesamtzahl an Zuständen in Szenario 1.1, lediglich die Zustände  $S_1$ - $S_8$  der auf der +Y Seite des HVS befindlichen Module betrachtet. Die Szenarien 1.3 und 2.8 bestehen aus über die Speichermitte gleichzeitig geschädigten Positionen und müssen vollständig untersucht werden. Mit diesen Optimierungen ergibt sich eine Reduktion zu untersuchender

---

Zustände von 109 auf 60.

Um Wechselwirkungen mit Temperatureinflüssen zu untersuchen, werden Schadens- und Temperaturparameter vollfaktoriell variiert. Die Temperatur wird in drei Stufen (0, 20, 40 °C) eingestellt. Daraus ergibt sich die Gesamtanzahl an untersuchten Schadenszuständen zu 180. Am Ende jedes Versuchstages wird eine Messung im Ausgangszustand durchgeführt, um bleibende Veränderungen durch die Umbauvorgänge zu beobachten.

## 5.2. Randbedingungen der Versuchsdurchführung

Nachfolgend werden die Lagerungs- und Anregungsrandbedingungen vorgestellt. Zudem werden die verwendete Messkette, Sensorpositionen und die Auswahl des Frequenzbereiches erläutert.

Die Position und Richtung von Beschleunigungsaufnehmern ist kritisch für die Eignung von Messergebnissen für den Modellabgleich [27]. Die Festlegung wird im Rahmen der Arbeit im Sinne der in [27] und [42] definierten vier Kriterien getroffen:

1. **Effektivität:** alle Moden angeregt und erfasst → Abgleich mit FE-Modell.
2. **Differenzierbarkeit:** Moden linear unabhängig → Minimierung von Nebendiagonalelementen der Auto-MAC Matrix.
3. **Visualisierung:** Visuelle Interpretation zur Plausibilisierung von Messergebnissen.
4. **Redundanz:** Robustheit der Sensorkonfiguration.

Die Kriterien bedingen eine Abschätzung der zu erwartenden Resonanzfrequenzen und Schwingformen im Vorfeld der Messungen, wozu im Rahmen der Arbeit das in Abschnitt 6.1 beschriebene, zu diesem Zeitpunkt noch nicht validierte FE-Modell herangezogen wird.

Das Kriterium der Effektivität beschreibt Anregungspositionen so wie gemessene DoFs so zu wählen, dass an allen erwarteten Eigenfrequenzen in FRFs Resonanzüberhöhungen erkennbar sind. Die Erreichung kann beispielsweise durch die visuelle Analyse der FRFs einer Testmessung zu Versuchsbeginn verifiziert werden. Sind Resonanzüberhöhungen nicht erkennbar, kann die Anregungsposition optimiert werden. [27, 42]

Neben der Erfassung und Trennung von Resonanzfrequenzen ist auch die Maximierung der Differenzierbarkeit von Schwingformen kritisch. Zur Optimierung des Messgitters existieren diverse Zielfunktionen, unter anderem die Maximierung der Fisher-Information oder die Minimierung der Nebendiagonalelemente einer Auto-MAC-Matrix. Im Rahmen der Arbeit wird letztgenannte Funktion genutzt. Zur Verifikation der Differenzierbarkeit wird im Zuge des Messaufbaus überprüft, dass keine signifikanten Nebendiagonalelemente der Auto-MAC Matrizen auftreten. Die maximalen Nebendiagonalelemente liegen für alle Messaufbauten  $MAC < 0.4$ . [27, 42]

In Abbildung 5.4 a)-d) sind die Messgitter, Anregungs- und Lagerungspositionen der Subsysteme dargestellt. Die farbliche Markierung der Position von Beschleunigungsaufnehmern dient der Beschreibung im Text.

Am HVS (Abbildung 5.4 a)) werden je Modul vier Beschleunigungsaufnehmer an den außenliegenden Ecken sowie zwischen den Zellstapeln auf den Druckplatten vorgesehen (rote Markierungen). Daneben werden je in der Mitte der Modulbrücken und am Gehäuse außen in der Mitte der Bolzen der Modulfußverschraubung Sensoren angebracht. Am Gehäuse (Abbildung 5.4 b)) werden zur Erfassung der globalen Torsions- und Biegemoden alle Ecken der Seitenwände sensiert. Da zusätzlich auch Schwingformen der einzelnen Blechbauteile zu erwarten sind, werden auch in der Mitte der Seitenwände sowie über den Gehäuseboden verteilt Sensoren verortet. Die Positionen am Zellmodul (Abbildung 5.4 c)) werden basierend auf den Messergebnissen aus [13] und [152] über die Oberseite verteilt. Hierbei werden beide Zellstapel sowie die Ecken der Druckplatten sensiert. Zusätzlich wird je ein Sensor mittig an den äußeren Zugankern angebracht. Am Prüfrahmen (Abbildung 5.4 d)) werden die Aufnehmer stets mittig

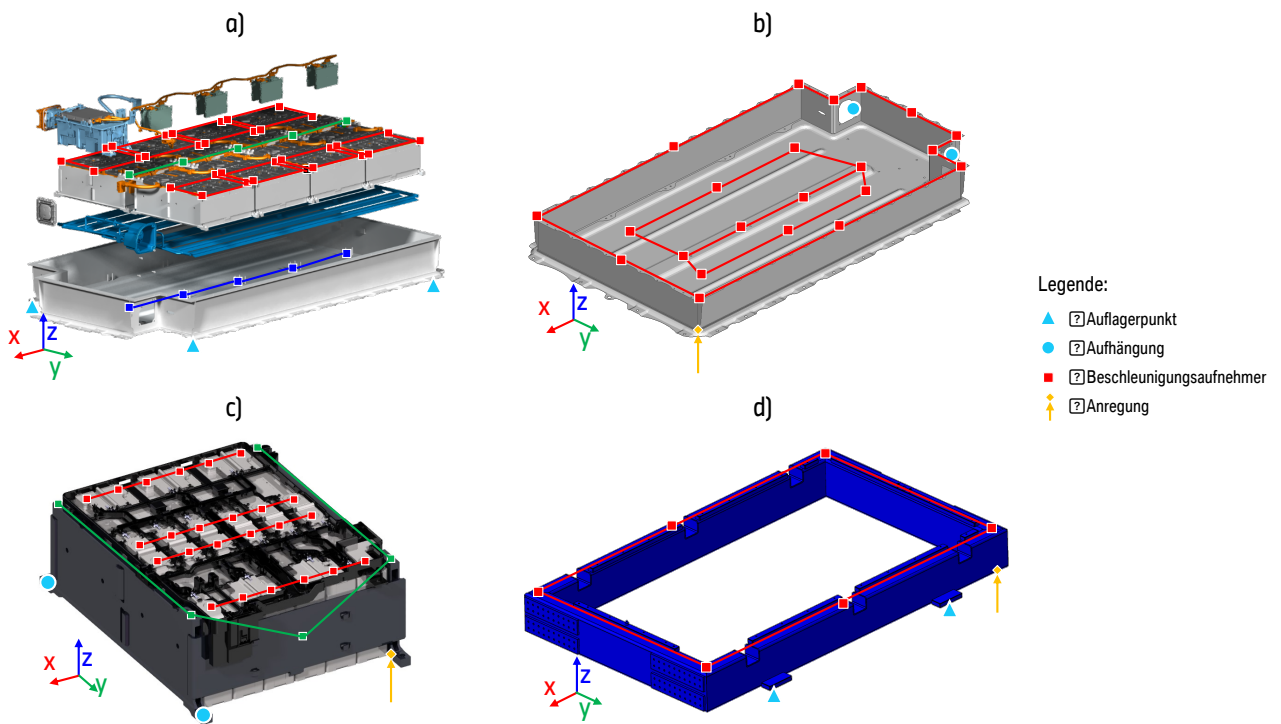


Abbildung 5.4.: Messgitter, Anregungs- und Lagerungspositionen a) des HVS, b) des Gehäuses, c) des Zellmoduls und d) des Prüfrahmens

zur Profillbreite auf den Profilen positioniert. Für die Messung am Gesamtaufbau werden die Positionen des Prüfrahmens und des HVS übernommen.

Für die Sensierung werden dreiachsige Beschleunigungssensoren des Typs PCB Piezotronic TLD356A17 genutzt. Die Sensoren werden mit Zweikomponentenklebstoff des Typs X60 der Firma Hottinger Baldwin Messtechnik GmbH angebracht.

Für alle Untersuchungen wird eine Frei-Frei-Lagerung angestrebt, da diese unter anderem durch die Entkopplung potentieller Störanregungen und auch durch die Vermeidung nicht ideal steifer Einspannung für den Modellabgleich vorteilhaft ist [42]. Für diese Lagerungsart wird für das Gehäuse und das Einzelzellmodul die Aufhängung an Gummiseilen aufgrund der verbesserten Zugänglichkeit genutzt. Diese Lagerungsart ist für die restlichen Subsysteme aufgrund des höheren Gewichts nicht anwendbar, weshalb hier auf die Lagerung mittels zylinderförmigen Auflagern aus Polyurethanschaum zurückgegriffen wird (vgl. Abbildung 5.1a).

Für die Anregung werden Impulshammer oder ortsfeste elektrodynamische Schwingerreger (sog. *Shaker*) genutzt. Die Impulshammermethode ist besonders für die Lagerung mit Gummiseilen geeignet und mit im Vergleich zur *Shaker*-Anregung geringerem Aufbauaufwand verbunden [42]. Allerdings ist die Anregungsenergie eingeschränkt, weshalb für schwere oder stark gedämpfte Strukturen die *Shaker*-Anregung zu bevorzugen ist [42].

Die Impulshammeranregung wird dementsprechend für das Gehäuse genutzt. Aufgrund der im Zuge der Messungen festgestellten, vergleichsweise hohen Dämpfung wird für das Zellmodul die Anregung mittels *Shaker* gewählt. Gleiches gilt für den Prüfrahmens und den HVS mit und ohne Prüfrahmens.

Die Abtastfrequenz  $f_s$  der Messwerterfassung wird gemäß des Shannon'schen Abtasttheorems

$$f_s \geq 2 \cdot f_{max} \quad (5.1)$$

gewählt.

Das Schwingverhalten des Gesamtsystems wird in einem Frequenzbereich bis zu einer oberen Grenze von  $f_{lim} = 200$  Hz untersucht, da bis zu dieser Grenze im Fahrbetrieb eine ausreichend hohe Krafterregung an den Fahrwerksstützlagern und so ein ausreichender Signal-Rausch-Abstand zu erwarten ist [150, 151]. Für den Modellabgleich sind besonders solche Subsystem-Moden relevant, deren Verzerrungszustand in ähnlicher Form in Gesamtaufbau-Moden auftritt.  $f_{lim}$  der Subsysteme wird so gewählt, dass  $f_{lim} = f_{n,max}$  gilt. Die höchste Eigenfrequenz der zu erfassenden Moden wird  $f_{n,max}$  genannt.

Im für den Gesamtaufbau definierten Frequenzbereich treten Biege- und Torsionsmoden um die x- und y-Achse auf (vgl. Abbildung 5.8). Für Gehäuse und Prüfrahmen treten die relevanten Biege- und Torsionsmoden bis 100 Hz respektive 300 Hz auf. Demgegenüber treten die Moden für das Zellmodul bei höheren Frequenzen von bis zu 500 Hz auf. Da die Temperaturabhängigkeit unbekannt und die Materialparameter des Zellinneren unsicher sind, wird der Frequenzbereich bis 800 Hz untersucht.

In Tabelle D.1 im Anhang sind die Randbedingungen der Versuchsdurchführung je Subsystem zusammengefasst.

### 5.3. Strukturdynamik ausgewählter Subsysteme

Nachfolgend werden die Messergebnisse vorgestellt. Dazu wird das Schwingverhalten aller Messumfänge anhand des Summenfrequenzgangs sowie Eigenmoden und Eigenfrequenzen dargestellt und diskutiert.

Zur Analyse der Einflüsse bei Versuchen mit Parametervariation (z.B. verschiedene Schadens- oder Temperaturzustände) müssen mehrere Zustände des gleichen Systems verglichen werden. Für einen solchen Vergleich ist für Messungen der Strukturdynamik das MAC etabliert, bei dem die Schwingformen beider Zustände paarweise verglichen werden. Die Ergebnisse des paarweisen Vergleichs werden in der sog. MAC-Matrix angeordnet. Aufbauend auf der MAC-Matrix werden Modenpaare ermittelt (engl. *Mode-Pairing*), indem für jede Mode eines der beiden verglichenen Zustände diejenige Mode des anderen Zustandes gesucht wird, die die beste Übereinstimmung gemäß MAC zeigt. Abschließend wird dann die relative Frequenzabweichung (engl. *Relative-Frequency-Deviation*) (RFD) gemäß

$$RFD(i) = \frac{f_i^{(cmp)} - f_i^{(ref)}}{f_i^{(ref)}} \quad (5.2)$$

mit  $f_i^{(ref)}$  und  $f_i^{(cmp)}$  den Eigenfrequenzen des i-ten Modenpaares von Referenz- (ref) und Vergleichszustands (cmp) berechnet.

Um die Übertragbarkeit der Analyseergebnisse auf die im Rahmen der Arbeit entwickelte FRF-basierte SHM Methode zu gewährleisten, wird zum Vergleich zweier Zustände das *Frequency-Domain-Assurance-Criterion* mit hermitescher Komplexwinkelinterpretation gemäß

$$FDAC(h_1, h_2) = \frac{|H_i^{(1)}(\omega_{k1}) \cdot H_i^{(2)}(\omega_{k2})|}{\|H_i^{(1)}(\omega_{k1})\| \|H_i^{(2)}(\omega_{k2})\|} \quad (5.3)$$

herangezogen [57, 105, 157, 159, 165]. Hierbei repräsentieren  $H_i^{(1)}(\omega_{k1})$  und  $H_i^{(2)}(\omega_{k2})$  jeweils die ODS von Zustand 1 bei Frequenz  $k1$  und von Zustand 2 bei Frequenz  $k2$ . (5.3) entspricht dem MAC angewandt auf ODS. Für eine detailliertere Erläuterung des Übertrags von MAC auf FRF-Matrizen sei an Abschnitt 8.1.2.1 verwiesen. Analog der MAC-Matrix kann die FDAC-Matrix visualisiert und interpretiert werden. In Abbildung 5.5 ist exemplarisch die FDAC Matrix des Abgleichs zwischen FE-Modell und Messergebnis des HVS ohne Prüfrahmen dargestellt (vgl. Kapitel 6.2.3).

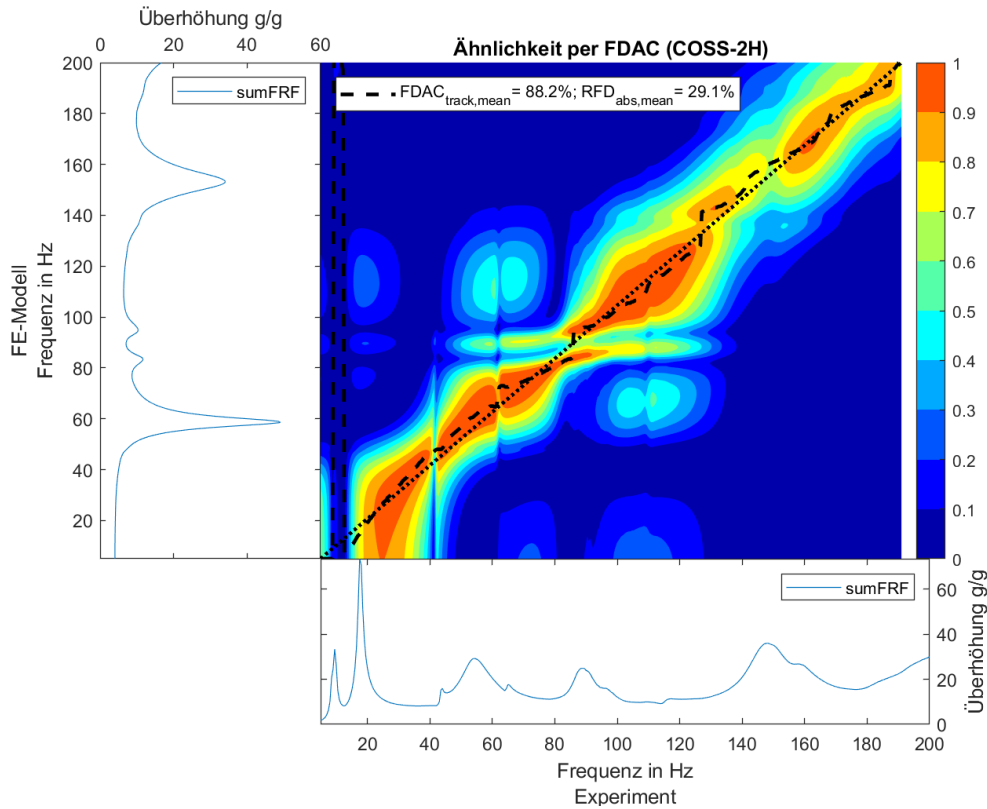


Abbildung 5.5.: FDAC Matrix des Abgleichs zwischen FE-Modell und Messergebnis des HVS ohne Prüfrahmen (vgl. Kapitel 6.2.3)

Das Konzept des *Mode-Pairing* auf ODS und die dadurch mögliche Berechnung von RFD werden analog übertragen (vgl. schwarz gestrichelte Linie in Abbildung 5.5). Zur Quantifizierung von Sensitivitäten über mehrere Zustände werden die vektoriellen Größen aus (5.3) und (5.2), wie beispielsweise in [57, 105, 159] zu finden, durch Mittelwertbildung aggregiert. Die resultierenden Größen werden als die mittlere ODS-Übereinstimmung  $FDAC_{track,mean}$  und die mittlere absolute RFD  $RFD_{abs,mean}$  gemäß

$$FDAC_{track,mean} = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} FDAC_{track}(i) \quad (5.4)$$

und

$$RFD_{abs,mean} = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} RFD(i) \quad (5.5)$$

definiert, mit  $FDAC_{track}(i)$  und  $RFD(i)$  den FDAC- und RFD-Werten des  $i$ -ten ODS-Paares und  $n_f$  der Anzahl ODS-Paare. Damit ist es möglich, Sensitivitäten räumlich (5.4) und im Frequenzbereich (5.5) zu differenzieren. (5.4) und (5.5) werden in Kapitel 6 auch für den Modell-Versuchs-Abgleich herangezogen.

**Prüfrahmen** Beim Prüfrahmen werden eine Torsions- und mehrere Biegeschwingformen der Profile der längeren Seiten um die  $y$ - und  $z$ -Richtung identifiziert. Die Biegeschwingungen treten hierbei jeweils gleich- und gegenphasig (2 und 3, 4 und 5) auf. Die modale, kritische Dämpfung aller Moden

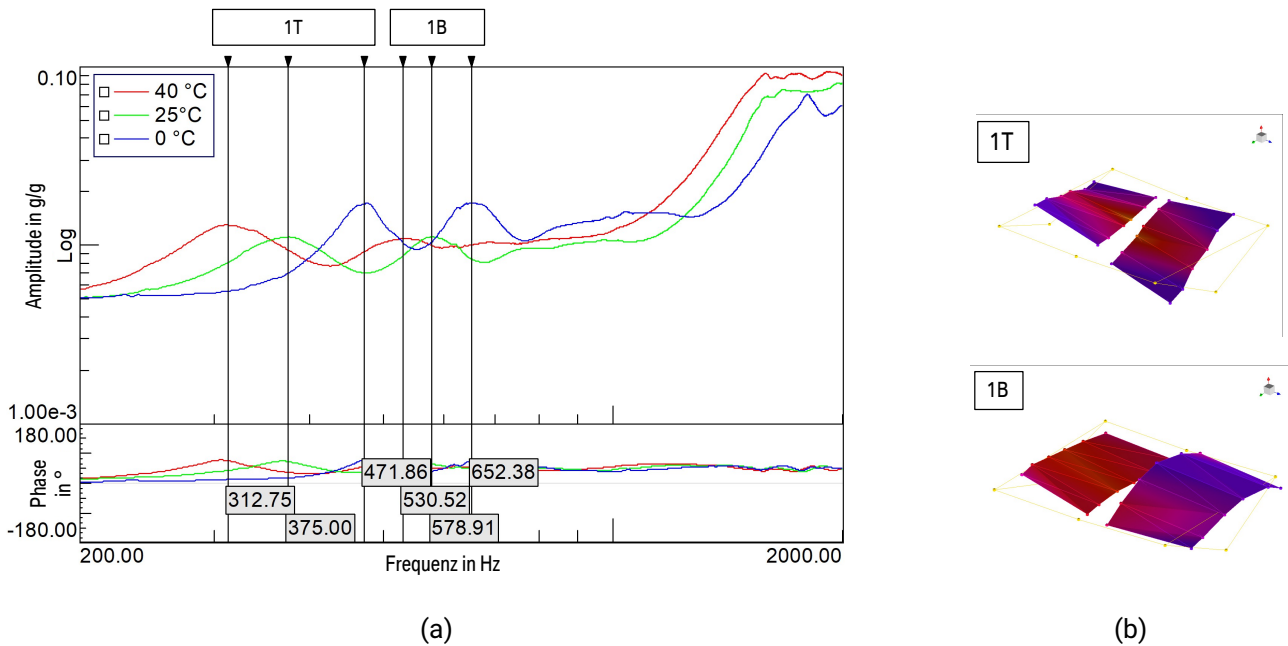


Abbildung 5.6.: Schwingverhalten eines einzelnen Zellmoduls: a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen

liegt zwischen 0.10 - 0.46 %. Der Summenfrequenz der Messung am Prüfraumen und die extrahierten Schwingformen ist in Abbildung D.1 im Anhang dargestellt.

**Gehäuse** Wie beim Prüfraumen sind Torsions- und Biegemoden erkennbar, wobei letztere zumeist aus einer Überlagerung globaler, plattenartiger Moden und lokaler Moden der Seitenwände und der Bodenplatte bestehen. Beispielsweise tritt in einer Mode eine gleichphasige Biegung der Seitenwände in y-Richtung überlagert mit der Wölbung der Bodenplatte in z-Richtung auf (vgl. D.2, Mode 4). Wie zuvor liegt eine geringe Dämpfung von 0.21 - 0.71 % vor. Der Summenfrequenzgang der Messung am Gehäuse und die ermittelten Schwingformen sind in Abbildung D.2 im Anhang dargestellt.

**Zellmodul** In Darstellung 5.6 sind die Summenfrequenzgänge der Messungen am Einzelzellmodul bei den untersuchten Temperaturen dargestellt. Das Fehlen asymptotenartiger Spitzen lässt auf eine hohe Dämpfung der Struktur schließen. Dies wiederum wird auf die Fluid-Festkörper-Interaktion des Elektrolyten mit dem Aktivmaterial und dessen poröse Struktur zurückgeführt. Aufgrund dieser hohen Dämpfung sind im untersuchten Frequenzbereich nur je eine Torsions- und eine Biegeschwingform extrahierbar. Die modale Dämpfung liegt für die Torsionsschwingform zwischen 6.42 - 8.12 % und für die Biegeschwingform zwischen 9.83 - 13.7 %.

Die relative Änderung der  $i$ -ten Eigenfrequenz  $f_{T,rel}^{(i)}$  in Folge einer Temperaturänderung wird bezüglich der Eigenfrequenz bei 0°C quantifiziert gemäß

$$f_{T,rel}^{(i)} = \frac{f_T^{(i)}}{f_0^{(i)}} \tag{5.6}$$

mit  $f_T^{(i)}$  der Eigenfrequenz der  $i$ -ten Mode bei Temperatur T beschreibt.

Es zeigt sich jeweils eine annähernd lineare Abnahme der Eigenfrequenzen mit steigender Temperatur. Während die Eigenfrequenz der Torsionsmode bis 40 °C um 34% abnimmt, reduziert sich die Eigenfrequenz der Biegemode um 19%. Insofern ist für die Torsionsmode eine um ca. 75% höhere



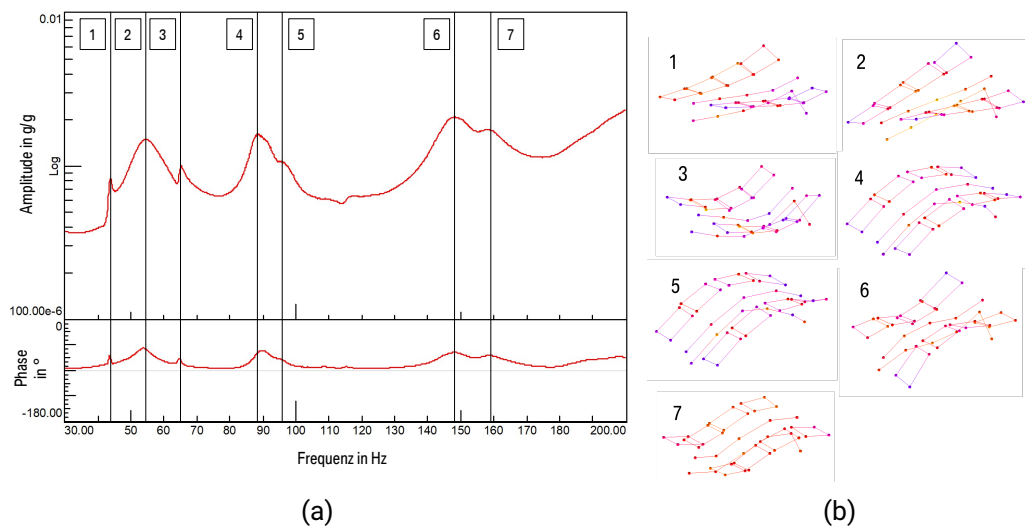


Abbildung 5.7.: Schwingverhalten des HVS ohne Prüfrahmen: a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen

Sensitivität festzustellen.

**HVS ohne Prüfrahmen** - In Abbildung 5.7 ist der Summenfrequenzgang der Messung am HVS ohne Prüfrahmen und zugehörige Schwingformen dargestellt. Ähnlich des Zellmoduls weist auch das Gesamtsystem eine ausgeprägte Dämpfung auf. Zusätzlich zeigt sich eine höhere modale Dichte. Wie zuvor werden Biege- und Torsionsmoden identifiziert, auch hier ist eine Schwingform mit gleich- und gegenphasig schwingenden Zellmodulreihen zu erkennen (Moden 6 und 7). Die im Vergleich zum Einzelmodul niedrigere modale Dämpfung von 5.36 - 8.36 % wird auf den geringeren gravimetrischen Anteil an Aktivmaterial am Gesamtaufbau zurückgeführt.

## 5.4. Strukturdynamik des Gesamtsystems

In den Unterkapiteln von Kapitel 5.4 wird in folgender Reihenfolge das grundlegende Schwingverhalten, Temperatur sowie Schadenseinflüsse auf das strukturdynamische Verhalten des Gesamtaufbaus bestehend aus HVS und Prüfrahmen vorgestellt. Aufgrund der hohen Anzahl an Messungen wird eine Modalanalyse nur für je den ersten gemessenen, intakten Zustand pro Temperatur durchgeführt. Alle verbleibenden Zustände werden mit Hilfe der FDAC- und RFD-Kriterien aus (5.4) und (5.5) analysiert.

### 5.4.1. Temperatureinfluss

In Abbildung 5.8 sind die über den Versuchszeitraum aufgenommenen Summenfrequenzgänge im intakten Zustand bei verschiedenen Temperaturen dargestellt.

Die modale Dichte ist vergleichbar mit dem HVS ohne Prüfrahmen. Die auftretenden Schwingformen sind denen des HVS ohne Prüfrahmen visuell ähnlich. Allerdings ist eine Erhöhung der Frequenzlage zu beobachten, die auf die versteifende Wirkung des Prüfrahmens zurückgeführt wird. Die modalen Dämpfungen sinken im Vergleich zum HVS ohne Prüfrahmen erneut und erreichen einen Bereich von 3.32 - 6.27%. Es wird angenommen, dass dies aus dem erneut geringeren gravimetrischen Anteil des Aktivmaterials resultiert. Aus den Summenfrequenzgängen bestätigt sich der erwartete Umbaueinfluss aufgrund des wiederholten Lösens und Anziehens der Modulverschraubungen. Der Einfluss ist im Vergleich

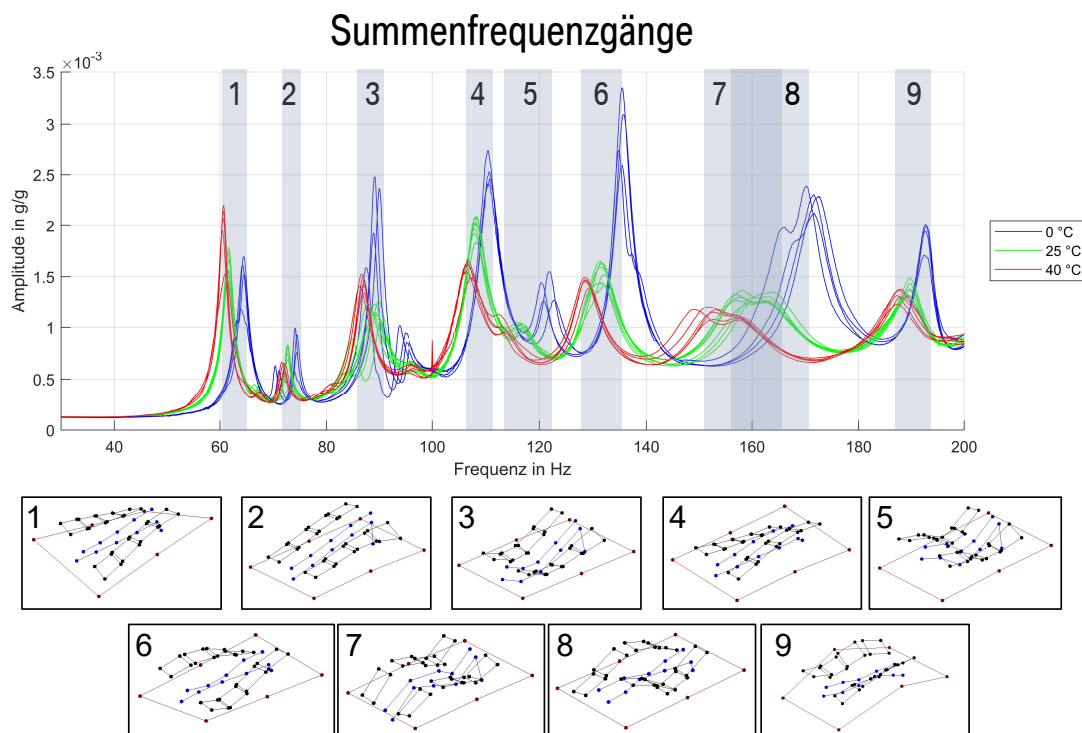


Abbildung 5.8.: Temperatur- und Umbaueinflüsse auf HVS im Prüfrahen (intakter Zustand): a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen

zum Temperatureinfluss eher zweitrangig. Der Temperatureinfluss bewirkt eine Stauchung (Temperaturerhöhung) bzw. Streckung (Temperaturverringerung) der Summenfrequenzgänge in Frequenz- und Amplitudenrichtung. Der Temperatureinfluss verändert das grundlegende Schwingverhalten nicht sondern beeinflusst lediglich die globale Steifigkeit (Frequenzlage) und die Dämpfungseigenschaften (Amplituden). Diese Hypothese wird anhand der Übereinstimmung bzgl. FDAC (ODS) sowie RFD detaillierter untersucht. In Abbildung D.3 im Anhang sind die Ergebnisse des FDAC-Abgleichs der ersten Zustände bei 0°C (a) und 40°C (b) mit dem Referenzzustand bei 20°C dargestellt.

Über den gesamten betrachteten Frequenzbereich bewirkt die Temperaturänderung lediglich eine mittlere FDAC-Abweichung von 4.5 bzw. 1.2 %. Demgegenüber ist eine mittlere absolute RFD von 8.4 bzw. 6.1 % zu beobachten, die über den gesamten Frequenzbereich annähernd konstant ausgeprägt ist. Der in den Summenfrequenzgängen beobachtete Einfluss wird dadurch bekräftigt.

#### 5.4.2. Schadenseinflüsse

In Kapitel 5.4.2 werden die Untersuchungsergebnisse der Schadenseinflüsse vorgestellt. Aufgrund der großen Anzahl an gemessenen Zuständen ist eine Darstellung aller FDAC Abgleichsergebnisse nicht zielführend. Um einen Überblick über die Sensitivitäten zu erhalten, ist in Abbildung 5.9 die mittlere FDAC-Übereinstimmung der Schadenszustände mit dem intakten Zustand der jeweiligen Temperatur dargestellt. Von der Darstellung der RFD wird abgesehen, da diese aufgrund der beobachteten teils starken Veränderungen der Schwingformen nicht interpretierbar ist.

Dargestellt ist jeweils  $FDAC_{\text{track,mean}}$  der drei Temperaturen je Schadenszustand. Bei näherer Betrachtung von Abbildung 5.9 fallen vier Umstände auf, die nachfolgend diskutiert werden:

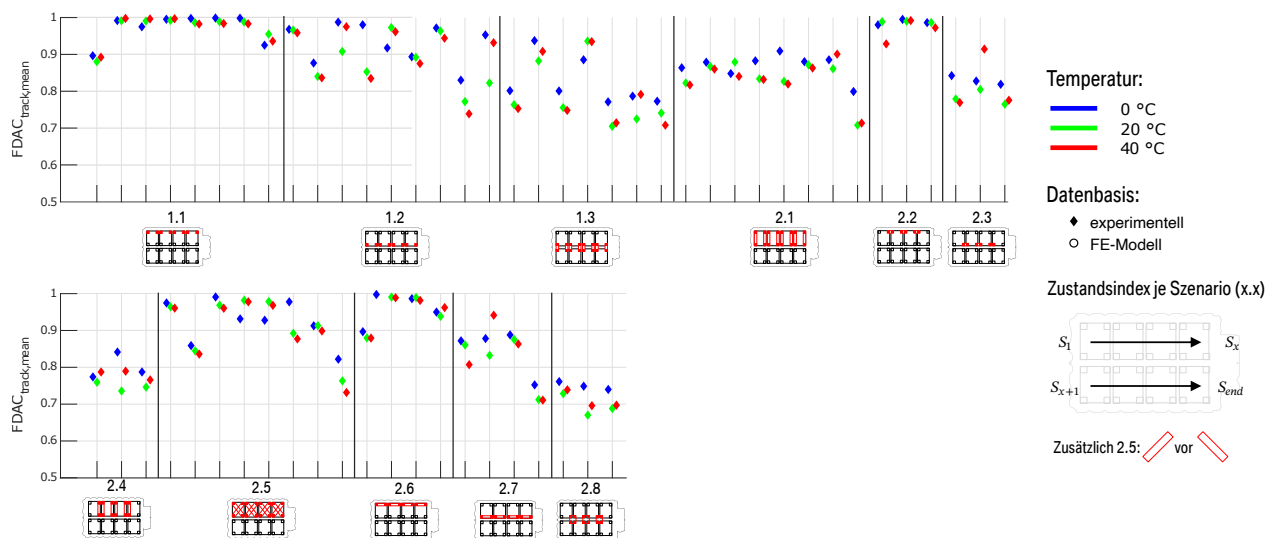


Abbildung 5.9.: Schädenseinflüsse auf  $FDAC_{mean}$  des HVS im Prüfrahmen (Indizes  $S_x$  innerhalb Szenarien von links nach rechts aufsteigend)

1. Zustände mit marginalem Einfluss
2. Abweichungen über Temperatur gleiche Schadenszustände
3. Unterschiedliche Sensitivitäten innerhalb von Szenarien
4. Mehrfach-Zustände teilweise sensitiver als einfache

In 28 Zuständen (Temperaturen einzeln gezählt) liegt ein Schädenseinfluss von  $< 2\%$  vor. In Zuständen mit einzeln geschädigten Modulfüßen, beispielsweise 1.1 S2-S7, erscheint dies grundsätzlich plausibel, da hier geringere Einflüsse als bei Mehrfach-Schäden vorliegen könnten. Allerdings tritt die Auffälligkeit auch in Mehrfach-Zuständen, beispielsweise 2.5 S1, S6-S8, auf.

Der zweite Umstand der Abweichungen über Temperatur gleicher Zustände beschreibt, dass in manchen identischen Schadenszuständen teils signifikant unterschiedliche Sensitivitäten der drei Temperaturstufen zu beobachten sind. So liegt in 1.3 S1 beispielsweise bei  $0^\circ\text{C}$  und  $40^\circ\text{C}$  eine deutliche geringere Abweichung vor als bei  $20^\circ\text{C}$ . In Abbildung D.4 im Anhang sind einige exemplarische FDAC-Matrizen des genannten Phänomens zu dargestellt.

Daneben existieren zum Teil signifikante Unterschiede innerhalb von Szenarien. So ist in 2.5 bei S2 beispielsweise ein im Vergleich zu räumlich benachbarten Zuständen 2.5 S1 und S3 eine sprunghafte Abnahme der Ähnlichkeitswerte zu beobachten. In 1.3 zeigen sich ähnliche, wenngleich über die Positionen alternierende Effekte. In Abbildung D.5 im Anhang sind die Zustände 2.5 S1, S2 und S4 zur Verdeutlichung dargestellt.

Zuletzt ist in einigen Mehrfach-Zuständen eine geringere Sensitivität als in einfachen Zuständen zu beobachten. Dies widerspricht der Intuition, dass mit steigender Anzahl an geschädigten Füßen auch die Reduktion der Steifigkeit und folglich auch der entstehende Schädenseinfluss zunimmt. Die genannte Auffälligkeit liegt beispielsweise in 2.2 S1-S3 oder 2.6 S3 und S4 vor.

Zusammenfassend zeigen die Messungen des Gehäuses und des Prüfrahmens, wie aufgrund der rein metallischen Struktur zu erwarten, geringe Dämpfung, woraus eine hohe Differenzierbarkeit der Eigenmoden folgt. Das Zellmodul weist demgegenüber eine hohe Dämpfung auf, weshalb nur eine Torsions- und eine Biegeschwingform identifiziert werden konnten. Wie erwartet liegt eine Tempe-

---

raturabhängigkeit vor, die die Eigenfrequenzen zwischen 0°C und 40°C um 19 bzw. 34 % verringert. Die Ausgangszustände des HVS mit und ohne Prüfraumen zeigen eine deutlich höhere modale Dichte bei im Vergleich zum Zellmodul abnehmender Dämpfung. Aufgrund der reduzierten Dämpfung ist die Differenzierbarkeit aller Moden als gegeben einzustufen. Die Temperaturabhängigkeit auf HVS-Ebene liegt mit 14.5 % unter dem Einfluss des Einzelzellmoduls. Es wurden zusätzlich in vielen Schadenszuständen signifikante Einflüsse festgestellt, die jedoch zum Teil unplausibel wirken. Die nachfolgende Entwicklung des FE-Modells wird dazu genutzt, diese Diskrepanzen zu analysieren und aufzulösen.

---

## 6. Finite-Elemente Modell des Gesamtsystems

---

In Kapitel 6 wird der Aufbau und die Validierung des FE-Modells des Beispielsystems dargestellt. Zunächst wird der Aufbau des FE-Modells, dessen Diskretisierung und Parametrierung erläutert. Anschließend werden die Abgleichsergebnisse zu den im Abschnitt 5 erläuterten experimentellen Untersuchungen aller Systemebenen vorgestellt. Der Abgleich in intakten Zuständen ist durchweg erfolgreich, in Schädigungszuständen treten signifikante Abweichungen auf. Daher wird in einem zusätzlichen Versuch die experimentelle Schadensabbildung plausibilisiert. Die Untersuchungsergebnisse werden abschließend in den Modellabgleich zurückgeführt und die finalen Abgleichsergebnisse präsentiert.

Ziel des Kapitels ist die Entwicklung eines FE-Modells, mit dem die Frequenzantwort des Beispielsystems prognostiziert werden kann. Während zur Validierung von FE-Modellen zumeist modale Parameter genutzt werden, wird im Rahmen der Arbeit die FRF-Matrix verwendet, da die Schadensdiagnose auf FRF-Matrizen nicht auf modalen Parametern basiert. Wie schon für die Evaluierung der Versuchsergebnisse in Abschnitt 5.3 werden für den Modellabgleich FDAC und RFD gemäß den Gleichungen (5.2) - (5.5) genutzt.

Wie für den Modellabgleich mit MAC existieren auch für den Modellabgleich mit FDAC keine allgemeingültigen Grenzwerte, ab denen ein Modell als valide gilt. In der Literatur werden unter anderem abhängig von der Systemkomplexität sowie der Qualität von Messergebnissen, die z.B. durch hohe Dämpfung oder hohe modale Dichte beeinträchtigt werden, Werte zwischen 0.6 - 0.9 gewählt, siehe beispielsweise [11, 160, 57]. Um die Validität der Schadensdiagnoseergebnisse trotz der in Kapitel 5.4 festgestellten signifikanten Dämpfung zu gewährleisten, wird im Rahmen der Arbeit ein Grenzwert von  $FDAC_{track,mean} > 0.8$  gewählt. Ein Modell wird des Weiteren als valide angenommen, sofern  $RFD_{abs,mean} < 5\%$  vorliegt.

### 6.1. Modellaufbau und Parametrierung

Nachfolgend wird der Modellaufbau sowie die Parametrierung des FE-Modells beschrieben, das im weiteren Verlauf zur rechnerischen Ermittlung der Systemantwort im Frequenzbereich genutzt wird. Die FE-Modelle des Gesamtaufbaus sowie eines Zellmoduls sind in Abbildung 6.1a respektive 6.1b dargestellt.

Zur Berechnung der Systemantwort wird die modal reduzierte Frequenzantwort Routine (SOL108) aus MSC Nastran Version 2019.2 genutzt [108]. Die obere Grenze in die modale Reduktion einzubeziehender Eigenfrequenzen wird zu  $1.5 \cdot f_{lim}$  mit  $f_{lim}$  der oberen Frequenzgrenze der zu ermittelnden FRF gewählt. Dämpfungseffekte werden als frequenzabhängige Strukturdämpfung (Param G und TABDMP1) abgebildet, wobei zur Bildung der Stützstellen die modalen Dämpfungen aus den Messergebnissen übertragen werden. Ziel der Simulationen ist die Ermittlung der Übertragungsfunktionen. Es wird eine Einheitsbeschleunigungsanregung definiert, sodass die berechnete Frequenzantwort ohne weitere Umrechnung als Übertragungsfunktion interpretiert werden kann. Es wird eine Frequenzauflösung von 1 Hz definiert.

Alle Bauteile mit Ausnahme der nachfolgend beschriebenen werden mit einer Zielelementkantenlänge von 4 mm diskretisiert.

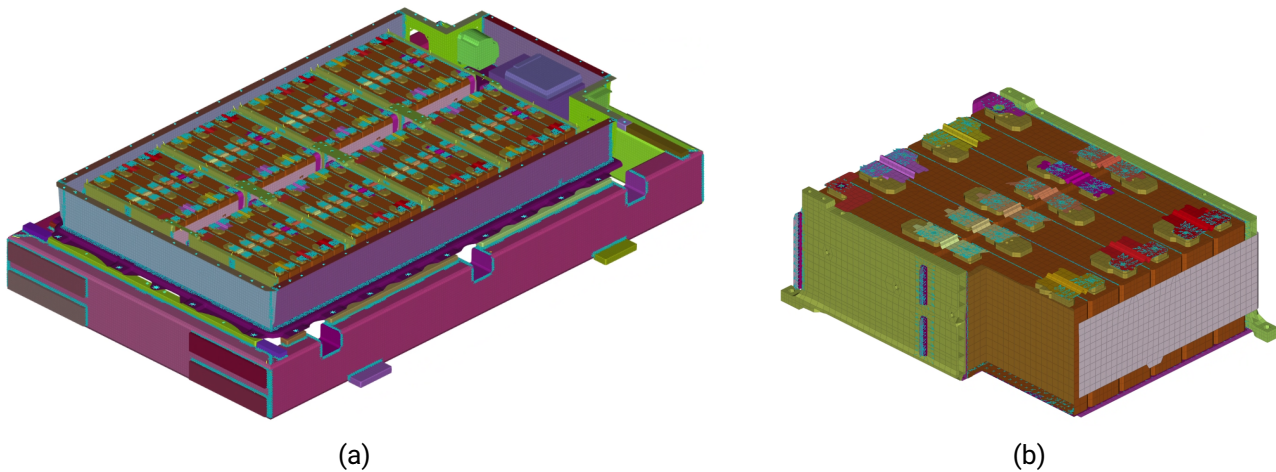


Abbildung 6.1.: FE-Modell a) des Gesamtaufbaus und b) eines Zellmoduls

Für die Isolationsfolie und den Isolationsmantel ist die Abbildung mit Kontinuumselementen notwendig, da diese die Abbildung einer Kompression in Zellstapelrichtung wie sie in Biegeschwingformen von Zellmodulen auftritt im Gegensatz zu einer Modellierung mit Schalenelementen erlauben. Druckplatten und die Bauteile des Prüfrahms werden mit Kontinuumselementen modelliert.

Die Kompressibilität der Zellcan ist im Vergleich zu den anderen im Zellstapel befindlichen Materialien vernachlässigbar, insofern wird diese mit Schalenelementen vernetzt. Die Modellierung der dynamischen Eigenschaften von Lithium-Ionen Zellen ist Gegenstand aktueller Forschung. Die Eigenschaften der Einzelschichten und deren Interaktion an den Kontaktflächen definieren die makroskopischen Eigenschaften. Deren geometrische Modellierung auf mikro- oder mesoskopischer Ebene führt für Zellmodul- oder HVS-Modelle zu einer exzessiven Anzahl notwendiger Elemente [156]. Eine alternative stellt die Abbildung als homogenisiertes Ersatzmaterial (engl. *Representative Volumeelement*) (RVE) dar. Hierbei werden die Zellwickel geometriegetreu durch Kontinuumselemente modelliert. Der aufgrund des laminaeren Aufbaus zu erwartenden Anisotropie wird durch die Implementierung eines richtungsabhängigen Materialmodells wie später beschrieben Rechnung getragen. [156, 152]

Klebeverbindungen und Schweißverbindungen werden mit Kontinuumselemente abgebildet, die durch Interpolationselemente (meist *Rigid-Boundary*-Elemente des Typs 3) (RBE3) mit den Grundmaterialien verbunden sind [109]. Die Geometrie der Kontinuumselemente spiegelt die Geometrie des realen Verbindungsmaterials, beispielsweise einer Schweißraupe, wider. Den Kontinuumselementen werden die elastischen Eigenschaften des verbindenden Materials zugewiesen. Schraubverbindungen werden mit Balkenelementen (CBeam) mit rundem Querschnitt modelliert [109]. Am Durchgangsloch werden zwei und an der Bauteiloberfläche der Gewindebohrung ein RBE2 Element vorgesehen, deren Masterknoten in der Rotationsachse des Bolzens positioniert ist. Die Masterknoten werden durch die Balkenelemente verbunden. Zur Modellierung einer gelösten Schraubverbindung wird der E-Modul der betreffenden Balkenelemente zu  $10^{-14}$  N/mm gesetzt. [130]

Für alle Kontinuumselemente wird der i-Modifikator aktiviert, der zusätzliche Formfunktionen zur Vermeidung eines zu steifen Elementverhaltens in Folge von sog. *shear-locking* und 0-Energie-Moden vorsieht [109].

Im Rahmen der Generierung der Datenbasis müssen mehrere tausend Rechenläufe durchgeführt werden. Zur Reduktion der Rechenzeit werden einige Vereinfachungen vorgesehen. Teile des Isolationsmantels, die sich nicht im Zellzwischenraum befinden, sind physisch weder an die Zellen noch an die Zuganker angebunden. Diese Bauteile haben weder bezüglich Masse noch Steifigkeit relevanten

Einfluss, erzeugen jedoch eine Vielzahl irrelevanter, lokaler Moden und werden daher nicht abgebildet. Gleiches gilt für den Trägerrahmen, Sensorik und Sensorleitungen des ZKS. Hier werden lediglich Zellverbinder modelliert. Die Gehäuse von SME und S-Box werden jeweils mit Schalenelementen vernetzt. Die Masse der aktiven und passiven Bauteile wird als Massepunkte mit je einem RBE3 Element an die Anbindungspunkte der Komponente angebunden. Die Klemmverbindung der Kühlschlangen werden nach der Methode des virtuellen Materials (VM) abgebildet, nach der das Verhalten einer Klemmverbindung durch elastische Elemente zwischen den Klemmpartnern abgebildet werden kann [30]. Hierzu werden Gehäuseboden und Wärmeleitbleche entlang aller Kühlleitungen im Abstand von je 10 mm durch RBE3-CBUSH-RBE3 Anordnungen (vgl. Schweiß- und Klebeverbindungen) verbunden. Die axiale, translatorische Steifigkeit der Elemente (K1) wird der Federkonstanten eines 10 mm Abschnitts einer Kühlleitung entsprechend gewählt [109].

Die elastischen Materialkennwerte von Kupfer, Aluminium und Stahl weisen im betrachteten Temperaturbereich keine signifikante Temperaturabhängigkeit auf und werden daher konstant definiert. Eine Sensitivitätsanalyse zeigt, dass eine Erhöhung oder Verringerung der E-Moduln der verbleibenden Bauteile für Isolationsmantel und Isolationsfolie signifikante, für SME, S-Box und Wärmeleitklebstoff insignifikante Einflüsse auf FRFs haben. Zur Parametrierung wird die Temperaturabhängigkeit der E-Moduln von Isolationsmantel und -folie mit der Methode der dynamisch-mechanischen Analyse (DMA) ermittelt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 6.2 dargestellt. Eine detaillierte Versuchsbeschreibung sowie zusätzliche Messergebnisse sind in Anhang B zu finden.

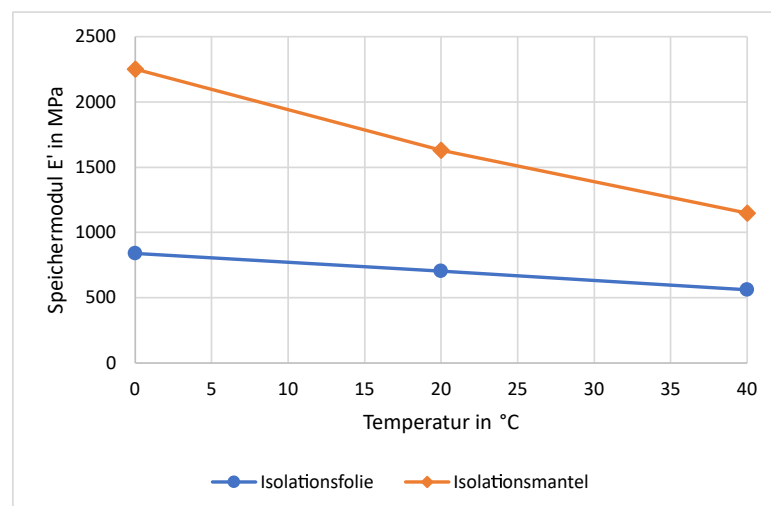


Abbildung 6.2.: Ergebnisse der DMA: Speichermodul  $E'$  von Isolationsfolie und -mantel

Für das Aktivmaterial wird entsprechend [152] und [156] ein transversal isotropes Materialmodell gewählt. Dieses zeichnet sich durch eine Ebene mit isotropen Eigenschaften (engl. *in-plane*) sowie eine dazu senkrechte Richtung (engl. *out-of-plane*) aus. Durch diese Annahmen reduziert sich die Anzahl unabhängiger Parameter im Vergleich zum vollständig anisotropen elastischen Materialverhalten auf fünf, wie in Tabelle 6.1 dargestellt. Für eine detaillierte Erläuterung des Materialmodells sei an [110] verwiesen.

Aufgrund der Porosität der Einzelschichten wird  $\nu=0$  gewählt [156, 152]. YUN et al. zeigen, dass die verbleibenden Schubmoduli und E-Moduln Materialparameter des RVE mit der *Serial-Parallel-Mixing* Theorie (SPT) unter Zuhilfenahme der isotropen Materialparameter sowie der Volumenanteile  $\phi$  der Einzelschichten ermittelt werden können [156]. Die zugrundeliegenden Gleichungen der SPT sind in Tabelle 6.1 dargestellt mit  $E_i$ ,  $G_i$  und  $\phi_i$  den entsprechenden Größen der  $i$ -ten Schicht.

Tabelle 6.1.: Unabhängige Materialparameter des transversalisotropen Materialmodells

Parameter	Formelzeichen	SPT
In-plane E-Modul	$E_{\parallel}$	$\sum_i \phi_i \cdot E_i$
Out-of-plan E-Modul	$E$	$\left(\sum_i \frac{\phi_i}{E_i}\right)^{-1}$
Out-of-plane Schubmodul	$G$	$\sum_i \phi_i \cdot E_i = \sum_i \phi_i \cdot \frac{E_i}{2(1+\nu_i)}$
in-plane Schubmodul	$G_{\parallel}$	$\left(\sum_i \frac{\phi_i}{E_i}\right)^{-1} = \left(\sum_i \frac{\phi_i \cdot 2(1+\nu_i)}{E_i}\right)^{-1}$
Querkontraktion	$\nu$	-

Die chemische Zusammensetzung der im Rahmen der Arbeit untersuchten Elektroden ist denen in [80], [156] und [152] ähnlich. Insofern werden die zum Teil experimentell ermittelten Materialeigenschaften der Einzelschichten übernommen. Demgegenüber werden die Schichtdicken der im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Zellen adaptiert. In Tabelle 6.2 ist eine Übersicht über die Schichten und zugehörigen Kenngrößen dargestellt.

Tabelle 6.2.: Elastische Materialparameter nach [156] und Volumenanteil der Schichten des Aktivmaterials

Schicht	E-Modul / MPa	Querkontraktionszahl / -	Einzelschichtdicke / mm	$\phi$
Kupferfolie	105000	0.33	0.009	0.03
Aluminiumfolie	68000	0.33	0.012	0.04
Anode	20	0.14	$0.078 \cdot 2$	0.49
Kathode	20	0.14	$0.061 \cdot 2$	0.38
Separator	500	0.25	0.019	0.06

Für die Modellierung der Temperaturabhängigkeit der Strukturmechanik oder der Materialeigenschaften von Lithium-Ionen-Zellen ist keine Methode bekannt. Im Rahmen der Arbeit wird die Temperaturabhängigkeit durch die lineare Skalierung der elastischen Parameter des transversal isotropen Materialmodells implementiert. Für die Skalierung wird der Mittelwert der in der Zellmodulmessung ermittelten Temperatursensitivität herangezogen.

## 6.2. Abgleichsergebnisse der Subsysteme

Um die Abgleichsergebnisse aller Subsysteme und des HVS im Prüfraumen darzustellen, werden zunächst die FE-Modelle der Subsysteme validiert. Anschließend wird der Zusammenbau zum HVS ohne Prüfraumen und schließlich der HVS im Prüfraumen abgeglichen. Beim Einzelzellmodul sowie beim HVS im Prüfraumen wird zusätzlich die Abbildung der Temperaturabhängigkeit validiert. Zuletzt erfolgt die Validierung der Schadensabbildung am HVS im Prüfraumen.

### 6.2.1. Prüfraumen und Gehäuse

Für den Prüfraumen sowie das Gehäuse liegt jeweils eine FDAC Übereinstimmung von  $FDAC_{track} > 0.9$  an allen Eigenfrequenzen vor. Auch  $FDAC_{track,mean}$  von 0.963 respektive 0.922 bestätigt die Modellvalidität. Während beim Prüfraumen auch im niedrigen Frequenzbereich gute Übereinstimmung



vorliegt, weist die Messung beim Gehäuse vor der ersten Eigenfrequenz eine signifikante Abweichung auf. Dies ist der im Modell idealen im Versuch nur angenäherten Frei-Frei-Lagerung durch Aufhängung an Gummiseilen zuzuschreiben. Die zugehörigen FDAC-Matrizen sind in Abbildung E.1 im Anhang dargestellt.

### 6.2.2. Zellmodul

In Abbildung 6.3 sind die Abgleichsergebnisse des Einzelzellmodulmodells bei 0°C, 20°C und 40°C dargestellt. Auch hier zeigt sich eine dem definierten Grenzwert genügende Modellgüte von  $FDAC_{track,mean} = [0.897, 0.882, 0.893]$  für 0°C, 20°C und 40°C. Besonders an den Eigenfrequenzen liegen Ähnlichkeiten stets über 0.9.

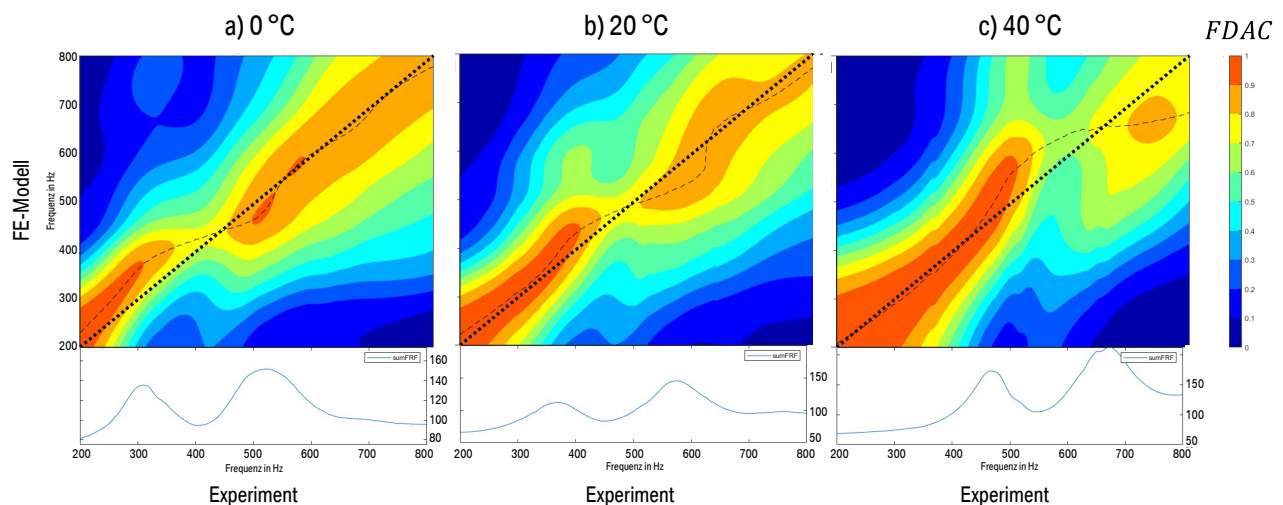


Abbildung 6.3.: Abgleichsergebnisse des Einzelzellmoduls bei a) 0°C, b) 20°C und c) 40°C

Die hohen Abgleichsergebnisse bestätigen die Übertragbarkeit der Abbildung als RVE sowie der analytischen Herleitung der Materialkennwerte auf das vorliegende Zellmodulmodell. Die gewählte Dämpfungsmodellierung bewirkt im Vergleich zu realen Dämpfungseffekten keine Eigenfrequenzverschiebungen und stellt somit eine mögliche Ursache für die Abweichungen zwischen den Eigenfrequenzen dar. Die Forschungsbemühungen zur Abbildung der dynamischen Eigenschaften von Lithium-Ionen-Zellen verfolgen bisher das Ziel einer validen Abbildung von Eigenfrequenzen und -moden [156, 152]. Untersuchungen zur Abbildung einer Temperaturabhängigkeit sowie des Dämpfungsverhaltens sind nicht bekannt. Aufgrund der erzielten genügenden Modellqualität ist die gewählte Modellierung zur Generierung der Datenbasis ausreichend. Eine detailliertere Modellierung wird im Rahmen der Arbeit nicht näher betrachtet, ist jedoch als Gegenstand zukünftiger Forschung interessant.

### 6.2.3. HVS ohne Prüfrahen

Im nächsten Schritt werden die Abgleichsergebnisse der zum HVS assemblierten Zellmodule und des Gehäuses vorgestellt.

Es ist erneut eine globale Übereinstimmung von  $>0.9$  zu erkennen. Im niedrigen Frequenzbereich zeigen sich die schon am Gehäuse festgestellten Lagerungseffekte. Die Übereinstimmung an den Eigenmoden liegt mit Ausnahme des Bereichs zwischen 140-160 Hz sowie kleineren Frequenzabschnitten  $>0.9$ . Die Übereinstimmung nimmt im höherfrequenten Bereich, möglicherweise verursacht durch

eine Frequenzabhängigkeit der Materialparameter, ab. Im Vergleich zum Einzelzellmodul zeigt sich die reduzierte Dämpfung durch ein schmaleres Band hoher Übereinstimmungswerte, da sich der Einfluss einzelner Moden im Zuge der modalen Superposition weniger stark auf umgebende Frequenzbereiche auswirkt.

In Abbildung E.2 im Anhang ist die zugehörige FDAC-Matrix des HVS ohne Prüfraahmen dargestellt.

### 6.3. Abgleichsergebnisse des Gesamtsystems

Zuletzt werden die Abgleichsergebnisse des HVS im Prüfraahmen diskutiert. Hierbei werden beginnend die Abgleichsergebnisse im intakten Zustand unter Temperaturüberlagerung dargestellt. Anschließend erfolgt die Analyse der Abbildungsqualität der Schadenseinflüsse.

**Intakter Zustand und Temperatursensitivität** In Abbildung 6.4 sind die Abgleichsergebnisse der intakten Zustände bei 0°C, 20°C und 40°C dargestellt. Für den Vergleich werden jeweils die entlang der Messkampagne ersten Instanzen der intakten Zustände herangezogen, sodass möglichst geringe Umbaueinflüsse in den Messdaten enthalten sind.

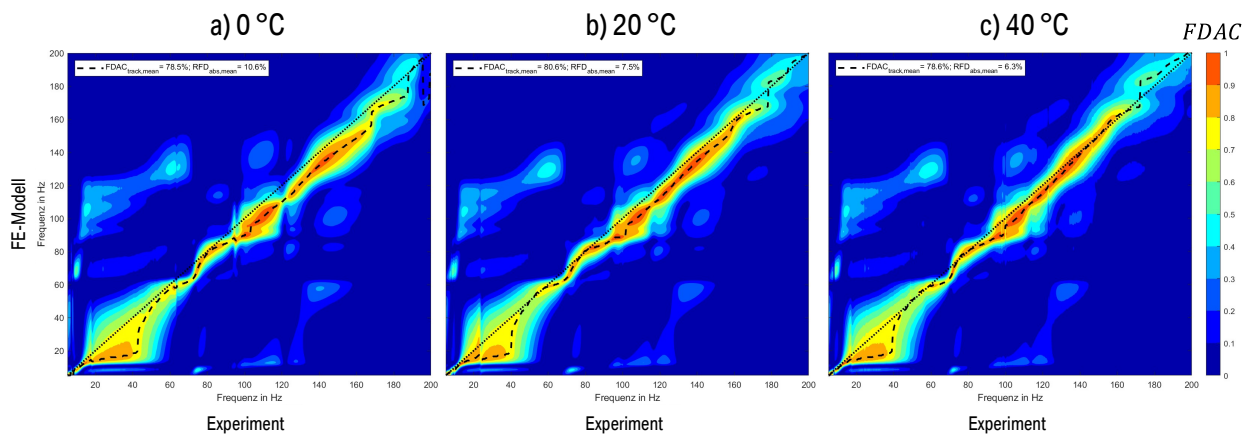


Abbildung 6.4.: Abgleichsergebnisse des HVS im Prüfraahmen im intakten Zustand je bei a) 0°C, b) 20°C und c) 40°C

Im Vergleich zum HVS ohne Prüfraahmen zeigt sich erneut ein schmalbandigeres Übereinstimmungsbild. Es sind zudem wieder Lagerungseffekte im niedrigen Frequenzbereich bis ca. 20 Hz ersichtlich, die allerdings signifikant unter den der ersten Eigenfrequenz bei ca. 56 Hz liegen, sodass kein Einfluss auf diese zu erwarten ist und die Abweichungen für den Abgleich ignoriert werden. Im Frequenzbereich zwischen 60-160 Hz zeigen sich mit wenigen Ausnahmen stets  $FDAC_{track} > 0.8$  und somit akzeptable Modellgüte. Darüber treten größere Abweichungen auf, die erneut auf eine möglich Frequenzabhängigkeit von Materialeigenschaften zurückgeführt werden. In diesem Bereich ist auch RFD gering, insofern ist das Modell im Frequenzbereich 60-160 Hz als valide einzustufen, darüber hinaus besteht eine unzureichende Modellgüte. Um die Validität der auf der Grundlage des FE-Modells getroffenen Aussagen zur Diagnosefähigkeit sicherzustellen, wird die Frequenzantwort hierfür nur in diesem Frequenzbereich herangezogen.

Die Einschränkung der unteren Grenze ist als unkritisch einzustufen, da unter 60 Hz keine Schwingform auftritt. Durch die notwendige Einschränkung der oberen Grenze jedoch stehen Veränderungen einer der neun bis 200 Hz auftretenden Schwingformen des Prüfaufbaus nicht für die Schadensdiagnose

zur Verfügung. Die Schwingform kann als eine Überlagerung der in den Schwingformen sechs bis acht auftretenden Verformungen angesehen werden, insofern ist von einer ausreichenden Abdeckung möglicher Verformungen auszugehen. Eine detailliertere Modellierung zur Erschließung des Frequenzbereichs wird im Rahmen der Arbeit nicht entwickelt, stellt jedoch einen interessanten Gegenstand zukünftiger Forschung dar.

**Schadenssensitivität** Auch die Abbildungsgüte der Schadenssensitivität wird überprüft. Zunächst werden die Sensitivitäten für Modell und Versuch jeweils zu intakten Zuständen verglichen - dieser Abgleich wird als relativ bezeichnet. Hierbei werden die im Abschnitt 5.4.2 erläuterten Auffälligkeiten aufgegriffen. Anschließend werden alle experimentellen mit den zugehörigen rechnerischen Zuständen abgeglichen. Dieser Abgleich wird als absoluter Abgleich bezeichnet, da hiermit die Modellqualität bewertet wird.

Abbildung 6.5 erweitert die in Abbildung 5.9 dargestellten experimentellen Schadenseinflüsse um die zugehörigen, rechnerisch ermittelten Schadenseinflüsse. Ziel der Untersuchung ist, die Auffälligkeiten in den Messergebnissen zu plausibilisieren. Die experimentellen Sensitivitäten sind mit Rauten, die simulativen mit Kreisen markiert. Die Temperaturzustände werden über Farben symbolisiert.

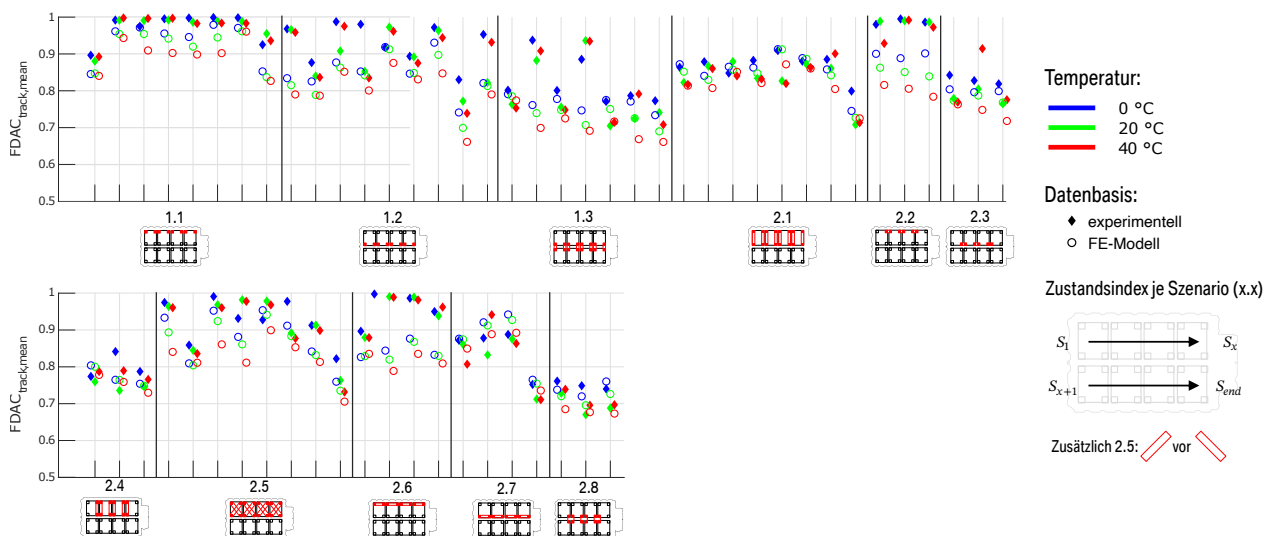


Abbildung 6.5.: Abgleich des Schadenseinfluss im Experiment jeweils bezogen auf den intakten Zustand bei gleicher Temperatur (Indizes S<sub>x</sub> innerhalb Szenarien von links nach rechts aufsteigend)

Es werden die nachfolgend wiederholten vier in den experimentellen Untersuchungen ersichtlichen Auffälligkeiten bezüglich der Schadenseinflüsse plausibilisiert.

1. Zustände mit marginalem Einfluss
2. Abweichungen über Temperatur innerhalb von Schadenszuständen
3. Unterschiedliche Sensitivitäten innerhalb von Szenarien
4. Mehrfach-Zustände teilweise sensitiver als einfache

Im FE-Modell treten analog zu den Messdaten systematische Unterschiede zwischen den Schadensfamilien auf. Obgleich dieser Ähnlichkeit prägen sich die Sensitivitäten signifikant stärker aus. Beispielsweise sind in allen Zuständen von Szenario 2.2 experimentell nur marginale Einflüsse (<0.03) zu beobachten, während im FE-Modell signifikante Einflüsse von 0.1 - 0.23 auftreten. Dieser Trend ist in einem Großteil

---

der Zustände, besonders in Experimenten mit geringfügigem oder ohne jeglichen Einfluss zu erkennen, beispielsweise in Szenario 1.1 S2-S7.

Wie im Versuch sind Veränderungen durch Temperaturvariation zu beobachten. Allerdings prägen sich diese entgegen den experimentellen Ergebnissen im FE-Modell stets ähnlich und linear aus. Hier nimmt die Schadenssensitivität zu höheren Temperaturen hin zu. Die in manchen experimentellen Schadenszuständen beobachteten sprunghaften Sensitivitätsunterschiede zeigen sich nicht. So lag beispielsweise die Sensitivität von Zustand 1.3 S1 bei 20° im Experiment signifikant unter den Sensitivitäten bei 0°C bzw. 40°C, während diese sprunghafte Änderung im FE-Modell nicht ersichtlich ist.

Während zwar analog zum Versuch manche Unterschiede innerhalb von Schadensszenarien zu beobachten sind, sind diese erneut signifikant weniger sprunghaft ausgeprägt als in den Messergebnissen. So zeigen sich vom kleinsten zum größten Einfluss über Szenario 1.3 im FE-Modell zwar Unterschiede von bis zu 0.17, die un stetigen Abweichungen von S1, S3 und S5 im Experiment werden jedoch nicht wiedergefunden.

Im Gegensatz zu den vorigen Auffälligkeiten zeigt sich bezüglich der Einflüsse abhängig vom Zustandsgrad ein gespaltenes Bild. Sowohl im FE-Modell als auch im Experiment sind Zustände höheren Grades zu beobachten, deren Schadenseinfluss geringer ausgeprägt auftritt als bei manchen Zuständen niedrigeren Grades. So zeigen beispielsweise die Zustände 2.5 S1, S3, S5 und S6 (2. Grades) geringere Einflüsse als die Zustände 1.2 S1, S2 und S8 (1. Grades). Gleiches gilt auch für die Zustände 2.1 S1-S7 (2. Grades) Insofern wird dieser Trend als plausibel eingestuft und bekräftigt somit die Validierungsergebnisse des FE-Modells.

Zusammenfassend widersprechen die rechnerisch ermittelten Sensitivitäten in einer großen Anzahl an Schadenszuständen den experimentellen Ergebnissen. Die rechnerisch ermittelten Schadenseinflüsse wirken sich tendentiell stärker aus. Da das FE-Modell eine vollständige Freigängigkeit der Modulfüße modelliert und signifikante Abweichungen der Schadenseinflüsse auftreten wird geschlossen, dass die experimentelle eine vollständige Freigängigkeit der Modulfüße nicht abbildet. Unter vollständiger Freigängigkeit ist zu verstehen, dass ein Modulanbindungspunkt keinen Kontakt zum Gehäuseboden und dem zugehörigen Bolzen aufweist.

In Erweiterung des zuvor dargestellten Vergleichs der Schadensauswirkungen werden nachfolgend die Abgleichsergebnisse zwischen der experimentell und rechnerisch ermittelten FRF-Matrizen diskutiert jeweils korrespondierender Schadenszustände diskutiert.

Wie aufgrund der Diskrepanzen der Schadenssensitivität aus Abbildung 6.5 zu erwarten, ist festzustellen, dass die Qualitätskriterien des absoluten Abgleichs in einem Großteil der Zustände (85 von 180) nicht erreicht werden. Die Modellgüte nimmt mit steigendem Zustandsgrad ab. Zusätzlich zeigen Zustände, in denen, wie in Abbildung 6.5 dargestellt, im FE-Modell ein hoher Schadenseinfluss vorliegt, tendentiell ungenügende Modellgüten ( $FDAC_{track,mean} < 0.8$ ). Aufgrund der festgestellten Diskrepanzen ist die Modellgüte bezüglich der Schadensabbildung als ungenügend einzustufen. Detaillierte Abgleichsergebnisse sind zusammen mit der nachfolgend durchgeführten Optimierung in Abbildung 6.9 dargestellt, symbolisiert durch Rauten.

## 6.4. Plausibilisierung der experimentellen Schadensabbildung

Nachfolgend werden die Diskrepanzen zwischen experimenteller und virtueller Schadensabbildung plausibilisiert.

Dazu wird die experimentelle Schadensabbildung an einem Einzelmodul in mehreren Zuständen je einmal mit Nullspalt (Situation im HVS-Test) und mit einem Spalt von 1 mm, wie in Abbildung 6.6 links dargestellt, untersucht. Das Zellmodul wurde im intakten Zustand (alle Schraubstellen vorhanden) und in je vier Schadenszuständen (S1-S4) untersucht, in denen jeweils eine Verschraubung entfernt

wurde. In Abbildung 6.6 rechts sind die Sensorpositionen der Tri-Achs-Beschleunigungssensoren und die Anregungsposition dargestellt. Die Struktur wurde per Impulshammer angeregt.

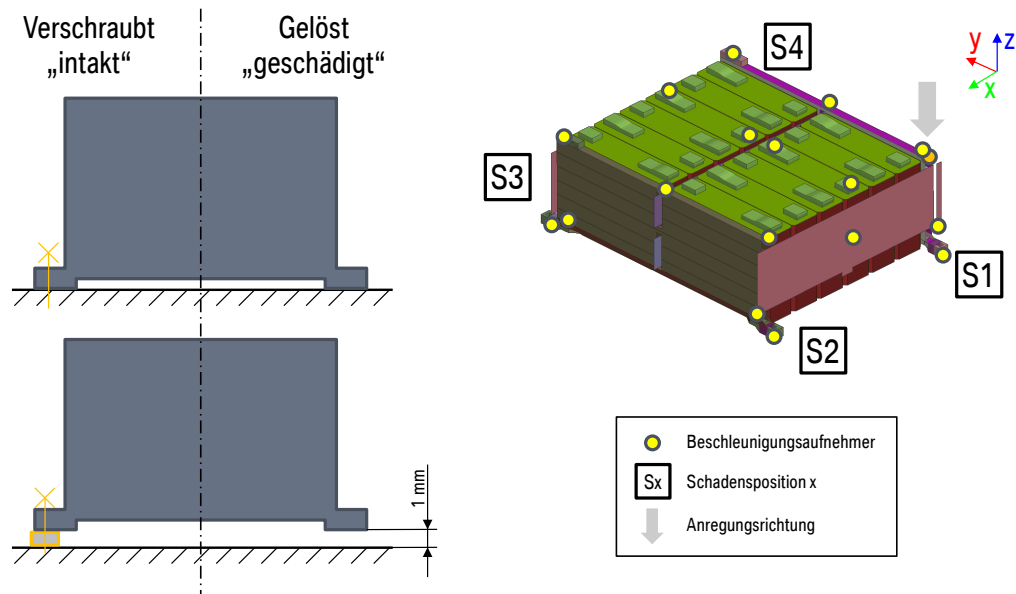


Abbildung 6.6.: Versuchsplanung zur Plausibilisierung der Diskrepanzen der Schadensabbildung: links: Prinzip und rechts: Messaufbau

Das Zellmodul wird auf einem entkoppelten Prüffundament montiert. Zur Anpassung an das Lochbild der Modulfüße werden zwei Stahlprofile mit einer Ebenheitstoleranz von 0.01 mm in Dickenrichtung angefertigt. Die Stahlprofile werden auf dem Prüffundament wiederum mit Spannpratzen befestigt. Zur Herstellung einer ebenen Auflagefläche für alle Anschraubpositionen werden die Montageprofile mit Hilfe einer Messplatte gemäß DIN 876-400x300 –H-00 justiert, die eine Ebenheitstoleranz von 3  $\mu\text{m}$  aufweist. Für die Justierung werden neben den Gewindebohrungen Distanzscheiben von 1 mm  $\pm$  0.005 mm zwischen den Stahlprofilen und der Prüfplatte eingelegt, um dann mit einer 1 mm Fühlerleere die Justierung vorzunehmen.

Zunächst wird der Einfluss der Distanzscheiben im Ausgangszustand um eine Vergleichsbasis zu etablieren und anschließend der Einfluss der Schadensmodellierung untersucht. Der Vergleich im intakten Zustand mit und ohne Distanzscheiben ergibt  $FDAC_{track,mean} = 0.911$  und  $RFD_{abs,mean} = 12.1\%$ . Für die Schadenszustände zeigt sich ein gespaltenes Bild. Während sich in den Schadenszuständen S1 und S3 ein mit dem intakten Zustand vergleichbares Abgleichsergebnis mit hohen  $FDAC_{track,mean} = [0.955, 0.949]$  ergibt, zeigen sich in den anderen beiden Zuständen S2 und S4 signifikante Abweichungen von  $FDAC_{track,mean} = [0.769, 0.817]$ . Während in S1 und S3 keine lokalen Abweichungen auftreten, treten für S2 und S4 lokal weiter reduzierte  $FDAC$ -Werte bis zu 0.5 auf. Die zugrundeliegenden  $FDAC$ -Matrizen sind in Abbildung D.6 im Anhang dargestellt.

Zur Überprüfung der Kontaktsituation werden die Abstände zwischen Modulfuß und Stahlprofil der jeweils entfernten Schraubverbindungen in allen Schadenszuständen vermessen. Die Messergebnisse sind in Tabelle 6.3 dargestellt.

Es zeigt sich, dass sich in den Zuständen S1 und S3 nach dem Entfernen der Schraubverbindung eine Vergrößerung des Nominalspalts um ca. 0.15 – 0.2 mm einstellt. Demgegenüber ist in den Zuständen S2 und S4 ohne Distanzscheibe kein Spalt messbar (= Kontakt). Der Spalt des Aufbaus mit Distanzscheibe verringert sich unter das Maß der Distanzscheibe. Das deutet darauf hin, dass diese Modulfüße bezogen

Tabelle 6.3.: Spalt nach Entfernen der Modulfußverschraubung

Zustand	Ohne Distanzscheibe / mm	Mit Distanzscheibe / mm
S1	0.2	1.15
S2	0	0.9
S3	0.15	1.15
S4	0	0.85

auf eine durch die anderen drei aufgespannte Ebene in Z-Richtung niedriger liegen. Im Gegensatz dazu liegen S1 und S3 diesbezüglich höher. Werden z.B. die Modulfüße S1, S2 und S3 verschraubt, so führt die niedrigere Lage von S4 zu einer Vorspannung. Die Spaltemessungen erhärten daher die eingängliche Hypothese einer möglichen Kontaktsituation einzelner Modulfüße. Es erscheint zusätzlich plausibel, dass die Einflüsse jeweils diagonal gegenüberliegende Modulfüße betreffen.

## 6.5. Virtuelle Steifigkeit zur Kompensation von Vorspanneffekten

Auf Basis der vorigen Untersuchungen wird nachfolgend eine Abbildungsmethode für die Vorspannungseffekte entwickelt. In der Literatur findet sich dazu die Methode des Virtuellen Materials (engl. *Virtual Material Method*, VM). Hierbei wird das dynamische Verhalten eines vorgespannten Kontakts durch elastische Ersatzelemente abgebildet. So wird in [30] beispielsweise das Lösen einer Schraubverbindung durch die Modellierung eines Spaltes zwischen den Kontaktpartnern und dessen Füllung mit *solid* Elementen mit isotroper Elastizität abgebildet. Über die Materialparameter werden sowohl die Vorspannung als auch deren Wechselwirkung mit der Oberflächenbeschaffenheit der Kontaktflächen approximiert. Die Materialkennwerte werden im Rahmen einer Modellanpassung an Versuchsergebnisse angeglichen.

In der vorliegenden Arbeit wird das virtuelle Material durch ein CBUSH-Element analog der Modellierung intakter Schraubverbindungen abgebildet (siehe Abschnitt 6.1). Das lokale Koordinatensystem der CBUSH-Elemente entspricht dem globalen Koordinatensystem. Die CBUSH-Elemente sind senkrecht orientiert, sodass K1 und K2 jeweils parallel zur globalen X- und Y-Richtung orientiert sind. K3 entspricht der translatorischen Steifigkeit der globalen Z-Richtung und somit der Zug-/Drucksteifigkeit. R1-R3 beschreiben die Rotationssteifigkeiten um K1-K3.

Zur Ermittlung der Steifigkeitsparameter der CBUSH-Elemente in den vorgespannten Zuständen wird eine Sensitivitätsanalyse durchgeführt. Die Reibkraft wird in der Kontaktfläche isotrop angenommen, wodurch K1 gleich K2 gewählt wird. Zusätzlich werden auch die Rotationssteifigkeiten um die X- und Y-Richtung (vgl. Abbildung D.6) gleich gewählt (R1, R2 in der CBUSH Definition). So ergibt sich der zu untersuchende Parameterraum zu K1, K3, R1 und R3.

Die Parameterstudie wird an allen Schadenszuständen durchgeführt. Die vier Steifigkeitsparameter werden logarithmisch im Bereich  $[10^{-1} \text{ bis } 10^8]$  N/mm bzw. Nmm/rad variiert. Der Parameterraum wird je Zustand mit 100 Experimenten abgetastet, die mittels Latin-Hypercube-Sampling erzeugt werden.

In Abbildung 6.7 sind die Ergebnisse der Parametervariation als Streudiagramme zur Veranschaulichung der Abhängigkeit zwischen  $FDAC_{track,mean}$  von den Steifigkeitsparametern dargestellt. In den Zeilen der Plotmatrix sind die Sensitivitäten aller Parameter bzgl. eines Schadenszustands dargestellt. In den Spalten wiederum sind die Sensitivitäten eines Parameters über alle Schadenszustände zu erkennen. Die Art der Schadensabbildung der verglichenen experimentellen Zustände ist farblich markiert.

Zunächst ist festzustellen, dass die Rotationssteifigkeiten R1-R3 keinen erkennbaren Einfluss zeigen.

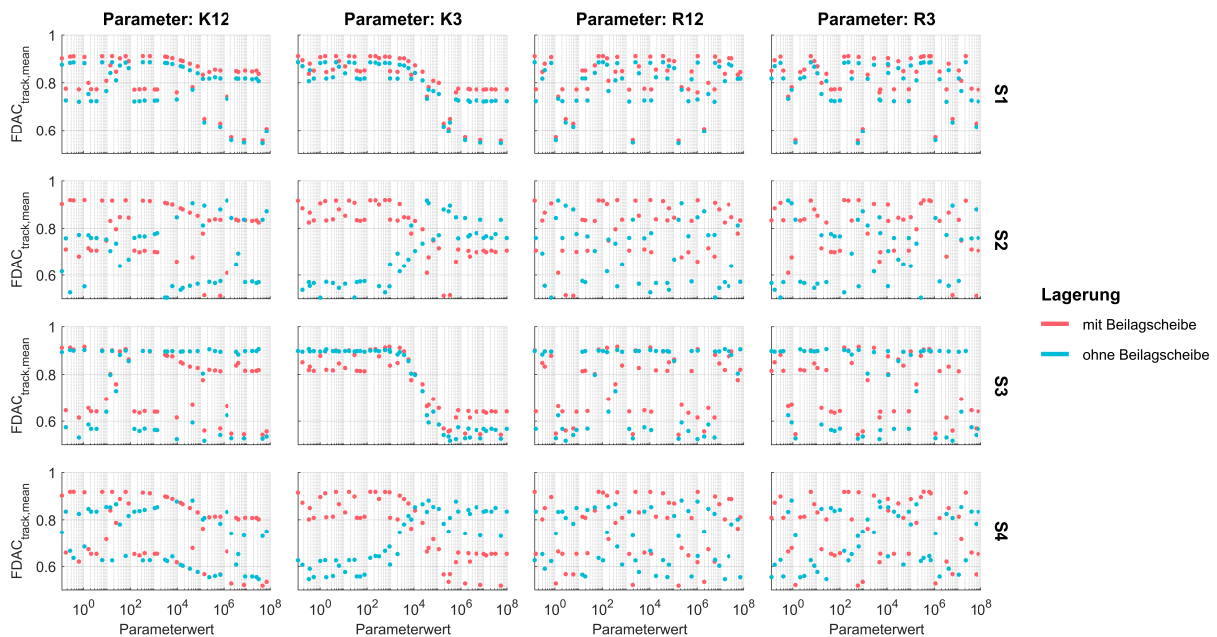


Abbildung 6.7.: Einfluss der Steifigkeit des VM

Demgegenüber zeigt besonders K3 einen über alle Zustände relativ hohen Einfluss. K1 scheint zum Teil sensitiv, wenngleich signifikant geringer als K3. Dieses Verhältnis wird darauf zurückgeführt, dass der Reibungseffekt aufgrund der Anregung in Z-Richtung eher nicht zum Tragen kommt.

Übergreifend ist bei den sensitiven Parametern K1 und K3 stets eine Konvergenz gegen einen oberen und einen unteren  $FDAC_{track,mean}$  an den Grenzen des Parameterbereichs zu beobachten. Die ermittelten Sensitivitäten korrelieren mit den anhand der Spaltmessung erfassten Vorspannsituationen. So zeigt sich in allen Zuständen, in denen mit Distanzscheiben die vollständige Freigängigkeit gelöster Modulfüße sichergestellt ist, ein negativer Einfluss hoher Steifigkeiten. Die im Experiment beobachteten Diskrepanzen in den Zuständen S2 und S4 erscheinen in den Sensitivitäten erneut. In diesen gemäß Spaltmessung vorgespannten Zuständen S2 und S4 ohne Distanzscheibe ist ein positiver Einfluss der virtuellen Steifigkeiten ersichtlich. Darüber hinaus wird mit hohen virtuellen Steifigkeiten in diesen Zuständen auch absolut ein genügender Modellabgleich mit  $FDAC_{track,mean} > 0.8$  erreicht.

Die ermittelten Sensitivitäten erscheinen aufgrund der Korrelation mit der Spaltmessung plausibel. Die Auswirkung der Vorspannung kann mit CBUSH-Elementen als VM abgebildet werden.

## 6.6. Übertrag der Versuchsergebnisse auf den Gesamtsystem Modellabgleich

Der Übertrag der zuvor entwickelten Methode des VM auf das Modell des HVS im Prüfraumen erfolgt in Kapitel 6.6. Wie in Kapitel 6.5 gezeigt können mit virtuellen Steifigkeiten Vorspanneffekte abgebildet werden. Im Umkehrschluss kann eine positive Sensitivität einer virtuellen Steifigkeit dazu genutzt werden, die Existenz einer Vorspannung abzuleiten.

Dazu wird die am Einzelmodul durchgeführte Parameterstudie analog in allen Schadenszuständen des Gesamtsystems und allen Temperaturstufen wiederholt. Die Annahmen bezüglich der Rotationssymme-

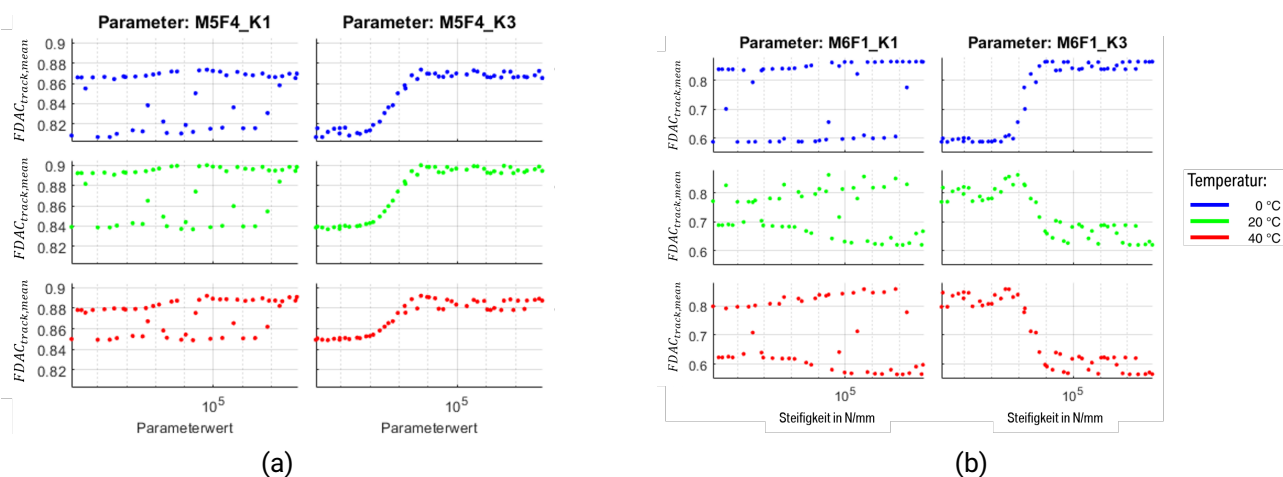


Abbildung 6.8.: Sensitivitäten der VM-Steifigkeiten auf die räumliche Abbildung der Struktur­dynamik des Gesamtaufbaus gemessen an  $FDAC_{track,mean}$ . Schadenszustände a) 1.1-S2, b) 1.2-S4

trie der Kontaktfläche werden übernommen. Aufgrund der am Einzelmodul festgestellten Insensitivität der rotatorischen Steifigkeiten R1-R3 werden diese fortan nicht variiert, sondern gleich  $10^4$  Nmm/rad gesetzt. So reduziert sich der Parameterraum auf zwei Unabhängige pro betroffenem Modulfuß

Nachfolgend werden die ermittelten Sensitivitäten zunächst exemplarisch diskutiert. Anschließend werden die aus der Sensitivitätsstudie abgeleiteten Vorspanneffekte je Schadenszustand den im Kapitel 5.4 erläuterten Auffälligkeiten der experimentell ermittelten Schadenseinflüssen gegenübergestellt. Abschließend wird die Güte der Abbildung der Struktur­dynamik sowie der Schadens- und Temperatureinflüsse mit VM erneut evaluiert.

In Abbildung 6.8 sind die Einflüsse virtueller Steifigkeiten auf  $FDAC_{track,mean}$  für 1.1-S2 und 1.2-S4 jeweils für  $0^\circ\text{C}$ ,  $20^\circ\text{C}$  und  $40^\circ\text{C}$  exemplarisch dargestellt. Die Spalten der Plotmatrix zeigen jeweils die Sensitivität eines Steifigkeitsparameters über die drei Temperatureinstufen. In den Zeilen sind die Sensitivitäten aller Parameter des Zustands bei gleicher Temperatur veranschaulicht.

Es sind in den Ergebnissen der Einzelmodul-Untersuchung ähnliche Sensitivitäten ersichtlich. Erneut reagiert die translatorische Steifigkeit in Z-Richtung (K3) sensibler als die translatorischen Steifigkeiten in der Kontakt-Ebene. Ein positiver Steifigkeitseinfluss deutet hierbei auf eine Vorspannung hin, während ein negativer Einfluss die beabsichtigte Freigängigkeit von Modulfüßen im Versuch bekräftigt.

In Zustand 1.1 S2 ist beispielsweise über alle Temperaturen ein positiver Einfluss ersichtlich, während ein solcher in 1.2 S4 nur für  $0^\circ\text{C}$  vorliegt. Auch in Zuständen höheren Grades zeigen sich stets signifikante Einflüsse. Für Zustand 2.2 S1 zeigt der Parameter K3 an Modul 6 Fuß 3 für  $0^\circ\text{C}$  und  $40^\circ\text{C}$  einen negativen Einfluss und somit Freigängigkeit während für  $20^\circ\text{C}$  ein positiver Einfluss vorliegt, der auf einen Vorspanneffekt hindeutet. Dieses Ergebnis entspricht der im Experiment festgestellten sprunghaften Temperaturabhängigkeit in diesem Schadenszustand. Die charakteristischen, konvergierenden Verläufe gegen einen oberen und unteren  $FDAC_{track,mean}$  Grenzwert zeigen sich bei allen Schadenszuständen.

Mithilfe des VM wird die Parametrierung jedes Zustandes optimiert. Die Optimierungsergebnisse sind in Abbildung 6.9 dargestellt. Mit den Sensitivitäten virtueller Steifigkeiten wird je Zustand die Anzahl vorgespannter Modulfüße  $n_{vorgespannt}$  ermittelt (vgl. Abbildung 6.9 c)). Zusätzlich werden die Modellabgleichsergebnisse bzgl.  $FDAC_{track,mean}$  und  $RFD_{abs,mean}$  dargestellt (vgl. Abbildung 6.9 a) und b)).

Wie in Kapitel 6.3 beschrieben, zeigen sich für einzelne Zustände bereits im Initialabgleich akzeptable



---

Abgleichsergebnisse. Die Analyse der Vorspanneffekte zeigt, dass in diesen Zuständen keine vorgespannten Modulfüße detektiert werden. Für diese Zustände ist keine Verbesserung der Abgleichsergebnisse durch virtuelle Steifigkeiten zu beobachten.

Es ist ersichtlich, dass in allen Zuständen, in denen ohne VM eine ungenügende Modellgüte vorliegt, durch VM eine akzeptable Modellgüte erreicht wird. Hier zeigt sich stets mindestens an einem beteiligten Modulfuß eine positive Sensitivität des VM. Besonders in den Zuständen zweiten und vierten Grades ist zusätzlich zu beobachten, dass nicht stets alle Modulfüße betroffen sind, sondern dass auch nur ein Teil betroffen sein kann.

Des Weiteren lassen sich mit den abgeleiteten Vorspanneffekte die Auffälligkeiten in der experimentellen Analyse der Schadenseinflüsse erklären. So sind in einigen Zuständen, z.B. 1.1 S3, 1.2 S3-S5, Vorspanneffekte nur in einem Teil der Temperaturstufen ersichtlich, was die unterschiedlichen Schadenseinflüsse gleicher Schadenszustände in Abhängigkeit der Temperatur erklärt. Es ist des Weiteren ersichtlich, dass innerhalb von Szenarien vorgespannte und freigängige Zustände auftreten, was die Unterschiedlichkeit der Schadenseinflüsse innerhalb von Schadensfamilien erklärt. Zuletzt ist in den Zuständen, in denen sich im Versuch nur marginale Schadenseinflüsse gezeigt haben, stets Vorspannung festzustellen (beispielsweise 1.1 S2-S8).

In Summe erklärt die Analyse der Vorspanneffekte sowohl die Auffälligkeiten während der experimentellen Analyse der Schadenseinflüsse als auch die zum großen Teil ungenügende Modellqualität der Schadenszustände. Die Kalibrierung der Reststeifigkeiten ermöglicht die Kompensation des Vorspanneffekts und die Erreichung einer akzeptablen Modellgüte in allen Zuständen. In allen Zuständen, in denen die experimentelle Schadensabbildung die beabsichtigte Freigängigkeit von Modulfüßen modelliert hat, ist ein genügender Modellabgleich festzustellen. Lediglich in Zuständen, in denen Vorspanneffekte mithilfe der virtuellen Steifigkeiten detektiert werden, liegt ungenügende Modellqualität vor. Die ungenügende Modellqualität ist daher nicht auf eine Invalidität des FE-Modells sondern auf eine invalide experimentelle Schadensabbildung zurückzuführen. Diese Zustände können somit nicht für die Bestätigung der Validität der Schadensmodellierung herangezogen werden.

Zusammenfassend bestätigt die Sensitivitätsanalyse zum einen die zum Teil invalide experimentelle Schadensabbildung und zum anderen die Validität der Schadensabbildung im FE-Modell. DaFE-Modell bildet die Strukturodynamik des Beispielsystems inklusive der Schadens- und Störeinflüsse in allen abgleichbaren Zuständen gemäß der gesetzten Qualitätsgrenzwerte valide ab und kann somit für die folgende Einflussanalyse der Diagnosefähigkeiten zur Generierung der Systemantworten herangezogen.

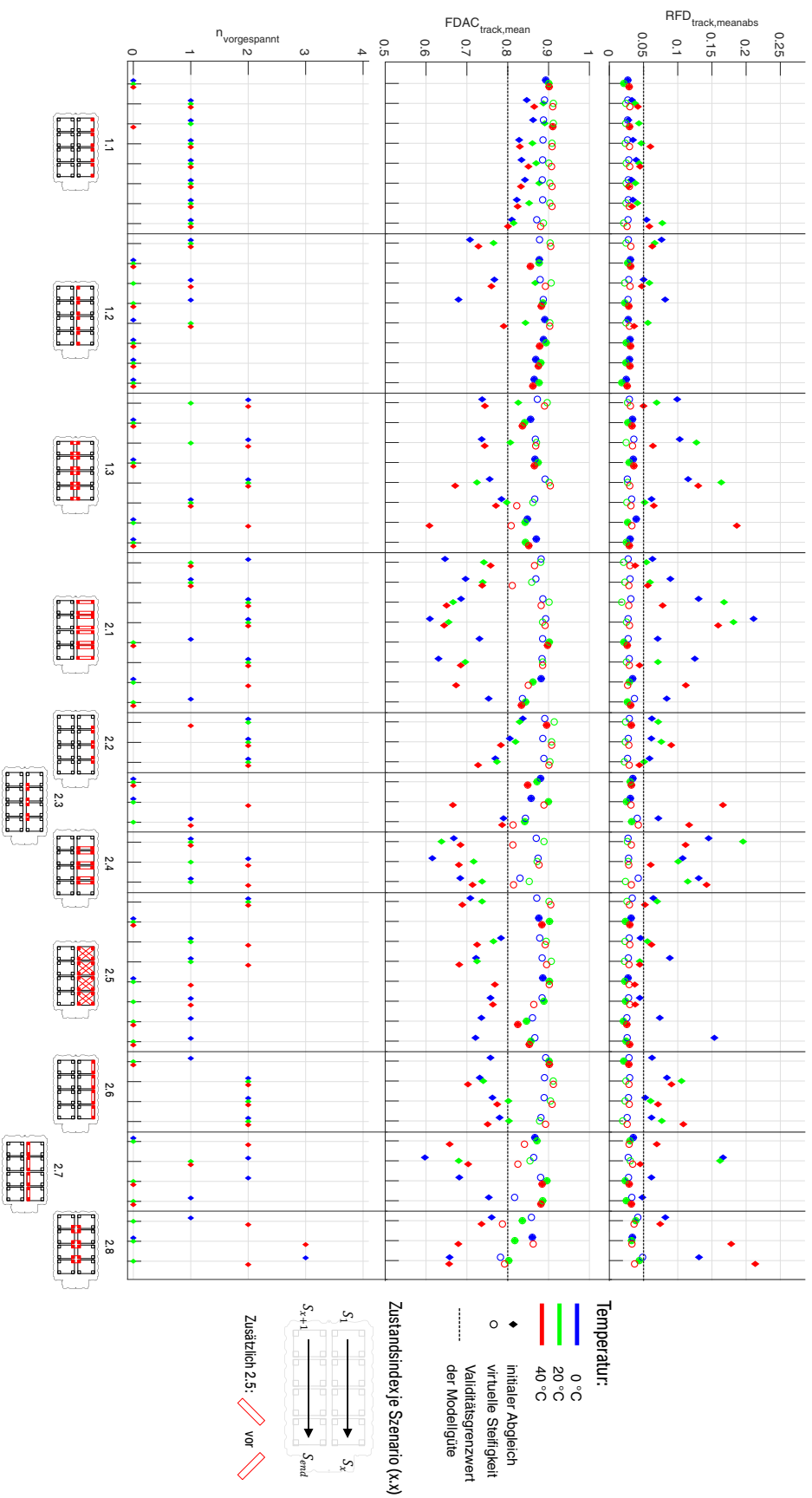


Abbildung 6.9.: Optimierung des FE-Modells mit Hilfe des VM

---

## 7. Bewertung der Diagnosefähigkeit mit existierenden FRF-Korrelationsmaßen des Standes der Technik

---

Ziel des Kapitels ist die Verifikation der Anwendbarkeit der Strukturüberwachung mit FRF-Korrelationsmaßen auf HVS. Zu diesem Zwecke wird die Diagnosefähigkeit aus Kapitel 4 unter verschiedenen Diagnose- randbedingungen bewertet. Das Kapitel ist in Anlehnung an die Entwicklung eines Diagnosesystems (vgl. Abbildung 2.3) in drei Schritte gegliedert.

Im ersten Schritt wird mit den in Kapitel 4 erläuterten Diagnose- randbedingungen und dem im vorangegangenen Kapitel 6.6 validierten FE-Modell die Datenbasis der schadenssensitiven Merkmale generiert. Als Grundlage für die Plausibilisierung der Klassifikationsergebnisse wird eine explorative Datenanalyse mit der *t-distributed Stochastic Neighbour Embedding* (t-SNE) Visualisierungsmethode durchgeführt.

### 7.1. Generierung der Datenbasis - statistische Versuchsplanung

Nachfolgend wird die Generierung der Datenbasis für das Training von KNNs zur Schadensdiagnose erläutert. Zur Generierung der Datenbasis werden zunächst die FRF-Matrizen aller Zustände mit Hilfe des FE-Modells berechnet. Anschließend werden die FRF-Korrelationsmaße aller Zustände bezüglich eines gewählten Referenzzustands berechnet.

#### 7.1.1. Zustandsparameter: Schaden, Temperatur, Messrauschen

Die Menge aller Zustände, für die FRF-Matrizen berechnet werden, ergibt sich durch die vollfaktorielle Überlagerung der Parameter Schaden, Temperatur und Messrauschen. Das in Abschnitt 6.6 entwickelte FE-Modell bildet Schadens- und Temperatureinflüsse valide ab und wird daher zur Berechnung der FRF-Matrizen bezüglich dieser Parameter herangezogen. Der in Kapitel 4.3 beschriebene Störeinfluss Messrauschen wird eingebracht, indem die per FE-Modell berechneten deterministischen FRF-Matrizen mit normalverteiltem weißem Rauschen superponiert werden. In Tabelle 7.1 ist eine Übersicht über die variierten Parameter, Parameterstufen und die kumulierte Anzahl an Zuständen in Folge vollfaktorieller Kombination dargestellt.

Dem in Kapitel 4 beschriebenen Ansatz folgend wird mit dem FE-Modell der im Experiment nur stichprobenartig betrachtete Parameterraum an Schadenszuständen vollständig erschlossen. Zudem werden alle schadhafte und intakten Zustände im Modell bei verschiedenen Temperaturstufen betrachtet. Es werden alle Schadenszustände in den experimentellen Untersuchungen feingranularer zwischen 0 bis 40 °C in 5 °C Schritten aufgelöst. Der intakte Zustand wird im gleichen Bereich aber in 2 °C Schritten abgetastet, um dem Ungleichgewicht zwischen der Anzahl intakter und geschädigter Zustände insbesondere für den Diagnosegrad Detektion entgegenzuwirken. Die per FE-Modell berechneten FRF-Matrizen werden anschließend mit weißem Messrauschen überlagert. Zu dessen Erzeugung steht

Tabelle 7.1.: Übersicht Zustandsparameter

Parameter	Parameterstufen	Anzahl Stichproben pro Stufe	Anzahl Zustände kumuliert
Schaden	- 1 intakter Zustand, 109 Schadenszustände	1	110
Temperatur	- intakter Zustand: 0 - 40 °C, Schrittweite 2 °C Schadenszustände: 0 - 40 °C, Schrittweite 5 °C	1	1002
Messrauschen	- 0.1, 1.0, 2.0, 5.0, 20.0 % Rauschniveau	5	14150

in Matlab Version 2018b die Funktion `wgn` (engl. *White-Gaussian Noise*) zur Verfügung. In der Literatur finden sich einige Untersuchungen, in denen Rauschniveaus bis zu 20 % angenommen werden [21, 73]. Das Rauschniveau  $\epsilon$  ist definiert als das Verhältnis des Effektivwerts des superponierten, weißen Rauschens  $y_{wgn}$  zum Mittelwert der Effektivwerte aller FRFs  $h_i(\omega)$  eines Zustandes gemäß

$$\epsilon = \frac{y_{wgn}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i(\omega)} \quad (7.1)$$

Je Berechnung des FE-Modells werden fünf Rauschzustände erzeugt. Die Gesamtanzahl an FRF-Matrizen in der Datenbasis beträgt 30,060.

### 7.1.2. Sensorkonfigurationen

Wie in Kapitel 4.4 beschrieben hängt die Diagnosefähigkeit eines SHM-Systems von den sensierten DoFs ab. Zur Untersuchung der Effizienz bezüglich der Anzahl an DoFs werden drei Konfigurationen an DoFs (fortan als DoF-Set bezeichnet) ausgehend von dem in Abschnitt 5.2 beschriebenen definiert. Die Konfigurationen sind in Abbildung 7.1 oben dargestellt. Zusätzlich werden in Abbildung 7.2 die Auto-FDAC-Matrizen des FE-Modells im intakten Zustand bei 20°C dargestellt, um die Auswirkungen der reduzierten DoF-Anzahl auf die Differenzierbarkeit der strukturdynamischen Eigenschaften zu veranschaulichen (vgl. Abbildung 7.1 unten).

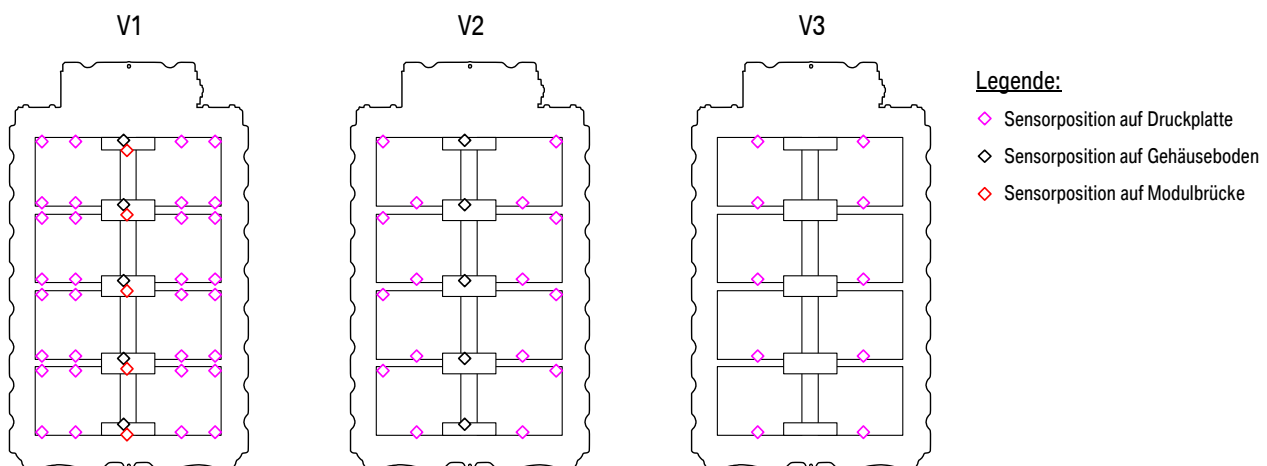


Abbildung 7.1.: Übersicht über DoF-Sets

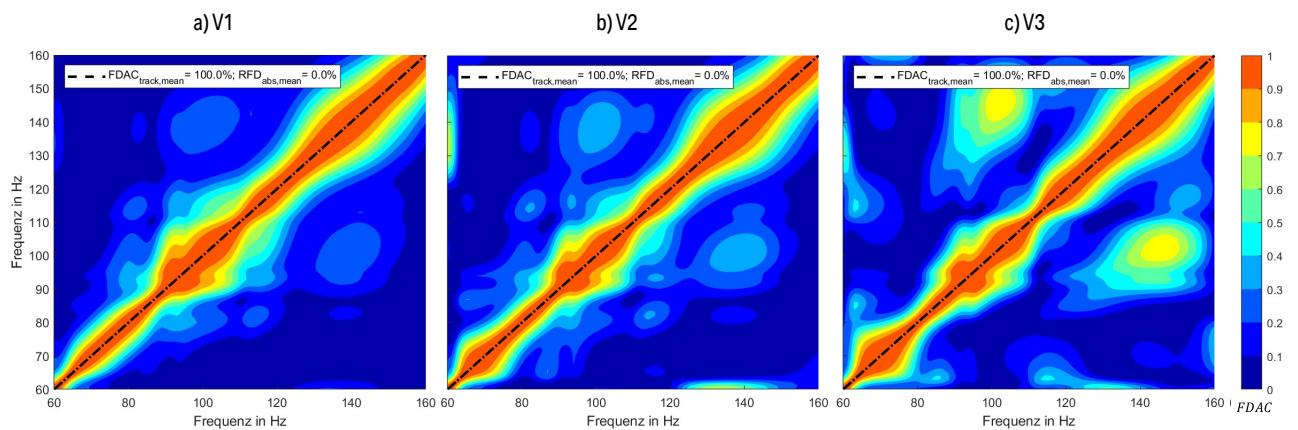


Abbildung 7.2.: Auto-FDAC-Matrizen der drei DoF-Konfigurationen

DoF-Set V1 wird aus den experimentellen Untersuchungen übernommen. Diese Konfiguration erfüllt die in [27] definierten Qualitätskriterien zur Nutzung der Messergebnisse für den Modellabgleich. Im Gegensatz zu den in [142] und [115] beschriebenen Kriterien für ein für SHM geeignetes Set hinaus werden auch Ansprüche an die visuelle Interpretierbarkeit sowie Redundanz abgedeckt. Die zugehörige Auto-FDAC-Matrix zeigt eine hohe lineare Unabhängigkeit über den betrachteten Frequenzbereich. Von V1 werden zwei Konfigurationen abgeleitet, deren DoF-Anzahl im Vergleich zur vorigen um 50 % reduziert sind. Für V2 werden jeweils zwei von vier Sensorpositionen je Modul sowie die Sensorpositionen auf den Modulbrücken eliminiert. Für V3 werden zusätzlich die Sensorpositionen auf dem Gehäuseboden entfernt und die Positionen auf den Modulen so repositioniert, dass zehn Sensorpositionen über beide Speicherseiten und die Speicherlänge homogen verteilt sind. Während V2 eine geringe Zunahme der Nebendiagonalelemente zeigt, treten für V3 lokal signifikante Steigerungen, bis zu  $FDAC=0.7$  bis  $0.8$ , auf. In diesen Bereichen ist die Differenzierbarkeit der Schwingformen mit V3 beeinträchtigt, was den reduzierten Informationsgehalt des DoF-Sets verdeutlicht und auf einen negativen Einfluss auf die Schadensdiagnose hindeutet. Insofern stellt V2 ein DoF-Set dar, in dem im Vergleich zu V1 redundante Positionen eliminiert werden, während die in V3 entfernten DoFs signifikant zur Auflösung der Strukturodynamik beitragen.

### 7.1.3. Parametervariation der Diagnoserandbedingungen

Im weiteren Verlauf werden die Einflüsse der Diagnoserandbedingungen für alle FRF-KM Sets des SdT durch systematische Variation der in Kapitel 4 definierten Diagnoserandbedingungen analysiert. Die betrachteten Parameter und Parameterstufen sind in Tabelle 7.2 dargestellt. Die zuvor beschriebene Zustandsdatenbasis wird je Stichprobe entsprechend der Kombination der Parameter gefiltert. Für die nachfolgenden Analysen werden stichprobenartig Parameterkombinationen gegenübergestellt. Zur eindeutigen Identifikation wird ein gemäß einer Parameterkombination gefilterter Datensatz fortan als Datensplit bezeichnet.

Tabelle 7.2.: Übersicht über variierte Diagnoserandbedingungen

Parameter	Formelzeichen	Einheit	Parameterstufen
Temperaturspreizung	$\Delta T$	$^{\circ}\text{C}$	$20 \pm \Delta T$ $^{\circ}\text{C}$ ; $\Delta T = 4, 10, 20$
Messrauschen	$\epsilon$	%	0.1, 1, 2, 5, 20 %
DoF-Konfiguration	DoF-Set	-	V1, V2, V3

## 7.2. Explorative Datenanalyse mit t-SNE Visualisierung

Die *t-distributed Stochastic-Neighbour-Embedding* (engl. t-SNE) ist eine Methode der Dimensionsreduktion und wird für die Visualisierung hochdimensionaler Datensätze genutzt. Der Namensgebung folgend besteht das Ziel der Methode im Übertrag der Objekte eines hochdimensionalen Datensatzes in einen zwei- oder dreidimensionalen Raum so, dass die Struktur der Objekte im hochdimensionalen Raum in der Einbettung bewahrt bleibt. Dazu werden die Ähnlichkeiten der Objekte im hochdimensionalen Raum durch Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen beschrieben. Anschließend werden für alle Objekte iterativ die Koordinaten in der Einbettung so ermittelt, dass die Kullback-Leibler-Divergenz zwischen den Ähnlichkeitsdichtefunktionen im hochdimensionalen Raum und in der Einbettung minimiert wird. Im Gegensatz zur Hauptkomponentenanalyse werden hierbei nicht die größten Unähnlichkeiten bzw. Abstände im hochdimensionalen bewahrt, sondern geringsten Abstände - die Ähnlichkeiten - aller Punkte. Ergebnis einer solchen Berechnung ist eine zwei- oder dreidimensionale Karte des hochdimensionalen Raums, die somit eine visuelle Analyse dessen erlaubt. Die Koordinaten der Punkte dienen lediglich der Visualisierung und besitzen keine logische Bedeutung, insofern werden die Karten ohne Achsenbeschriftungen dargestellt. [149]

t-SNE kann als unüberwachte Klassifikationsmethode betrachtet werden und wird im Rahmen der Arbeit zur explorativen Analyse der Datensätze der FRF-KM-Sets angewandt. Für weitere Informationen sei an [149] und [148] verwiesen.

Ziel der explorativen Datenanalyse ist die Auswertung der Einflüsse der in Tabelle 7.2 definierten Parameter auf die Differenzierbarkeit der Schadenszustände als Grundlage für die Plausibilisierung der in Abschnitt 7.5 mit KNN ermittelten Fehlerraten.

In Abbildung 7.3 sind die t-SNE-Visualisierungen aller untersuchten FRF-KM-Sets bei  $\Delta T$  20  $^{\circ}\text{C}$ ,  $\epsilon$  2 % und DoF-Set V2 dargestellt. Obgleich t-SNE ein unüberwachtes Vorgehen darstellt, wird je Zustand die Zugehörigkeit zu Schadensszenarien farblich markiert. Durch die zusätzliche Darstellung der Anzahl betroffener Modulfüße kann die Differenzierbarkeit bis zu Diagnosegrad Lokalisierung Modul abgeschätzt werden.

Abbildung 7.3 a) und b) zeigen im Gegensatz zu c) und d) eine Überlappung verschiedener Szenarien. In Abbildung 7.3 a) maskiert S1-1 beispielsweise zum Teil Zustände von S0-0 (intakt) was darauf schließen lässt, dass für diesen Datensplit und FRF-KM-Set CFDAC signifikante Fehlerraten für Diagnoseziel Detektion zu erwarten sind. Obwohl S0-0 in Abbildung 7.3 b) keine Überlappung zu anderen Zuständen aufweisen, zeigt sich innerhalb der Schadenszustände ein Maskierungseffekt. Abbildungen b)-d) basieren auf den gleichen FRF-Korrelationsmaßen. Während für die über den gesamten Frequenzbereich gemittelten Merkmale  $GxC_{mean}$  auch innerhalb der Schadensszenarien starke Überlappung auftritt, erscheinen diese mit abnehmender Frequenzintervallbreite bei  $WAIGxC$  deutlicher getrennt. Zusammenfassend wird schlussgefolgert, dass umfangreichere FRF-KM-Sets bei gleichen Randbedingungen positiven Einfluss auf die Differenzierbarkeit haben.

Zur Analyse des Einflusses der Störeinflüsse und Messkanalanzahl sind in Abbildung 7.4 verschiedene Kombinationen aus ( $\Delta T$ ,  $\epsilon$ ) und DoF-Set für das FRF-KM-Set  $GxC$  dargestellt. Abbildung 7.4 a) und b)

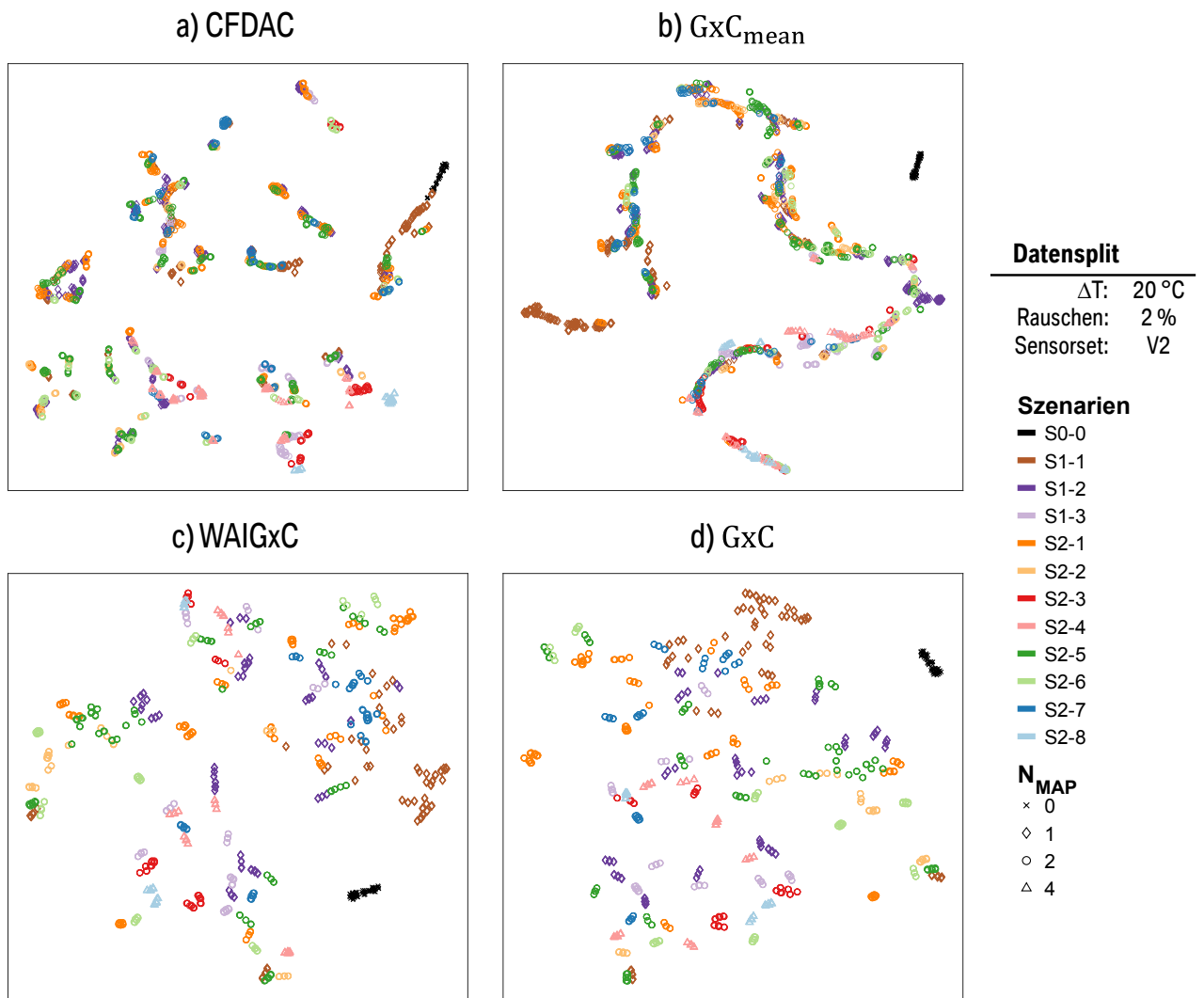


Abbildung 7.3.: t-SNE Diagramme bestehender FRF-KM-Sets bei  $\Delta T$  20 °C,  $\epsilon$  2 % und DoF-Set V2

enthalten aufgrund des eingeschränkten Temperaturbereichs weniger Datenpunkte.

Wie zuvor erscheinen bei geringen Störeinflüssen (Abbildung 7.4 a) und b)) alle Szenarien klar abgegrenzt. Während bei hoher Anzahl an Messkanälen (DoF-Set V1) hohe Störeinflüsse zum Teil kompensierbar erscheinen (Abb. 7.4 c)) und mindestens S0-0 klar abgegrenzt bleibt, führt eine Reduktion der Messkanäle zu Überlappungen zwischen Szenarien insbesondere auch bei S0-0. Wie zu erwarten nimmt die Differenzierbarkeit mit sinkender Anzahl verfügbarer Messkanäle und steigenden Störeinflüssen ab.

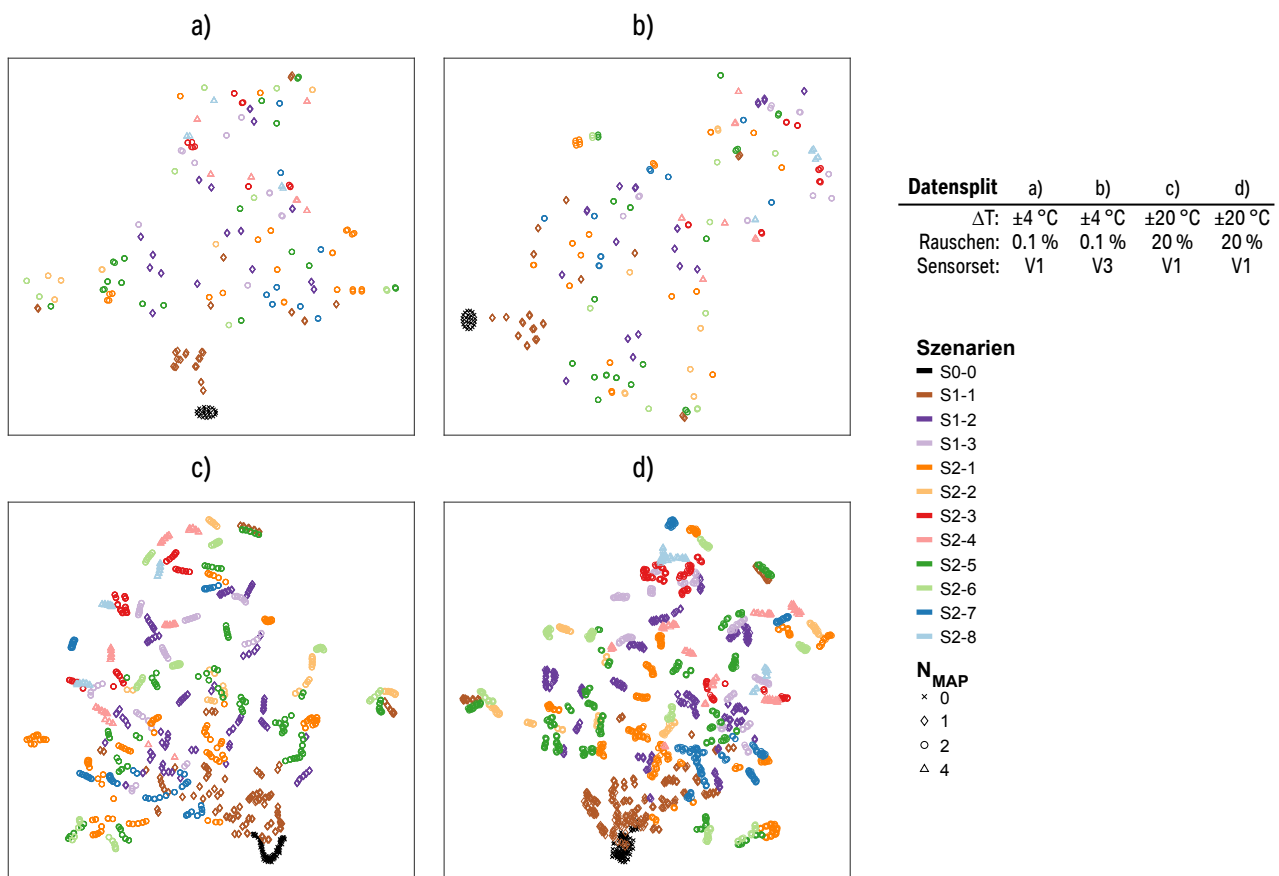


Abbildung 7.4.: t-SNE Diagramme:  $GxC$  bei versch. hohen/niedrigen Störeinflüssen/Messkanalanzahlen

### 7.3. Topologie und Training Künstlicher Neuronaler Netze

Ziel des Abschnitts ist die Ermittlung der Einflüsse der Diagnoserandbedingungen auf die mit den FRF-KM-Sets des SdT erzielbaren Fehlerraten. Zunächst werden die in Abschnitt 4.2 definierten Diagnoseziele in Klassifikationsprobleme zur Untersuchung mit KNN überführt und zugehörige Metriken zur Bewertung der Fehlerraten definiert. Dann wird die Topologie der KNN, der Trainingsprozess sowie relevante Hyperparameter vorgestellt. Auf dieser Basis werden die ermittelten Einflüsse auf die Merkmalsselektion sowie die Fehlerraten je Diagnoseziel dargelegt, welche die Basis für die Ableitung der Grenzen der Anwendbarkeit der Schadensdiagnose mit bestehenden FRF-KM-Sets bilden.

Die Diagnosefähigkeit hängt neben den Diagnoserandbedingungen signifikant von der Wahl diverser Randbedingungen der zur Klassifikation trainierten KNN ab. Nachfolgend werden die im Rahmen der Arbeit gewählten Randbedingungen erläutert. Wie in Abschnitt 2.3 beschrieben ist die Wahl der Topologie sowie der Hyperparameter von KNN ein komplexes, nicht-stetiges Optimierungsproblem. Obgleich hierzu keine analytischen Regeln bekannt sind, existieren für typische Topologien und Klassifikationsprobleme Heuristiken, die beispielsweise in [78, 62, 64] sowie in den Dokumentationen der im Rahmen der Arbeit genutzten Bibliotheken `TENSORFLOW` und `SCIKIT-LEARN` beschrieben sind. Im Rahmen der Arbeit werden die Randbedingungen gemäß diesen Heuristiken gewählt, um zum einen die Effizienz des Analyseverfahrens zu steigern und zum anderen die Prognosegüte zu unterstützen. Die Randbedingungen



werden im Sinne der Vergleichbarkeit zusätzlich für alle Kombinationen an Diagnose- und Randbedingungen nach gleichen Regeln gewählt. In der Arbeit werden *Feed-Forward* KNN mit zwei versteckten Schichten herangezogen, da mit diesen beliebige auch nicht-lineare und nicht-stetige funktionale Zusammenhänge abgebildet werden können [64]. Die Anzahl Neuronen in einer Zwischenschicht  $n$  wird häufig so gewählt, dass

$$\max(n_{-1}, n_{+1}) > n > \min(n_{-1}, n_{+1}) \quad (7.2)$$

mit der Anzahl Neuronen der Vorgängerschicht  $n_{-1}$ , der Nachfolgeschicht  $n_{+1}$  gilt. Bei mehreren Schichten ist zusätzlich auf einen stetigen Verlauf zwischen Eingabe- und Ausgabeschicht zu achten. Diese Richtlinie wird in der Arbeit zu  $\frac{2}{3n_{in}}$  für Schicht 1 und  $\frac{2}{3n_{in}}$  mit  $n_{in}$  der Anzahl Neuronen in der Eingabeschicht definiert. Zusätzlich werden für versteckte Schicht eins und zwei stets wenigstens zehn respektive fünf Neuronen genutzt, um die Anpassungsfähigkeit des KNN zu gewährleisten. Die Diagnosefähigkeiten werden im Kreuzvalidierungsverfahren ermittelt. Es werden fünf Iterationen mit je 80:20 Aufteilung in Trainings-/Testdaten durchgeführt. Die Aufteilung wird so appliziert, dass alle Schadenszustände jeweils anteilig in beiden Sets repräsentiert sind (Stratifizierung). Nach der Aufteilung werden alle Merkmale standardisiert. Im Falle einer hohen Imbalance mit  $IR > 10$  wird SMOTE mit Standardeinstellungen des PYTHON Paketes SCIKIT-LEARN angewandt. In Tabelle F.1 im Anhang ist eine Übersicht über die genannten sowie weitere, für alle Klassifikationsprobleme kommunale als auch spezifisch gewählte Hyperparameter dargestellt.

## 7.4. Merkmalsselektion

Bevor KNN auf Basis der Merkmalssets trainiert werden, wird zunächst eine Merkmalsselektion durchgeführt, um die Robustheit und Effektivität der Merkmalssets wie in Abschnitt 2.3 beschrieben zu optimieren. Wie das Training wird auch die Merkmalsselektion im Kreuzvalidierungsverfahren mit den zuvor erläuterten Randbedingungen durchgeführt, um eine Informations-Leckage zu vermeiden. Zur Bewertung der Relevanz werden die Schadenszustandsbezeichnungen als Klassen herangezogen, da diese die eindeutige Identifikation von Schadenszuständen ermöglichen und zur Erreichung höchster Differenzierung im Datensatz geeignet sind.

Die Merkmalsselektion wird nicht für die FRF-KM-Sets  $GxC_{mean}$  und  $CFDAC$  durchgeführt, da diese Merkmalsvektoren nur jeweils eine Länge von zwei respektive drei aufweisen. Zur Merkmalsselektion wird allen Merkmalen gemäß MRMR iterativ eine Wertung zugewiesen. Als Wertungsfunktion wird FCQ wie in (2.17) definiert eingesetzt. In Abbildung 7.5 sind die Verteilung der ermittelten Wertungen für die FRF-KM-Sets  $WAIGxC$  und  $GxC$  über verschiedene Kombinationen aus Temperaturstreuungen und Messrauschen dargestellt.

Es zeigt sich die für die MRMR Methode typische abfallende Tendenz entlang des iterativen Prozesses. Signifikante Anstiege bei der zweiten Iteration entstehen dadurch, dass die Redundanz als Nenner von FCQ erst ab der zweiten Iteration berechenbar ist und dann in der Regel kleine Werte annimmt. Mit steigender Anzahl an Maßen im selektierten Set steigt die Redundanz schnell an und durch die Mittelwertbildung stabilisiert sich die Kurve. Durch die Standardisierung sind die Wertungsskalen unabhängig vom Merkmalsset vergleichbar. Für  $GxC$  zeigt sich eine signifikante Streuung aufgrund der Störeinflüsse, die mit zunehmender Anzahl an Messkanälen abnimmt. Diese Streuung ist bei  $WAIGxC$  nur schwach ausgeprägt und zusätzlich zeigt sich kein signifikanter Einfluss bezüglich der Anzahl an DoFs. Beide Umstände sind auf die Anwendung des intervallweisen Mittelwerts zurückzuführen (WAI). Neben der Steigerung der Robustheit scheint auch eine Reduktion des Informationsgehalts zu entstehen, da die  $WAIGxC$  einen niedrigeren Gradienten im Vergleich zu  $GxC$  aufweist.

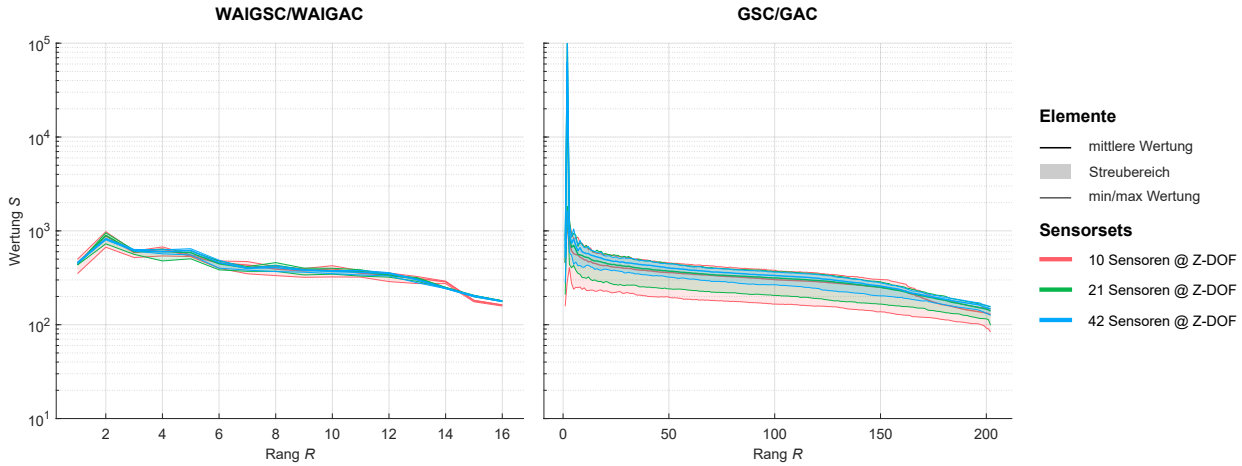


Abbildung 7.5.: Ergebnisse der Merkmalsselektion für  $WAIGxC$  und  $GxC$

Durch Analyse der MRMR-Wertungen wird im nächsten Schritt die optimale Anzahl Merkmale ermittelt. Als optimal wird diejenige Merkmalsanzahl  $N_{FRFKM}$  bezeichnet, mit der minimale Fehlerraten ohne Überanpassung erreicht werden. Aufgrund der Verwendung von *early stopping* kann die minimale Fehlerrate für einen Bereich an Merkmalsanzahlen vorliegen, da Überanpassung dadurch vermieden wird. Die geringste Merkmalsanzahl wird zusätzlich als effizient bezeichnet, alle höheren Merkmalsanzahlen sind zwar effektiv (ermöglichen Fehlerratenminimierung) jedoch nicht effizient.

Für die Optimierung wird das Diagnoseziel Lokalisierung MAP betrachtet, da dieses die höchste Komplexität und somit die höchsten Anforderungen an ein Merkmalsset aller im Rahmen der Arbeit betrachteten Diagnoseziele aufweist. Es wird angenommen, dass ein Merkmalsset, das für einen Datensplit höherer Störeinflüsse optimal ist, für einen Datensplit geringerer Störeinflüsse wenigstens effektiv ist. Auf Basis dieser Annahme wird die Optimierung für drei Datensplits durchgeführt, die durch DoF-Set V1, V2 und V3 jeweils in Kombination mit den höchsten Parameterstufen für  $\Delta T$  und  $\epsilon$  gebildet werden. Die in Tabelle F.1 im Anhang dargestellte Topologie und Hyperparameter sowie die fünffache Kreuzvalidierung werden für die Optimierung übernommen, um die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf die Einflussanalyse der Diagnosefähigkeit hinsichtlich der Diagnoserandbedingungen zu unterstützen.

Zur Bewertung der Effektivität werden die mittleren Trainings- und Testfehlerraten  $\overline{FR}_{train}^{(ML)}$  und  $\overline{FR}_{test}^{(ML)}$  gemäß

$$\overline{FR}_{train}^{(ML)} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 FR_{train,i}^{(ML)} \quad (7.3)$$

$$\overline{FR}_{test}^{(ML)} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 FR_{test,i}^{(ML)} \quad (7.4)$$

definiert, mit  $FR_{train,i}^{(ML)}$  und  $FR_{test,i}^{(ML)}$  der Fehlerrate der  $i$ -ten Wiederholung der fünffachen Kreuzvalidierung. Zur Bewertung der Generalisierung wird außerdem die Differenz  $\Delta FR$  der mittleren Fehlerraten aus (7.3) und (7.4) betrachtet, gemäß:

$$\Delta FR = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 FR_{train,i}^{(ML)} - FR_{test,i}^{(ML)} \quad (7.5)$$

Zunächst werden die Diagnosefähigkeiten mit nicht-reduzierten Merkmalssets ermittelt. Hierbei zeigt sich für  $WAIGxC$  keine Überanpassung, während für  $GxC$  Überanpassung auftritt. Eine weitere Reduktion der Merkmalsanzahl für  $WAIGxC$  zeigt eine Zunahme der Fehlerrate und wird daher nicht näher betrachtet (Unteranpassung). Zur Optimierung wird für FRF-KM-Set  $GxC$  eine Reduktion bis zu  $N_{FRFKM} = 100$  mit einer Schrittweite von zehn durchgeführt. In Abbildung 7.6 ist der Einfluss der Reduktion auf die mittleren Fehlerraten gemäß (7.3) und (7.4) sowie deren Differenz gemäß (7.5) dargestellt.

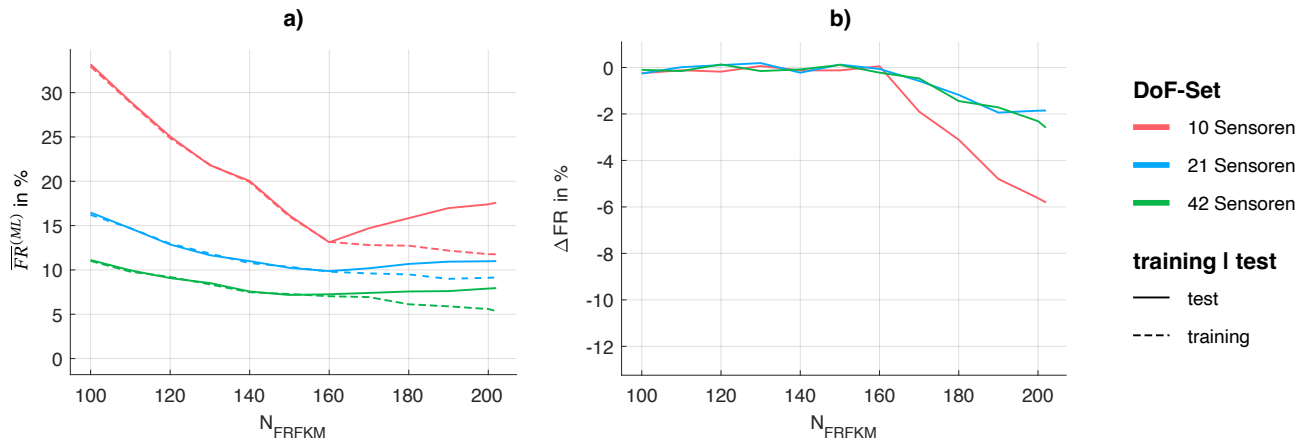


Abbildung 7.6.: Einfluss der Merkmalsanzahl  $N_{FRFKM}$  auf (a) die mittleren Trainings- und Testfehlerraten  $\overline{FR}_{train}^{(ML)}$  und  $\overline{FR}_{test}^{(ML)}$  sowie auf (b) die korrespondierende Differenz  $\Delta FR$  für das FRF-KM-Set  $GxC$

Die Analyse zeigt, dass bis zu einer Merkmalsanzahl von  $N_{FRFKM} = 160$  für alle DoF-Sets eine geringe Abweichung zwischen Trainings- und Testfehlerraten und somit Generalisierung vorliegt. Die Fehlerrate mit Testdaten  $FR^{(ML)}$  nimmt für alle DoF-Sets bis zu diesem Grenzwert ab. Da für DoF-Set V3 in der Folge Überanpassung auftritt ist  $N_{FRFKM} = 160$  für FRF-KM-Set  $GxC$  optimal und wird daher auf die Merkmalsselektion der nachfolgenden Untersuchungen übertragen.

## 7.5. Diagnosefähigkeit in Abhängigkeit der Diagnoserandbedingungen

Nachfolgend werden die Einflüsse der in Abschnitt 7.1 erläuterten Parametervariation auf die Prognosegüten dargestellt. In Abbildung 7.7 sind dazu die genannten Einflüsse auf die mittlere Fehlerrate des Diagnoseziels Detektion  $FR_{(BC)}$  der fünf Wiederholungen der Kreuzvalidierung dargestellt.

Es zeigen sich ähnliche Einflüsse wie bereits in der explorativen Analyse in Abschnitt 7.2. So ist erneut ersichtlich, dass die Fehlerrate mit steigenden Störeinflüssen zunimmt. Zusätzlich ist ein positiver Einfluss der verfügbaren Messkanäle zu sehen. Auch der positive Einfluss komplexerer FRF-KM-Sets wiederholt sich.

An einzelnen Stellen treten widersprüchliche Verläufe auf. So nimmt die Fehlerrate bei  $\Delta T = \pm 10^\circ \text{C}$  und 21 Sensoren für CFDAC von 2 nach 5 % Rauschen ab. Dieses Phänomen wird auf die stochastische Natur des Störeinflusses sowie die Randomisierung in der Aufteilung von Trainings- und Testdaten zurückgeführt. Da es nur vereinzelt auftritt und systematische Einflüsse trotzdem erkennbar sind, wird das Phänomen nicht näher untersucht.

Die ermittelten Fehlerraten erscheinen für CFDAC und  $GxC_{mean}$  schon bei günstigen Randbedingungen relativ hoch. Demgegenüber ermöglichen komplexere FRF-KM-Sets auch bei höheren Störeinflüssen

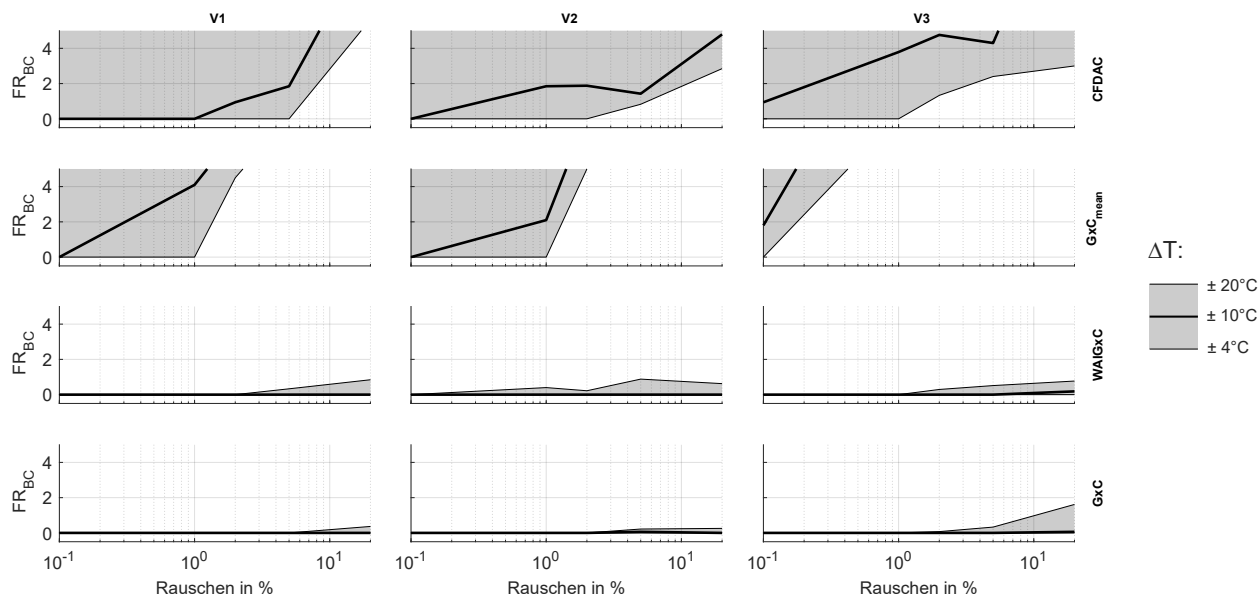


Abbildung 7.7.: Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnosesziel Detektion

von ca. 5% und  $\pm 10^\circ\text{C}$  unabhängig der Sensorkonfiguration eine hohe Prognosegüte.

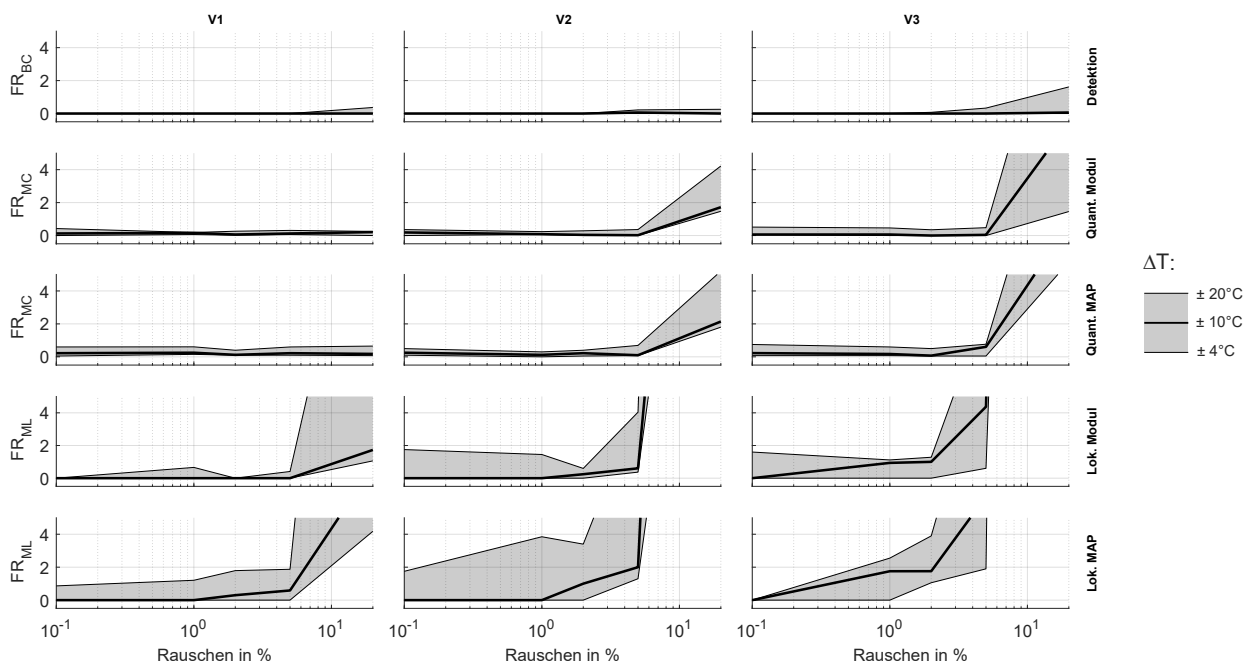


Abbildung 7.8.: Einflüsse von Diagnoserandbedingungen für  $GxC$  über alle Diagnoseziele

---

Zur Analyse der Prognosegüte ansteigender Komplexität an Diagnosezielen sind in Abbildung 7.8 die Fehlerraten aller Diagnoseziele für  $GxC$  dargestellt. Die Ergebnisse bekräftigen die in Abschnitt 4.2 definierte Hierarchie der Diagnoseziele. Während sich für die Quantifizierungsziele eine geringe Zunahme der Fehlerrate bezüglich des Ziels Detektion zeigt, nimmt diese im Übergang zu Lokalisierung stärker zu. Die Fehlerrate der Lokalisierung korreliert stärker mit der Auflösung der Sensorconfiguration. Zusätzlich zeigt sich eine erhöhte Abhängigkeit zu  $\Delta T$ . Insgesamt, doch besonders bei den beiden Lokalisierungszielen, zeigen sich durch die steigende Komplexität erhöhte Fehlerraten.

## 7.6. Ableitung und Diskussion der Grenzen der Anwendbarkeit auf Hochvoltpeicher

Auf Basis der in Kapitel 7.5 ermittelten und anhand der explorativen Datenanalyse plausibilisierten Einflüsse der Diagnoserandbedingungen auf resultierende Fehlerraten wird nachfolgend die Eignung für eine Anwendung an HVS abgeleitet. Wie in Abschnitt 4.2 beschrieben wird ein Diagnoseziel als erreicht angenommen, sofern eine Fehlerrate von 0 % und somit eine ideale Prognose vorliegt.

Zusätzlich werden die in Abbildung 4.5 dargestellten hierarchischen Zusammenhänge der Diagnoseziele berücksichtigt. Während Detektion und Lokalisierung Modul als die Diagnoseziele niedrigster respektive höchster Komplexität identifiziert werden können, besteht zwischen dem Ziel Quantifizierung Modulanbindungspunkte und Lokalisierung/Quantifizierung Module keine implizite Relation. Zur differenzierten Bewertung der Anwendbarkeit werden die Diagnoseziele in eine Wertungsskala transformiert, deren Parameter Diagnosegrad (DG) genannt wird. Die Verfehlung aller Diagnoseziele bildet das untere Ende des Wertebereichs. Zur Auflösung der Relation werden mögliche Kombinationen der zuvor erwähnten Diagnoseziele Quantifizierung MAP/Modul und Lokalisierung Modul als Diagnosegrade in der folgenden Rangfolge in die Skala integriert.

- Quantifizierung Modul &  $\neg$ Quantifizierung MAP
- Quantifizierung MAP &  $\neg$ Quantifizierung Modul
- Quantifizierung Modul & Quantifizierung MAP
- Lokalisierung Modul &  $\neg$ Quantifizierung MAP
- Lokalisierung Modul & Quantifizierung MAP

Mit  $\neg$ Quantifizierung MAP wird beispielsweise die Nicht-Erreichung des Ziels Quantifizierung MAP symbolisiert. Die Wahl der Rangfolge bildet die in Darstellung 7.8 exemplarisch visualisierten zunehmenden Fehlerraten der Diagnoseziele ab. Lokalisierung MAP begrenzt den Wertebereich nach oben.

In Abbildung 7.9 sind die erreichbaren Diagnosegrade in Abhängigkeit der Diagnoserandbedingungen und für alle FRF-KM-Sets des SdT dargestellt. Für  $CFDAC$  und  $GxC$  zeigt sich, wie durch die hohen Fehlerraten für Diagnoseziel Detektion (vgl. Abbildung 7.7) suggeriert, unter günstigen Bedingungen lediglich die Umsetzbarkeit zur Detektion. Der positive Einfluss abnehmender intervallweiser Mittelung wiederholt sich für  $WAIGxC$  und  $GxC$ . Obgleich insbesondere ohne Mittelung unter günstigen Randbedingungen auch DG 7 erreichbar scheint, zeigt sich eine bis DG 0 abfallende Tendenz mit steigenden Störeinflüssen und abnehmender Messkanalanzahl.

Zusammenfassend zeigen sich besonders unter ungünstigen Randbedingungen unzureichende Diagnosegrade. Für die Ermittlung der Diagnosegrade wurde der SdT bezüglich FRF-KM-Sets sowie KNN

herangezogen, insofern sind bestehende Methoden für die Schadensdiagnose anhand des untersuchten HVS als ungeeignet einzustufen. Da aber sowohl in Fehlerraten als auch Diagnosegraden ein signifikanter positiver Einfluss bezüglich des Umfangs des gewählten FRF-KM-Sets ersichtlich ist, werden darauf aufbauend in Kapitel 8 neue FRF-Korrelationsmaße für die Schadensdiagnose entwickelt.

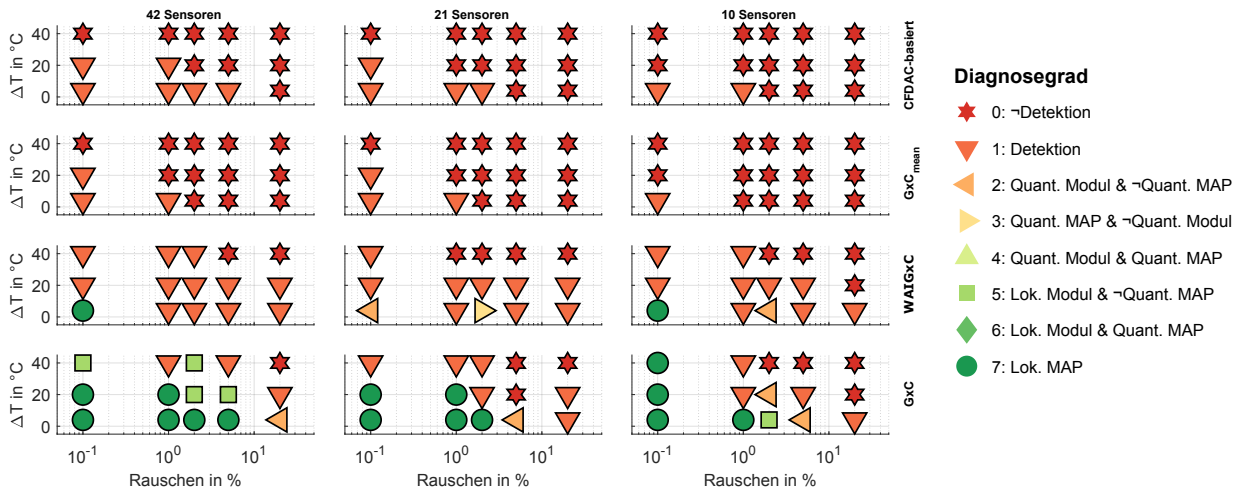


Abbildung 7.9.: Erreichbare Diagnosegrade für alle bestehenden FRF-KM-Sets in Abhängigkeit der Diagnoserandbedingungen

---

## 8. Deduktive Entwicklung von neuen FRF-Korrelationsmaßen für die Schadensdiagnose

---

Ziel des Abschnitts ist die Entwicklung neuartiger FRF-KM zur Anwendung für die Schadensdiagnose. Neben den für SHM bekannten FRF-KM existieren diverse Korrelationsmaße auf anderen Gebieten der Strukturmechanik, wie z.B. der Modellkalibrierung bzw. -validierung, der Modellskalierung oder der Modellordnungsreduktion (engl. *Model-Order-Reduction*, MOR), für die im Bereich SHM keine Anwendung bekannt ist. Daneben erscheinen generell auch mathematische Distanz- und Korrelationsmaße geeignet für die Anwendung auf den Abgleich im Frequenzbereich.

Wie in Kapitel 2.3.4 beschrieben hängt die Robustheit gegenüber Störeinflüssen bzw. die Differenzierbarkeit verschiedener Schadensbilder von den Sensitivitäten der eingesetzten FRF-KM ab. Zur Erhöhung der Robustheit sind beispielsweise Maße vorteilhaft, die aufgrund von Schäden stark jedoch aufgrund von Störeinflüssen nicht oder nur gering beeinflusst werden. Zur Differenzierung von Schadensbildern sind zusätzlich Maße notwendig, die von verschiedenen Schadensbildern jeweils unterschiedlich stark beeinflusst werden.

Die Unterschiedlichkeit der Sensitivitäten wird bei den existierenden FRF-Ähnlichkeitsmaßen gegenwärtig zumeist induziert und in der Regel lediglich grob kategorisiert, z.B. in amplitudenempfindlich und amplitudenunempfindlich [59, 160]. Induktion führt üblicherweise zu einer suboptimalen Abdeckung eines Forschungsgebietes, was im Falle der FRF-Korrelationsmaße bedeutet, dass wahrscheinlich Methoden innerhalb der Konzepte des SdT existieren, die noch nicht erforscht wurden. Außerdem liegt kein umfassender Vergleich aller verfügbaren Korrelationsmaße des aktuellen SdT vor, neue Messgrößen werden oft eingeführt und validiert, indem nur eine nicht repräsentative Teilmenge bestehender FRF-KM berücksichtigt wird [96]. Daher ist es auch wahrscheinlich, dass es redundante oder zumindest ähnliche Maße gibt.

Zur Schließung dieser Defizite ist das Ziel des folgenden Abschnitts die Erschließung bisher unerforschter FRF-Ähnlichkeitsmaße für die Anwendung auf die Schadensdiagnose von HVS. Das Vorgehen gliedert sich in vier Schritte und ist in Abbildung 8.1 dargestellt.

Zunächst wird der SdT von FRF-Korrelationsmaßen gesammelt und diskutiert. Darauf aufbauend werden gemeinsame mathematische und algorithmische Konzepte extrahiert und eine abstrakte Definition für FRF-Korrelationsmaße in Form einer Ontologie abgeleitet. Mit Hilfe der Ontologie werden die extrahierten Konzepte rekombiniert, wodurch neue generische Maße erschlossen werden. Zuletzt wird die Neuartigkeit der generierten Maße mit einer korrelationsbasierten Sensitivitätsanalyse validiert.

### 8.1. Stand der Technik FRF-basierter Ähnlichkeitsmaße

Dieses Kapitel gibt einen Überblick über die SdT-Maße, die zur quantitativen Korrelation und zur Bewertung der Ähnlichkeit von strukturmechanischen Systemen im Frequenzbereich verwendet werden.

1	Review des Stand der Technik	<ul style="list-style-type: none"> <li>Sammlung existierender FRF-Ähnlichkeitsmaße aus den Bereichen SHM und u.a. Modellkalibrierung, Skalierung, Modellordnungsreduktion.</li> </ul>
2	Abstraktion in Ontologie	<ul style="list-style-type: none"> <li>Extraktion und Abstraktion kommunaler algorithmischer und mathematischer Konzepte</li> <li>Definition von Kombinationsregeln und Strukturierung in einer Ontologie</li> </ul>
3	Ableitung neuer FRF-SM	<ul style="list-style-type: none"> <li>Ableitung neuer FRF-Ähnlichkeitsmaße durch vollfaktorielle Re-Kombination der kommunalen Konzepte</li> </ul>
4	Validierung der Neuartigkeit	<ul style="list-style-type: none"> <li>Korrelationsbasierte Redundanzanalyse zur Validierung der Neuartigkeit</li> </ul>

Abbildung 8.1.: Entwicklung von FRF-Korrelationsmaßen für die Schadensdiagnose an HVS.

Zunächst werden spezifische Begriffe beschrieben, die für diese Maße grundlegend sind. Dann wird der SdT strukturiert nach zentralen Konzepten dargestellt.

### 8.1.1. Terminologie

Zum Zwecke der Eindeutigkeit und Verständlichkeit im weiteren Verlauf wird in diesem Abschnitt kurz auf die in dieser Arbeit verwendete Terminologie eingegangen. Zunächst wird der Begriff FRF-Matrix abgegrenzt und seine mathematische Notation beschrieben. Anschließend wird der Begriff FRF-Korrelationsmaß als Erweiterung des mathematischen Begriffs Metrik eingeführt. Schließlich wird der Begriff Grad der Korrelation (engl. *Level of Correlation*) (LoC) erläutert, der in dieser Arbeit zur Klassifizierung von FRF-Korrelationsmaßen verwendet wird.

#### FRF-Matrix

In der Literatur sind unterschiedliche Definitionen für den Begriff Frequenzgangfunktion zu finden. Im wörtlichen Sinne stellt die FRF die Antwort eines allgemeinen dynamischen Systems im Frequenzbereich dar, z. B. die Beschleunigungsantwort eines einzelnen Messfreiheitsgrads. Bei strukturdynamischen Systemen werden FRFs meist als Übertragungsfunktionen verstanden, die die Antwort an einem Ausgangs-DoF auf eine Anregung an einem Eingangs-DoF beziehen [132, 134, 93].

Die FRF  $h$  der Beschleunigungen an einem Input DoF  $a_i$  und an einem Output DoF  $a_j$  ist definiert als

$$h_{i,j}(\omega) = \frac{a_j(\omega)}{a_i(\omega)} \quad (8.1)$$

Für ein System bestehend aus  $N_i$  Input-DoFs sowie  $N_j$  Output-DoFs sind  $N_i \times N_j$  Transferfunktionen definiert. Aus diesen wird unter Berücksichtigung  $N_k$  diskreter Frequenzpunkte die dreidimensionale FRF-Matrix eines *Multi-Input-Multi-Output* (MIMO) Systems geformt:

$$\mathbf{H} = \mathbf{H}_{:,:(\omega_k)} = \begin{bmatrix} h_{1,1}(\omega_k) & \cdots & h_{1,N_j}(\omega_k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_i,1}(\omega_k) & \cdots & h_{N_i,N_j}(\omega_k) \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{N_i \times N_j \times N_k} \quad (8.2)$$

Der Großteil der Literatur konzentriert sich auf *Single-Input-Multiple-Output* (SIMO), z. B. Strukturen mit eingebetteten Sensornetzwerken unter Umgebungsvibration. Aufgrund dessen werden im Rahmen der



Arbeit FRF-Korrelationsmaße für SIMO Systeme fokussiert. Obgleich dieses Fokus ist die Anwendbarkeit von solchen Ähnlichkeitsmaßen nicht auf SIMO-Systeme beschränkt, da diese, wie in [82] beschrieben, auf mehrere Arten auf MIMO Systeme erweitert werden können. Durch den Fokus reduziert sich die MIMO FRF-Matrix aus (8.2) zur SIMO FRF-Matrix, wie im weiteren Verlauf der Arbeit verwendet, gemäß

$$\mathbf{H} = \mathbf{H}_{1,:}(\omega_k) = \left[ h_{1,1}(\omega_k) \quad \cdots \quad h_{1,N_j}(\omega_k) \right]^T \in \mathbb{C}^{1 \times N_j \times N_k} \quad (8.3)$$

Zur besseren Lesbarkeit wird der Input DoF  $i$  im weiteren Verlauf der Arbeit nicht dargestellt.

In Erweiterung dessen repräsentiert jeder Vektor  $\mathbf{H}_j(\omega_k)$  eine einzelne FRF mit Input DoF  $j$ , die aus  $N_k$  diskreten Frequenz-Stützstellen besteht. Demgegenüber werden Betriebsschwingformen (engl. *Operational Deflection Shape*) (ODS) als Vektor  $\mathbf{H}_i(\omega_k)$  bei der Frequenz  $\omega_k$  notiert [132, 134].

### FRF-Korrelationsmaß

In dieser Arbeit wird ein sogenanntes FRF-Korrelationsmaß (FRF-KM) als ein Maß betrachtet, das den Grad der Ähnlichkeit oder Unähnlichkeit zwischen zwei FRF-Matrizen quantifiziert. Die mathematische Formulierung eines solchen Maßes leitet sich aus dem Konzept einer Metrik ab, die wie folgt gegeben ist

$$d = M \times M \rightarrow \mathbb{R}_0^+ \quad (8.4)$$

Nach der grundlegenden Definition in (8.4) ist eine Metrik  $d$  eine Funktion, die zwei Operanden derselben Menge  $M$  auf einen skalaren, reellen, nicht-negativen Wert abbildet.

Je größer der Ergebniswert ist, desto größer ist die Abweichung, d.h. desto weniger ähnlich sind sich die beiden verglichenen Operanden. Für  $d = 0$  sind sie identisch. Der allgemeine Ausdruck in 8.4 wird für FRF-Korrelationsmaße, wie sie in dieser Arbeit betrachtet werden, modifiziert zu

$$d_{FRF} = \mathbb{C}^{N_j \times N_k} \times \mathbb{C}^{N_j \times N_k} \rightarrow \mathbb{R}^{m \times n}, \quad N_j, N_k, m, n \in \mathbb{N} \quad (8.5)$$

Darüber hinaus werden die Eigenschaften einer konventionellen Metrik  $d$  gemäß (8.4) auf folgende Weise geändert, um den mathematischen Rahmen für Metriken zu setzen, die im Kontext von FRFs gemäß (8.5) angewendet werden. Die Änderung dieser Grundsätze beruht auf den Eigenschaften aller FRF-Korrelationsmaße, die im SdT zu finden sind:

1. Die zu vergleichenden Mengen sind auf die allgemein komplexwertigen, dreidimensionalen FRF-Matrizen  $\mathbf{H}$  beschränkt
2. Der Wertebereich von ursprünglich  $\mathbb{R}_0^+$  wird durch negative reelle Zahlen einschließlich Null erweitert
3. Die Ausgabedimension wird zu einer  $m \times n$ -Matrix erweitert, allerdings können sowohl  $m$  als auch  $n$  gleich eins sein, so dass eine vektorielle oder skalare Ausgabe möglich ist
4. Es kann entweder ein Abstand (Unähnlichkeit) oder ein Grad der Übereinstimmung (Ähnlichkeit) quantifiziert werden
5. Das Symmetrieaxiom  $d_{FRF}(A, B) = d_{FRF}(B, A)$  muss nicht erfüllt sein (siehe zum Beispiel FRFSF im Abschnitt 8.1.2.2).

Beim Vergleich vollständiger SIMO-Matrizen müssen beide Matrizen identische Frequenzstützstellen (z. B. durch Interpolation, falls erforderlich) sowie identische Output-DoFs in übereinstimmender zeilenweiser bzw. spaltenweiser Reihenfolge aufweisen.

---

## Korrelationsniveau

Die meisten vom MAC abgeleiteten Maße vergleichen entweder FRFs oder ODS. Basierend darauf führen PASCUAL et al. das sog. Korrelationsniveau (engl. *Level of Correlation*) (LoC) ein, in dem der Abgleich der FRFs einzelner DoFs als lokal und der Abgleich von ODS als global bezeichnet wird. Dieses Kriterium wird auch in GRAFE et al., GÖGE et al. und LINK et al. genutzt [59, 57, 89]. Die lokale Betrachtungsweise wird auch vereinzelt DoF-basiert oder Single-Output genannt, die globale Betrachtungsweise auch als Vektor-basiert oder Multiple-Output [100].

### 8.1.2. Überblick über den Stand der Technik von FRF-Korrelationsmaßen

In diesem Kapitel werden die FRF-KM des SdT beschrieben. Zunächst werden die am weitesten verbreiteten, vom MAC abgeleiteten Maße erörtert. Anschließend werden Maße, die auf der Amplitudendifferenz oder dem Amplitudenverhältnis basieren, vorgestellt, gefolgt von allgemeinen Korrelationsmaßen. Der Abschnitt ist nicht chronologisch, sondern nach Kernkonzepten und ihren Ableitungen gegliedert, um den Rückschluss auf mögliche Lücken im SdT zu erleichtern.

#### 8.1.2.1. Maße auf Basis der Kosinus-Ähnlichkeit

Die am häufigsten verwendeten Metriken basieren auf dem MAC, das als das Quadrat der bekannten Kosinus-Ähnlichkeit (engl. *Cosine Similarity*, COSS) zwischen zwei Modenformen gebildet wird. COSS ist definiert als

$$\cos(\phi) = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{\|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{b}\|} \quad (8.6)$$

mit  $a, b \in \mathbb{C}^N$  [11, 94, 82, 165].

ZHOU beschreibt die Beziehung zwischen MAC und COSS ausführlicher [165]. Dem Kriterium liegt die Annahme zugrunde, dass je kleiner der Winkel  $\phi$  zwischen zwei Vektoren desto größer ihre Ähnlichkeit ist. Perfekte Modell- oder Datenübereinstimmung wird mit einem Ergebnis von Eins angegeben, maximale Nichtübereinstimmung mit einem Ergebnis von Null. Wenn  $\mathbf{a}$  und  $\mathbf{b}$  komplexwertige, nicht identische Zahlen sind, ist der Zählerterm und damit (8.6) im Allgemeinen ebenfalls komplexwertig [11]. In der mathematischen Literatur finden sich verschiedene Möglichkeiten, diesen komplexwertigen Winkel zu interpretieren, z.B. euklidische, komplexe, hermitesche, Kasner- und Kähler-Winkelinterpretation [135]. In der Literatur zur Strukturodynamik, insbesondere in neueren Veröffentlichungen, sind die hermitesche und die euklidische, bezeichnet als  $\phi_H$  bzw.  $\phi_E$ , die gebräuchlichsten Interpretationen [117, 59, 50, 54].

$$\cos(\phi_H) = \frac{|\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}|}{\|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{b}\|} \quad (8.7)$$

$$\cos(\phi_E) = \frac{(\mathbf{a} \cdot \mathbf{b})_{\text{re}}}{\|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{b}\|} \quad (8.8)$$

PEREZ et al. führen eine weitere Interpretation imaginärer komplexer Winkel wie folgt ein [122]

$$\cos(\phi_I) = \frac{(\mathbf{a} \cdot \mathbf{b})_{\text{im}}}{\|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{b}\|} \quad (8.9)$$

und betonen die Erhöhung der Sensitivität gegenüber verschiedener Schadenstypen [122, 123, 123]. Im MAC wird COSS in zweiter Ordnung verwendet, was auf die zugehörigen FRF-Korrelationsmaße übertragen wird. PASCUAL et al. stellen fest, dass COSS erster Ordnung die Differenzierung zwischen

voreilender bzw. verzögerter Phasenlage ermöglicht und definieren daher COSS-basierte Maße erster Ordnung. Die Ordnung wird im weiteren als angehängte natürliche Zahl notiert (z.B. COSS-1 für COSS erster Ordnung).

Es ist hervorzuheben, dass es für COSS-2 in Kombination mit Euklidisch und Hermitisch wichtig ist, ob die Interpretation des komplexen Winkels vor oder nach dem Exponenten angewendet wird, wie in (8.10) gezeigt.

$$\left[ (a \cdot b)_{\text{re|im}} \right]^2 \neq ([a \cdot b]^2)_{\text{re|im}} \quad (8.10)$$

In den meisten Notationen in der Literatur wird die Interpretation des komplexen Winkels vor dem Exponenten verwendet. In [123] wird sie nach dem Exponenten verwendet, was in dieser Untersuchung zu einer höheren Schadenssensitivität führt.

In den meisten Untersuchungen wird der Vergleich für übereinstimmende Frequenzpunkte im Falle globaler und für übereinstimmende DoFs im Falle lokaler Maße durchgeführt. Es existieren auch COSS-basierte globale Maße, bei denen alle ODS eines Systems mit allen ODS des anderen verglichen werden und so eine Art Kreuzkorrelation hergestellt wird. Auf diese Weise wird das Prinzip des *Mode-Pairings*, das üblicherweise mit MAC-Matrizen durchgeführt wird, auf FRF-Matrizen übertragen.

Durch das *Mode-Pairing* können Frequenzabweichungen bestimmt werden. Die Methodik wurde zum ersten Mal von PASCUAL et al. vorgeschlagen und *Frequency-Domain-Assurance-Criterion* (FDAC) genannt. Es gibt einige Erweiterungen von FDAC, z. B. SFDAC [155] und modFDAC [160], die eine Vorzeichenfunktion integrieren, um zu detektieren, ob zwei verglichene ODS in Phase oder gegenphasig sind. In der Literatur findet sich keine Anwendung dieser Maße, weshalb sie in dieser Arbeit nicht in den SdT einbezogen werden.

Die MAC-ähnlichen Maße sind unempfindlich gegenüber Skalierungsfehlern, z. B. aufgrund von Dämpfungsmodellierungsfehlern, aber sensitiv gegenüber Diskrepanzen in den ODS (global) oder Frequenzverschiebungen (lokal). Eine konstante Phasenverschiebung hat ebenfalls keinen Einfluss. Daher führen viele Autoren, z.B. GRAFE et al., ZANG et al., PASCUAL et al. und DASCOTTE et al., ähnliche komplementäre Maße ein, die im Gegensatz zu COSS-basierten sensitiv gegenüber Amplituden- und damit Dämpfungsänderungen sind [36, 59, 117, 160]. Diese Maße werden im weiteren Verlauf Amplitudensensitive-Ableitungen (ASA) genannt. Zum Beispiel definieren Dascotte einen *Cross Signature Scale Factor*

$$CSSF = \frac{2 \|a \cdot b\|}{\|a\| + \|b\|} \quad (8.11)$$

als globales Maß, wobei die gleichen Konventionen für  $a$  und  $b$  wie in Gleichung (8.6) angewendet werden, ohne eine detaillierte Herleitung zu geben. LANE et al. zeigen, dass mit (8.7), (8.11) umgeformt werden kann zu

$$CSSF = \frac{2 |a \cdot b|}{\|a\| + \|b\|} = \frac{2 \|a\| \|b\|}{\|a\|^2 + \|b\|^2} \cos(\phi_H) \quad (8.12)$$

was im Wesentlichen einer skalierten Version von und damit redundant zu COSS mit hermitescher Komplexwinkelinterpretation entspricht [82]. Sie schlagen daher vor, den Skalierungsterm von (8.12) anstelle von (8.11) zu verwenden, um ein unabhängiges Maß wie folgt zu schaffen

$$CSSF2 = \frac{2 \|a\| \cdot \|b\|}{\|a\|^2 + \|b\|^2} \quad (8.13)$$

Das Maß beinhaltet nur die L2-Norm beider FRFs, die das Gesamtamplitudenniveau in einem skalaren Wert quantifiziert. Im Gegensatz zu den traditionellen COSS-basierten Maßen ist es nicht empfindlich gegenüber lokalen Frequenzverschiebungen oder lokalen Formveränderungen, sondern eher empfindlich

gegenüber Gesamtdiskrepanzen. Obwohl es sich um eine neuartige Metrik handelt, findet sich kein Bericht über eine Anwendung nach ihrer Einführung.

Sowohl COSS als auch ASA wurden sowohl auf lokaler als auch auf globaler Ebene und mit verschiedenen Arten komplexer Winkelinterpretation verwendet, um strukturelle dynamische Systeme unterschiedlicher Komplexität zu vergleichen. Eine Übersicht über die Benennung der COSS- und ASA-basierten Maße im SdT, klassifiziert nach den genannten Merkmalen, ist in Anhang C.1 in Tabelle C.1 dargestellt.

Im SdT sind einige Inkonsistenzen bezüglich der Nomenklatur festzustellen. Es existieren sowohl identische Namen für verschiedene Maße oder gleiche Maße, die unterschiedlich benannt sind. Exemplarisch für den ersten Fall wird FRAC von HEYLEN et al. als lokales Maß und von NEFSKE etwa zur gleichen Zeit als globales Maß eingeführt [66, 111]. In einem anderen Fall wird FDAC von PASCUAL et al. ohne Komplexwinkelinterpretation (8.6) definiert, in der nachfolgenden Literatur wird die hermitesche Interpretation (8.7) verwendet [117]. Während die meisten Autoren die hermitesche Interpretation (8.7) für FDAC verwenden, nutzen GANG et al. die euklidische (8.8) unter gleichem Namen [54].

Darüber hinaus werden insbesondere globale Maße auf unterschiedliche Weise benannt. Beispielsweise existieren es für COSS-basierte Maße, die die hermitesche Winkelinterpretation (8.7) verwenden, mindestens sieben verschiedene Namen in der Literatur, für ASA-basierte Maße gibt es mindestens vier.

### 8.1.2.2. Amplitudenbasierte Korrelationsmaße

Ähnlich zu CSSF2 existiert eine Reihe von Maßen, die die Gesamtamplitudenniveaus vergleichen. MARINONE et al. definieren den FRF-Skalierungsfaktor (engl. *FRF Scaling Factor*) (FRFSF) als das Verhältnis der Summen der Amplituden zweier SIMO FRF-Matrizen [96].

$$FRFSF = \frac{\sum_{j=1}^{N_j} \sum_{k=1}^{N_k} |H_j^{(1)}(\omega_k)|}{\sum_{j=1}^{N_j} \sum_{k=1}^{N_k} |H_j^{(2)}(\omega_k)|} \quad (8.14)$$

Das Maß setzt zwei FRF-Matrizen über den gesamten Frequenzbereich und über alle Ausgangs-DoFs in Beziehung, kann also nicht als lokales oder globales LoC bezeichnet werden und wird daher stattdessen holistisch genannt.

LANE et al. führen ein ähnliches Maß unter dem Namen Kanal-RMS (engl. *Channel-RMS*) (CRMS) ein

$$CRMS_{i,j} = \frac{\left| \sqrt{\int^k |H_j^{(1)}(\omega)|^2 d\omega} - \sqrt{\int^k |H_j^{(2)}(\omega)|^2 d\omega} \right|}{\sqrt{\int^k |H_j^{(2)}(\omega)|^2 d\omega}} \quad (8.15)$$

um die Ähnlichkeit der FRFs zweier Messkanäle zu bewerten [82]. Anstatt die Amplitudenwerte zu summieren, wird das Integral über den gesamten Frequenzbereich gebildet, wodurch es möglich ist, FRFs mit unterschiedlicher Frequenzabtastrung zu vergleichen.

Während bei FRFSF die Gesamtamplitudenniveaus verglichen werden, (Bildung der Summe der FRFs und Anwendung von Vergleichsoperationen auf diese integralen Größen) entwickeln GÖGE et al. den sog. *FRF Root-Mean-Square* (FRFRMS) als Summe von elementweisen Größen [57]. In diesem Fall entsprechen diese Größen den quadrierten, normalisierten Amplitudendifferenzen auf der logarithmischen

Skala gemäß

$$FRFRMS_j = \sqrt{\sum_{k=1}^{n_k} \frac{(\log_{10} |H_j^{(1)}(\omega_k)| - \log_{10} |H_j^{(2)}(\omega_k)|)^2}{(\log_{10} |H_j^{(2)}(\omega_k)|)^2}} \quad (8.16)$$

wobei FRFs nach lokalem LoC verglichen werden. In der Untersuchung wird das Maß komplementär zu FDAC genutzt, bei der Gegenüberstellung modaler und FRF-basierter Modellkalibrierungsverfahren [57].

Wohingegen die zuvor dargestellten Maße einen nach oben unbeschränkten Wertebereich aufweisen, erreichen LEE et al. einen Wertebereich von  $[0; 1]$ , indem sie die Amplitudendifferenz auf der logarithmischen Skala als Argument einer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion einer Normalverteilung mit Mittelwert Null und Standardabweichung  $\sigma_0 \neq \text{Null}$  gemäß

$$FRFSM = \frac{1}{N_k} \cdot \sum_{k=1}^{N_f} \exp \left( -\frac{1}{2} \cdot \left[ \frac{\left| 10 \log_{10} \left( |H_j^{(1)}(\omega_k)|^2 \right) - 10 \log_{10} \left( |H_j^{(2)}(\omega_k)|^2 \right) \right|^2}{\sigma_0} \right]^2 \right) \quad (8.17)$$

anwenden.  $\sigma_0$  dieser so genannten FRF-Ähnlichkeitsmetrik (engl. *FRF-Similarity Metric*, FRFSM) muss durch technisches Urteilsvermögen gewählt werden und gibt die Empfindlichkeit gegenüber der Differenzskala vor [84]. Das bedeutet, je größer  $\sigma_0$  gewählt wird, desto geringer ist die Empfindlichkeit gegenüber Änderungen der FRFs. Als Faustregel wird  $\sigma_0 = 6$  verwendet, was in dieser Arbeit übernommen wird. Der Namensgebung folgend zeigt ein Ergebnis von eins eine vollständige Übereinstimmung an [84].

Neben den Methoden zum Vergleich reellwertigen Amplituden besteht eine Reihe von Methoden, bei denen die komplexwertigen Amplituden verglichen werden. Einige Methoden basieren dabei auf der sog. Summe der quadrierten Residuen (engl. *Sum of Squared Residuals*, SSR) gemäß

$$SSR(x - y) = \sum |x - y|^2 \quad (8.18)$$

mit den komplexwertigen, skalaren Werten  $x$  und  $y$ .

Um mit (8.18) einen reellwertigen Wertebereich zu erhalten, wird der Betrag gebildet. Die SSR weist einen Wertebereich von  $[0; \text{inf}[$  auf, was auch für die folgend beschriebenen eng verwandten Maße gilt. PEETERS et al. definieren den FRF-Fehler (engl. *FRF-Error*, FRFE) als

$$FRFE_j = \frac{\sum_{k=1}^{N_k} |x_k - y_k|^2}{\sum_{k=1}^{N_k} |y_k|^2} \quad (8.19)$$

$$\text{mit: } x_k := H_j^{(1)}(\omega_k) \quad (8.20)$$

$$y_k := H_j^{(2)}(\omega_k) \quad (8.21)$$

und verwenden das Maß zusammen mit FRAC zur Validierung der Modellkalibrierungsergebnisse ihres POLYmax-Algorithmus [118]. NOWAKOWSKI et al. verwenden dasselbe Maß zur Bewertung des Modellfehlers bei der Validierung eines Algorithmus zur Modellordnungs-Reduktion (MOR) und nennen es relativen Fehler [113].

ABRAHAMSSON et al. integrieren das SSR-Prinzip mit holistischem LoC, indem sie ein Abstandsmaß namens quadrierter Abweichung (engl. *Squared Deviation*) (SD) gemäß

$$SD = \epsilon^H \epsilon \quad (8.22)$$

mit dem Abweichungsvektor  $\epsilon$

$$\epsilon = \log_{10}(\text{vect}(H_i^{(1)}(\omega_i))) - \log_{10}(\text{vect}(H_i^{(2)}(\omega_i))) \quad (8.23)$$

definieren.  $\text{vect}(\dots)$  meint hier eine Stapeloperation, die eine FRF-Matrix der Dimension  $n_i \times n_j \times n_f$  in einen Spaltenvektor  $n_i n_j n_f \times 1$  umwandelt [2, 4, 5, 3].

Das Maß wird sowohl als Summe als auch als Mittelwert der quadrierten Abweichungen verwendet, was im Wesentlichen die gleiche Ähnlichkeitsinformation darstellt. Daher wird in dieser Arbeit nur die Summenschreibweise betrachtet. Es ist zu beachten, dass  $\log_{10}(\dots)$  in (8.23) der Logarithmus komplexer Zahlen ist, der eine nicht-eindeutige Funktion ist. Um ein eindeutig definiertes Fehlermaß zu erhalten, wird angenommen, dass der erste Zweig des komplexen Logarithmus von ABRAHAMSSON et al. gemeint ist. [2, 4, 5, 3]. SIPPLE et al. nutzen ein ähnliches Maß, bei dem lediglich die Umformung auf der logarithmischen Skala entfernt wird.

SD kann für alle strukturdynamischen Systeme angewendet werden (SISO-MIMO), indem nur die relevante Summierung berücksichtigt wird. Ähnliche Maße werden von LANE et al. in Form eines Frequenz- und eines globalen RMS-Fehlers und von SAMPAIO et al. mit der Bezeichnung  $S_m$  unter Verwendung des Prinzips der Summe der absoluten Differenzen anstelle von SSR eingeführt [82, 134].

Auch bei den amplitudenbasierten FRF-KM zeigen sich ähnliche Inkonsistenzen wie beim SdT der COSS-basierten Maße. Beispielsweise wird FRFE von mehreren Autoren, z. B. PEETERS et al. und MARINONE et al., als generischer Name verwendet, wobei unterschiedliche Methoden gemeint sind [118, 96]. Des Weiteren verwenden ABRAHAMSSON et al. und SIPPLE et al. gleichermaßen SD, aber auf unterschiedlichen Amplitudenskalen [5, 138]. Ein sehr ähnliches Maß wird auch von LANE et al. eingeführt, allerdings unter anderem Namen [82].

### 8.1.2.3. Generische Korrelations- und Distanzmaße

Eine weitere Familie von Maßen sind generische Korrelations- und Abstandsmaße für Vektoren, die z. B. in der Statistik, beim Clustering und beim maschinellen Lernen häufig verwendet werden und auch von verschiedenen Autoren auf den Vergleich von strukturdynamischen Systemen übertragen wurden. ZHOU et al. schlagen beispielsweise vor den *Pearson* Korrelationskoeffizienten (engl. *Sample Pearson Correlation Coefficient*) (SPCC)  $\rho$  zu verwenden, der definiert ist gemäß

$$\rho_{i,:}(\omega_k) = \frac{\text{cov}(H_i^{(1)}(\omega_k), H_i^{(2)}(\omega_k))}{\sigma(H_i^{(1)}) \cdot \sigma(H_i^{(2)})} \quad (8.24)$$

$$= \frac{\sum_{j=1}^{N_j} \left[ \left( H_j^{(1)}(\omega_k) - \overline{H_i^{(1)}(\omega_k)} \right) \cdot \left( H_j^{(2)}(\omega_k) - \overline{H_i^{(2)}(\omega_k)} \right) \right]}{\sqrt{\sum_{j=1}^{N_j} \left( H_j^{(1)}(\omega_k) - \overline{H_i^{(1)}(\omega_k)} \right)^2} \cdot \sqrt{\sum_{j=1}^{N_j} \left( H_j^{(2)}(\omega_k) - \overline{H_i^{(2)}(\omega_k)} \right)^2}} \quad (8.25)$$

wobei  $\sigma(\cdot)$  die Standardabweichung des Arguments ist [168].

Ein weiteres generisches Maß ist das Bestimmtheitsmaß  $R^2$ , das dem Quadrat von SPCC entspricht. MARINONE et al. verwenden es, um die Imaginärteile zweier FRFs auf lokale Weise zu vergleichen und

geben an, dass diese Ähnlichkeit ergänzende Informationen zu den üblichen COSS- und ASA-Maßen liefert [96].

Im Gegensatz zu diesen Korrelationsfunktionen werden für den Vergleich von FRF auch allgemeine Abstandsfunktionen verwendet. MAO et al. verwenden beispielsweise den euklidischen Abstand zusammen mit einem COSS-basierten Maß als Schadensindex [94].

MERUANE et al. und ADAMS et al. verwenden ein Maß, das auf der Hausdorff-Distanz (HD) basiert, einer Metrik, die im Bereich der Sprachverarbeitung für den Abgleich von Mustern in Zeitreihen bekannt ist [103, 8, 9]. Der Hausdorff-Abstand zwischen zwei Punktmengen A und B, die jeweils  $n > 1$  Punkte und jeder Punkt in mindestens zwei Dimensionen definiert ist, ist gegeben durch den größten Abstand zwischen allen Punkten von A und dem jeweils nächstgelegenen Punkt von B gemäß

$$HD(A, B) = \max_{x \in A} \left\{ \min_{y \in B} \{ \|x, y\| \} \right\} \quad (8.26)$$

Hier bedeutet  $\|x, y\|$  eine beliebige Norm - in der Regel die euklidische - zwischen zwei Punkten x und y. HD ist ein asymmetrisches Maß und wird daher als gerichtete HD bezeichnet (engl. *unidirectional HD*, UHD). ADAMS et al. mitteln beide UHD der Amplituden von zwei SISO-FRFs gemäß

$$BHD(|H_j^{(1)}(\omega)|, |H_j^{(2)}(\omega)|) = \frac{1}{2} HD(|H_j^{(1)}(\omega)|, |H_j^{(2)}(\omega)|) \quad (8.27)$$

$$+ \frac{1}{2} HD(|H_j^{(2)}(\omega)|, |H_j^{(1)}(\omega)|) \quad (8.28)$$

und erhalten so die symmetrische, bidirektionale HD (BHD) [8, 9].

Bei BHD werden neben den Amplitudenwerten je nach LoC gleichzeitig Frequenz- oder DoF-Lage mit einbezogen. Während bei lokalem LoC Metriken des reinen Amplitudenvergleichs vergleichsweise sensitiv sind, besonders in Fällen scharfer Peaks in FRFs oder geringer Dämpfung, ist BHD diesbezüglich weniger sensitiv, da der Abstand bezüglich der Frequenzlage berücksichtigt wird.

Abschließend sei ein auf der Mahalanobis-Distanz (MD) basierendes Maß angeführt [166, 9]. MD quantifiziert den Abstand des i-ten Punktes einer Punktemenge  $A_i$  zu einer Menge von Punkten  $B$  gemäß

$$MD(A, B, i) = \sqrt{(A_i - \bar{B})^T \Sigma^{-1} (A_i - \bar{B})} \quad (8.29)$$

mit dem arithmetischen Mittel jeder Dimension in  $\bar{B}$  und der Inversen der Kovarianzmatrix von  $B$   $\Sigma^{-1}$ . Wie UHD ist MD eine gerichtete Metrik. Um Symmetrie zu erreichen, führen ADAMS et al. die mittlere MD (MMD) ein, indem die beiden gerichteten MD über die Anzahl der Punkte in jedem Satz wie folgt gemittelt werden.

$$\text{MMD} = \frac{1}{2N_k} \sum_{k=1}^{N_k} MD \left( |H_j^{(1)}(\omega_k)|, |H_j^{(2)}(\cdot)| \right)^2 \quad (8.30)$$

$$+ \frac{1}{2N_k} \sum_{k=1}^{N_k} MD \left( |H_j^{(2)}(\omega_k)|, |H_j^{(1)}(\cdot)| \right)^2 \quad (8.31)$$

MD kann als der Abstand eines Testpunktes zum Massenschwerpunkt, d. h. dem Mittelwert, der Punktemenge, in Vielfachen der Standardabweichungen der Menge in Abstandsrichtung interpretiert werden. ADAMS erläutert die Intuition ausführlicher [8]. Somit ist MD einheitenlos und skaleninvariant, was von Vorteil ist, da Frequenz- und Amplitudenskalen oft um Größenordnungen variieren.

Tabelle C.2 in Anhang C.2 gibt einen Überblick über Maße, die in der Literatur zur Korrelation

---

von FRFs in verschiedenen Zusammenhängen wie MU, nicht-parametrischer SHM, MOR und anderen bekannt sind.

## 8.2. Abstraktion FRF-basierter Ähnlichkeitsmaße

Das Ziel dieses Kapitels ist die Erschließung des SdT FRF-basierter Korrelationsmaße durch die Abstraktion und Rekombination bestehender Konzepte. Der vorangegangene Abschnitt verdeutlicht Inkonsistenzen insbesondere bei der Benennung der Maße des SdT. Zusätzlich werden durch die Übersicht einige Lücken sichtbar, siehe beispielsweise Abschnitt 8.1.2.1. Um diesen Defiziten entgegenzuwirken, wird eine abstrakte Definition von FRF-Korrelationsmaßen abgeleitet. Dazu werden algorithmische und mathematische Teilkonzepte aus den existierenden Maßen extrahiert und in Form einer Ontologie strukturiert. Diese Darstellung ermöglicht dann die Rekombination und somit die Generierung neuer Korrelationsmaße. Für die strukturierte Darstellung des durch die Abstraktion gewonnenen Wissens liegen drei Hauptmethoden vor: Taxonomien, Thesauri und Ontologien. Im Gegensatz zu den beiden erstgenannten lassen sich mit Ontologien nicht nur Wissenselemente, sondern auch gegenseitige Verknüpfungen, wie z.B. hierarchische Relationen und logische Verknüpfungen, realisieren. Daher erscheinen Ontologien für diese Arbeit geeignet, da die prozesshafte Verknüpfung einzelner mathematischer Teilkonzepte von FRF-KM dargestellt werden kann. Die Hauptkomponenten sind Begriffe, Instanzen, Relationen und Axiome. Ein Term kann im Sinne der objektorientierten Programmierung auch als Klasse verstanden werden, die durch Attribute beschrieben wird und für die je eine Menge gültiger Attributwerte definiert ist. Eine Instanz repräsentiert ein einzelnes Objekt eine FRF-KM. Darüber hinaus sind oft axiomatische Definitionen von Restriktionen erforderlich, um z.B. die Menge der zulässigen Kombinationen abhängig der Attributwerte einzuschränken.

Im Weiteren wird der Begriff FRF-Korrelationsmaß als Ontologie definiert und als schrittweiser Prozess zur Quantifizierung der Ähnlichkeit zweier FRF-Matrizen interpretiert. Zunächst werden kommunale mathematische und algorithmische Konzepte aus den bestehenden Korrelationsmaßen abgeleitet und diskutiert. Darauf aufbauend wird der Prozess zur Berechnung einer Vergleichsgröße in drei Schritte unterteilt: *Pre-Processing*, Vergleich und *Post-Processing*. Die Schritte werden wiederum in Attribute unterteilt und es werden jeweils gültige Attributwerte definiert. Nachfolgend wird jedes der vorgeschlagenen Attribute vorgestellt und näher erläutert. Die Attributwerte stellen die Kernkonzepte des SdT dar. Diese werden aus den existierenden Maßen extrahiert und ggf. um eng verwandte Konzepte erweitert. Schließlich wird die Instanziierung einschließlich restriktiver Axiome, mit denen nicht kombinierbare Konzepte beschrieben werden, durch die Darstellung in Form eines gerichteten azyklischen Graphen (DAG) erläutert, der in Abbildung 8.2 gezeigt ist.

### 8.2.1. Kommunale Prinzipien

Die folgenden kommunalen Prinzipien sind im SdT zu finden. Sie sind entweder bereits explizit definiert oder können aus der Übersicht in Tabelle C.2 abgeleitet werden.

#### Korrelationsniveau

Ein solches Prinzip ist das Prinzip des LoC, das in Abschnitt 8.1.2.1 beschrieben wird. Damit lassen sich fast alle FRF-KM klassifizieren, mit Ausnahme einiger weniger, die nicht einzelne FRFs oder ODSs, sondern die gesamte FRF-Matrix in einem Schritt vergleichen. LoC wird daher um den Wert holistisch erweitert (siehe Tabelle C.2).



## Aggregation

Per Definition resultieren bestehende Abgleichsmaße in ein- oder zweidimensionalen Ergebnissen. Beispielsweise ergibt ein FDAC Vergleich je einen Wert für jedes verglichene ODS-Paar. Die Werte werden in der sog. FDAC-Matrix angeordnet. In der Literatur stehen diverse Methoden zur Verfügung, um diese mehrdimensionalen Ergebnisse zu skalaren Ähnlichkeitswerten zu aggregieren. Beispielsweise erhalten LANE et al. einen skalaren Modellanpassungsfehler durch Integration eines globalen Fehlermaßes über mehrere Frequenzpunkte [82]. GÖGE et al. sowie MAIA et al. verwenden das arithmetische Mittel von FDAC/RVAC-Werten, um einen skalaren Korrelations-/Schadensindikator für ein SIMO/MISO-System zu erhalten [57, 93].

## Skalierung und Arithmetik

Eine andere Methode wird in [96, 57, 89] verwendet, wo nur der Imaginärteil der FRFs mit  $R^2$  ([96]) und FDAC ([57, 89]) verglichen wird. Dabei handelt es sich im Wesentlichen um eine Skalierungsoperation, die vor dem Vergleich an den FRF-Matrizen durchgeführt wird. Solche Operationen sind auch in zahlreichen anderen Maßen in der Literatur zu finden allerdings oft in die mathematischen Formeln integriert.

Tabelle 8.1.: Extraktion von Skalierungsoperationen aus FRF-KM des SdT

Name	ursprüngliche Form	Skalierungsoperation	verbleibende Arithmetik
FRFSM	$\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^{N_k} \exp \left( -\frac{1}{2} \cdot \left[ \frac{10 \log_{10}( H_j^{(1)}(\omega_k) ^2) \cdot 10 \log_{10}( H_j^{(2)}(\omega_k) ^2)}{\sigma_0} \right]^2 \right)$	$x = \log_{10}( H_j^{(1)}(\omega_k) )$ $y = \log_{10}( H_j^{(2)}(\omega_k) )$	$\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N e^{-\frac{1}{2} \cdot \left( \frac{10 \cdot x^2 - 10 \cdot y^2}{\sigma_0} \right)^2}$
FRFRMS	$\sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{N_k} \left( \log_{10}( H_j^{(1)}(\omega_k) ) - \log_{10}( H_j^{(2)}(\omega_k) ) \right)^2}{\log_{10}( H_j^{(2)}(\omega_k) )^2}}$	$x = \log_{10}( H_j^{(1)}(\omega_k) )$ $y = \log_{10}( H_j^{(2)}(\omega_k) )$	$\sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(x-y)^2}{y^2}}$
FRFSF	$\frac{\sum_{j=1}^{N_j} \sum_{k=1}^{N_k}  H_j^{(1)}(\omega_k) }{\sum_{j=1}^{N_d} \sum_{k=1}^{N_f}  H_j^{(2)}(\omega_k) }$	$x =  H_j^{(1)}(\omega_k) $ $y = \log_{10}( H_j^{(2)}(\omega_k) )$	$\frac{\sum_{j=1}^{N_d} \sum_{k=1}^{N_f} x(j,k)}{\sum_{j=1}^{N_d} \sum_{k=1}^{N_f} y(j,k)}$
CRMS	$\frac{\sqrt{\int^k  H_j^{(1)}(\omega_k) ^2 d\omega} - \sqrt{\int^k  H_j^{(2)}(\omega_k) ^2 d\omega}}{\sqrt{\int^k  H_j^{(2)}(\omega_k) ^2 d\omega}}$	$x =  H_j^{(1)}(\omega_k) $ $y = \log_{10}( H_j^{(2)}(\omega_k) )$	$\frac{\sqrt{\int_i x(i)^2} - \sqrt{\int_i y(i)^2}}{\sqrt{\int_i y(i)^2}}$
SD	$\frac{ \log_{10}(H_j^{(1)}(\omega_{\cdot})) - \log_{10}(H_j^{(2)}(\omega_{\cdot})) ^2}{N_j \cdot N_k}$	$x = \log_{10}(H_j^{(1)}(\omega_{\cdot}))$ $y = \log_{10}(H_j^{(2)}(\omega_{\cdot}))$ $N = N_j \cdot N_k$	$\frac{1}{N} \cdot  x - y ^2$

Tabelle 8.1 zeigt die ursprüngliche Form der Maße, die solche Operationen integrieren, extrahierte Skalierungsoperationen und die verbleibende Arithmetik nach der Extraktion.

## Vergleichskonzept

Die meisten der vorhandenen Maße bewerten die Ähnlichkeit von ODS an identischen Frequenzpunkten oder SISO-FRFs an identischen DoFs. FDAC ist das einzige bekannte Maß, das ODS an nicht übereinstimmenden Frequenzpunkten vergleicht und die Methode des *Mode-Pairings* dadurch auf den Frequenzbereich überträgt. Aus diesem Kreuzfrequenzvergleich Vergleich kann die Ähnlichkeit in Bezug auf übereinstimmende ODS unabhängig von Frequenzverschiebungen bestimmt und anschließend die Abweichung in Bezug auf die Frequenz berechnet werden. Eine Ausweitung des Prinzips auf den

DoF-übergreifenden Vergleich scheint naheliegend, es ist keine Untersuchung bekannt, die ein solches Maß enthält.

### 8.2.2. Definition der Ontologie

In Anlehnung an, die im vorherigen Abschnitt zusammengestellten kommunalen Prinzipien, wird der FRF-Korrelationsmaß als Ontologie definiert, um den schrittweisen Prozess der Berechnung eines oder mehrerer Korrelationswerte zu beschreiben. Dieser Prozess ist in die Schritte *Pre-Processing*, Vergleich und *Post-Processing* unterteilt, wie in Abbildung 8.2 dargestellt. Daraufaufgehend werden die Konzepte aus dem SdT abstrahiert und übertragen. Gegebenenfalls werden übergreifende Prinzipien, wie z. B. komplexe Winkelinterpretationen oder Parameter der deskriptiven Statistik, durch Hinzufügen naheliegender Konzepte erweitert (siehe Abbildung 8.2, hellgrau).

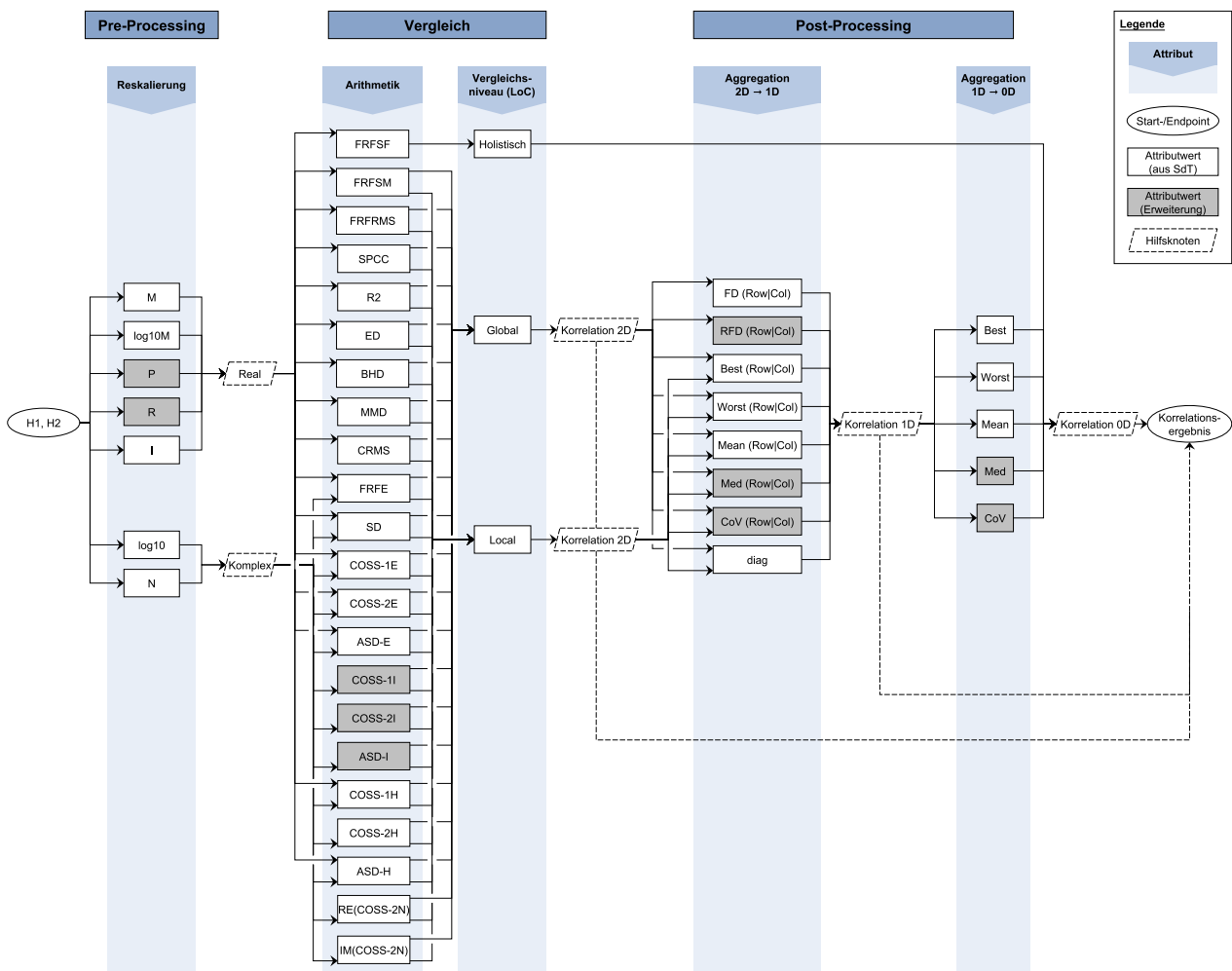


Abbildung 8.2.: Ontologie des Konzepts FRF-Korrelationsmaß dargestellt als DAG

## Pre-Processing

Im *Pre-Processing* wird das Attribut *Skalierung* definiert. Das Attribut kann beliebige Operationen enthalten, die die Skala der komplexwertigen Amplituden der eingegebenen FRF-Matrizen verändern. Eine solche Operation muss die ursprüngliche Form der Matrizen beibehalten, kann aber den Zahlenbereich von komplex zu reell ändern, d. h. einen komplexen oder reellen Wertebereich haben.

Tabelle 8.2.: Attributewerte des Attributes Skalierung

Schlüssel	Name	Wertebereich
None	Keine Skalierung	komplex
log10	Logarithmus (inkl. komplexer Zahlen) zur Basis 10	komplex
M	Betrag/Amplitude	real
P	Phase (rad)	real
R	Realteil	real
I	Imaginärteil	real
log10(M)	logarithmus des Betrags zur Basis 10	real

In Tabelle 8.2 sind die zugehörigen Attributwerte aufgeführt. In Spalte eins wird für jeden Attributwert ein Schlüssel eingeführt, der als eindeutige Referenz innerhalb der Ontologie verwendet wird, wie in Abbildung 8.2 dargestellt. In der zweiten Spalte wird jeder Attributwert kurz beschrieben. Alle Werte sind entweder explizit im SdT zu finden, aus einem Maß des SdT extrahiert, wie in Tabelle 8.1 gezeigt, oder neu eingeführt, um ein bestehendes Konzept zu ergänzen.

Am häufigsten ist der Vergleich auf der Grundlage der komplexwertigen FRFs oder ihrer Beträge zu finden (None, M). Darüber hinaus schlagen MARINONE et al. vor, den Imaginärteil (I) zu vergleichen ([96]). Zusätzlich zu diesen Operationen wird in FRFSM bzw. FRFRMS die Amplitude auf einer logarithmischen Skala verglichen, was durch das Attribut log10(M) ausgedrückt wird. Diese Operation erhöht die Gewichtung von Frequenzbereichen mit geringer Amplitude, wie z. B. jenen, die abseits von Resonanzen und insbesondere bei Antiresonanzen auftreten. In SD gemäß der Definition aus [5] wird der Logarithmus einer komplexen Zahl bestimmt, wofür der Schlüssel log10 eingeführt wird. Der Transformation zu Phasenwinkel oder Realteil (P, R) wird neu eingeführt, um die zuvor beschriebenen Operationen zu ergänzen.

## Vergleich

Im Vergleichsschritt werden die Attribute LoC und Arithmetik definiert. LoC beschreibt, ob die FRF-Matrizen holistisch, d.h. 2D-Matrizen, verglichen werden, oder ob sie in einzelne FRFs oder ODSs aufgeteilt werden, die dann sequentiell verglichen werden. Für den ersten Fall wird ein einziger Attributwert holistisch definiert, für den zweiten Fall kann entweder global oder lokal gewählt werden.

Das Attribut Arithmetik enthält mathematische Funktionen, die zwei Eingangs-Entitäten  $x$  und  $y$  zueinander in Beziehung setzen und so ihre Ähnlichkeit in einem skalaren, reellen Wert quantifizieren. Je nach Wahl des LoC können  $x$  und  $y$  entweder Vektoren oder Matrizen sein, eine Arithmetik muss aber nicht für beide Dimensionalitäten geeignet sein. Tatsächlich findet man in der Literatur nur Konzepte, die entweder das eine oder das andere akzeptieren.

Die gültigen Werte für das Attribut Arithmetik sind in Tabelle 8.3 aufgeführt. Auch hier wird in der ersten Spalte ein eindeutiger Schlüssel eingeführt und in der zweiten Spalte beschrieben. In der dritten Spalte wird die mathematische Funktion angegeben, einschließlich der Substitutionen  $x$  und  $y$  der beiden Eingaben, wie in Abschnitt 8.2.1 beschrieben. In den letzten Spalten sind die gültigen Eingabedimensionen und Definitionsbereiche von  $x$  und  $y$  aufgeführt. Zeilen eins bis neun enthalten die

Tabelle 8.3.: Attributwerte des Attributs Arithmetik

ID	Schlüssel	Funktion	Eingangsdimension	Definitionsbereich
1	COSS-1E	$\frac{(x \cdot y)_{\text{re}}}{\ x\  \cdot \ y\ }$	Vektor	Real
2	COSS-2E	$\frac{(x \cdot y)_{\text{re}}^2}{\ x\ ^2 \cdot \ y\ ^2}$	Vektor	Real
3	ASA-E	$\frac{2(x \cdot y)_{\text{re}}}{\ x\  + \ y\ }$	Vektor	Real
4	COSS-1I	$\frac{(x \cdot y)_{\text{im}}}{\ x\  \cdot \ y\ }$	Vektor	Real
5	COSS-2I	$\frac{(x \cdot y)_{\text{im}}^2}{\ x\ ^2 \cdot \ y\ ^2}$	Vektor	Real
6	ASA-I	$\frac{2(x \cdot y)_{\text{im}}}{\ x\  + \ y\ }$	Vektor	Real
7	COSS-1H	$\frac{ x \cdot y }{\ x\  \cdot \ y\ }$	Vektor	Komplex
8	COSS-2H	$\frac{ x \cdot y ^2}{\ x\ ^2 \cdot \ y\ ^2}$	Vektor	Komplex
9	ASA-H	$\frac{2 x \cdot y }{\ x\  + \ y\ }$	Vektor	Komplex
10	RE(COSS-2N)	$\frac{([x \cdot y]^2)_{\text{re}}}{\ x\  \cdot \ y\ }$	Vektor	Komplex
11	IM(COSS-2N)	$\frac{([x \cdot y]^2)_{\text{im}}}{\ x\  \cdot \ y\ }$	Vektor	Komplex
12	FRFSF	$\frac{\ x\ _{\text{Fro}}}{\ y\ _{\text{Fro}}}$	Matrix	Real
13	CRMS	$\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N x(i)^2} - \sqrt{\sum_{i=1}^N y(i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N y(i)^2}}$	Vektor	Real
14	FRFRMS	$\sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{ x(i) - y(i) ^2}{y(i)^2}}$	Vektor	Real
15	FRFSM	$\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \left[\frac{10 \cdot x(i)^2 - 10 \cdot y(i)^2}{\sigma_0}\right]^2\right)$	Vektor	Real
16	FRFE	$\frac{\sum_{i=1}^N  x(i) - y(i) ^2}{\sum_{i=1}^N  x(i) ^2}$	Vektor	Komplex
17	SD	$\sum_i  x - y ^2$	Vektor	Komplex
18	SPCC	$\frac{\text{cov}(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{x}) \cdot (y(i) - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^N (y(i) - \bar{y})^2}}$	Vektor	Real
19	R2	$1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$	Vektor	Real
20	ED	$\sqrt{\sum_i  x(i) - y(i) ^2}$	Vektor	Real
21	BHD	$\frac{1}{2} (HD(x, y) + HD(y, x))$ $HD(A, B) = \max_{a \in A} \{ \min_{b \in B} \{ \ a, b\  \} \}$	Vektor	Real
22	MMD	$\frac{1}{2} \left[ \frac{1}{N_x} \sum_{i=1}^{N_x} MD(x(i), y)^2 + \frac{1}{N_y} \sum_{j=1}^{N_y} MD(y(j), x)^2 \right]$ $MD(a, B) = \sqrt{(a - \bar{B})^T \Sigma^{-1} (a - \bar{B})}$	Vektor	Real

Konzepte der COSS- und ASA-basierten Ähnlichkeitsmaße, wobei die Suffixe *H*, *E* und *I* die komplexe Winkelinterpretation hermitesch, euklidisch bzw. imaginär symbolisieren (siehe Gleichungen (8.7) (8.8) und (8.9)). Man beachte, dass diese Interpretation der komplexen Winkel nicht kommutativ ist, da  $x \cdot y = \text{conj}(y \cdot x)$  für komplexe Zahlen gilt. COSS findet sich entweder linear oder quadratisch im SdT, was mit den Suffixen 1 und 2 gekennzeichnet ist, siehe z. B. PASCUAL et al. [117]. Obwohl die Arithmetik der ASA-basierten Maße für alle komplexen Winkelinterpretationen gültig ist, findet sich nur die hermitesche im SdT. Die euklidische und imaginäre Interpretation werden für ASA ergänzt. Die Zeilen 11 und 12 enthalten  $\text{CFDAC}_{\text{re}}$  und  $\text{CFDAC}_{\text{im}}$  wie in [122] definiert. Es ist zu beachten, dass  $|\text{CFDAC}|$  in COSS-2H umgeformt werden kann, daher redundant wäre und nicht berücksichtigt wird.

Die Zeilen 12 bis 17 zeigen die amplitudenbasierten Maße. FRFSM, FRFRMS, FRFSF und SD werden entsprechend der Reskalierungssubstitutionen umgeschrieben, wie in Tabelle 8.1 gezeigt. Die meisten Arithmetiken wurden unverändert aus dem SdT übernommen, nur CRMS und SD werden wie folgt adaptiert: In der ursprünglichen Formulierung von CRMS werden die Amplitudenwerte über den Frequenzbereich der FRFs integriert. Im Bereich der Strukturodynamik wird eine gemessene Systemantwort entweder mit einer Reihe von gemessenen Referenzzuständen oder mit einem parametrisierten Modell verglichen. Da in diesen Fällen zumindest ein Teil des Vergleichs experimentell ermittelt wird und experimentell ermittelte Daten im Allgemeinen eine äquidistante Frequenzabtastung aufweisen, kann die Integration ohne Informationsverlust in eine Summe umgeschrieben und so an die anderen Maße angeglichen werden.

SD wird in der Literatur als holistisches Maß verwendet, kann aber wie folgt in die Summe eines vektoriiellen Inputs umgeformt werden:

$$SD_{\text{mat}} = \sum_{j=1}^{N_j} \sum_{k=1}^{N_k} \cdot \left| H_j^{(1)}(\omega_k) - H_j^{(2)}(\omega_k) \right|^2$$

$$= \sum_{j=1}^{N_j} SD_{\text{vec}}(H_j^{(1)}(\omega:\cdot), H_j^{(1)}(\omega:\cdot)) \quad (8.32)$$

$$\text{mit: } SD_{\text{vec}}(H_j^{(1)}(\omega:\cdot), H_j^{(2)}(\omega:\cdot)) = \sum_{k=1}^{N_k} \cdot \left| H_j^{(1)}(\omega_k) - H_j^{(2)}(\omega_k) \right|^2 \quad (8.33)$$

Das holistische Maß mit Matrix-Input  $SD_{\text{mat}}$  wird umgeschrieben in die Summe der vektoriiellen, z.B. lokalen (hier: Vergleich der FRFs) Arithmetik  $SD_{\text{vec}}$ . Eine der Summenoperation wird in die Aggregationsattribute in der Ontologie verlagert, wodurch SD in seiner ursprünglichen Form durch die Ontologie abgebildet wird, das Berechnungsprinzip neuerdings jedoch für den Kreuzvergleich genutzt werden kann.

Die Zeilen 16 bis 20 zeigen schließlich die generischen Korrelations- bzw. Distanz-Maße. Diese werden unverändert aus dem SdT übernommen. Es ist zu beachten, dass das Prinzip des Auto- und Kreuzvergleichs nicht als individuelles Attribut definiert wird. Die Ergebnisse eines Kreuzvergleichs enthalten auf der Hauptdiagonalen der Ergebnis-Matrix die Werte des auto Vergleichs. Zur Vereinfachung wird ein auto Abgleich durch das Aggregationsattribut *diag* abgebildet, das die Extraktion der Hauptdiagonalen der Ergebnismatrix meint. Das bedeutet umgekehrt, dass jedes lokale oder globale Maß ohne Aggregation zunächst stets ein zweidimensionales Ergebnis liefert.

## Post-Processing

Die Attribute Aggregation 2D→1D (A-2D-1D) und Aggregation 1D→0D (A-1D-0D) beinhalten mathematische Operationen, die Berechnungsergebnisse der Arithmetik sequentiell aggregieren und dabei Ergebnisse um je eine Dimension reduzieren. Die Werte der beiden Aggregationsattribute sind in Tabelle 8.4 angegeben.

Im SdT finden sich die grundlegenden mathematischen Konzepte arithmetischer Mittelwert, Maximum und Minimum. Diese Konzepte werden entweder explizit verwendet, um skalare Korrelationsmaße zu extrahieren, oder sind im Falle von Untersuchungen zur Modellkalibrierung in die Zielfunktionen des Optimierungsproblems integriert [85, 100, 60, 159, 93]. Max und Min werden dabei verwendet, um die beste und schlechteste Übereinstimmung pro ODS oder DoF zu extrahieren, je nachdem, ob eine Ähnlichkeits- oder Abstandsarithmetik verwendet wurde. Aus Gründen der Verständlichkeit werden sie

durch die Attributwerte *best* bzw. *worst* ersetzt. Alle genannten Funktionen sind übliche Parameter in der deskriptiven Statistik, die in Parameter zentraler Momente und Parameter der Variabilität unterteilt werden können.

Neben Mittelwert sind Median und Modus (engl. *Mode*) die am häufigsten verwendeten Parameter. Der Median wird als Wert für beide Aggregationsattribute hinzugefügt. Der Modus wird vernachlässigt, da er auf der Zählung der Häufigkeit eines bestimmten Wertes basiert, was im Allgemeinen nicht auf reelle Zahlen anwendbar ist, ohne dass eine subjektive numerische Genauigkeit gewählt wird. Eine zusätzliche Erweiterung erfolgt durch Hinzufügen des Variationskoeffizienten (engl. *Coefficient of Variation*) (CoV) als Attributwert, der die Varianz eines Datensatzes in Vielfachen seines Mittelwerts beschreibt.

Neben diesen grundlegenden Methoden gibt es im Attribut Aggregation 2D→1D auch Methoden, die durch das Konzept des *Mode-Pairings* ermöglicht werden und neben den mathematischen auch die algorithmischen *Pairing* Operationen enthalten. So wird für den Attributwert FD-Row, ausgehend von einer 2D-Ergebnismatrix aus einer globalen Arithmetik, Zeile für Zeile, d.h. für jeden Frequenzpunkt  $f_1$  von  $H_1$ , der Frequenzpunkt  $f_2$  von  $H_2$  ermittelt, der die beste Ähnlichkeit (siehe *best* im obigen Absatz) aufweist. Dann wird die Frequenzabweichung (FD)  $\Delta f$  nach folgender Formel berechnet

$$\Delta f = f_2 - f_1 \quad (8.34)$$

Darauf aufbauend ist die relative Frequenzabweichung (RFD) ein in der Literatur gängiges Aggregationskonzept und ist wie folgt definiert

$$\Delta f = \frac{f_2 - f_1}{f_1} \quad (8.35)$$

Die Wahl die Operation zeilenweise oder spaltenweise durchzuführen ist gleichbedeutend mit der Wahl eines Bezugssystems im Sinne des *Mode-Pairings* (im Beispiel ist Modell 1 = Bezug). Diese Konvention gilt für alle in Aggregation 2D→1D definierten Begriffe.

Tabelle 8.4.: Attributwerte der Aggregationsattribute

Schlüssel	Beschreibung	2D → 1D	1D → 0D	aus SdT
Best	Entspricht min für Distanz- und max für Ähnlichkeits-Arithmetiken	x	x	x
Worst	Entspricht max für Distanz- und min für Ähnlichkeits-Arithmetiken	x	x	x
Mean	Arithmetischer Mittelwert	x	x	x
Med	Median	x	x	
CoV	Variationskoeffizient	x	x	
diag	Hauptdiagonalelemente	x		x
FD	Frequenzdifferenz	x		x
RFD	Relative Frequenzdifferenz	x		

### Instanziierung und restriktive Axiome

Im Kontext der hier vorgestellten Ontologie entspricht eine so genannte Instanz einem einzelnen (generischen) FRF-Vergleichsmaß. Jede Instanz muss genau einen Attributwert in den Attributen Skalierung, Arithmetik und Vergleichsniveau haben. Die Aggregationsattribute sind optional und können je nach gewünschter Dimension des Abgleichsergebnisses gewählt werden. Zu beachten ist, dass Aggregation 0D → 1D nur gewählt werden kann, wenn auch ein Wert von Aggregation 1D → 2D gewählt wird. Außerdem darf es keine zwei Instanzen mit der gleichen Kombination von Attributwerten geben, so dass jede Instanz der Ontologie einzigartig ist. Es sind zusätzlich einige Restriktionen zu berücksichtigen,

---

die sich hauptsächlich aus der obligatorischen Erhaltung der mathematischen Kompatibilität bei der Übergabe von Zwischenergebnissen zwischen den verschiedenen Attributen ergeben. Die Restriktionen werden durch das Vernachlässigen bestimmter Verbindungen im DAG in Abbildung 8.2 implementiert. Die Restriktionen werden im Anschluss erläutert.

Zunächst ist zu berücksichtigen, dass einige Arithmetiken einen reellen Definitionsbereich besitzen, während andere komplexwertige Eingaben zulassen. Die Definitionsbereiche werden in Abbildung 8.2 zur Vereinfachung durch zwei Hilfsknoten komplex und real dargestellt.

Weiterhin ist die Eingabedimension bei der Auswahl bezüglich des LoC zu berücksichtigen. Die meisten Arithmetiken erlauben vektorielle Eingabe und können daher entweder in Verbindung mit globalen oder lokalen LoC gewählt werden. Außerdem ist FRFSF eine Arithmetik mit Matrixeingabe und kann daher nur in Verbindung mit holistischen LoC verwendet werden.

Schließlich können Aggregationswerte nur für vektorielle Arithmetiken gewählt werden, da nur diese mehrdimensionale Ähnlichkeitsergebnisse liefern, die aggregiert werden können. Die im Kapitel Abschnitt Post-Processing beschriebenen Verbindungen zu den Werten der deskriptiven Statistik können im Prinzip sowohl für die lokale als auch für die globale Vergleichsebene gewählt werden. Die Werte für die Frequenzabweichungen (FD & RFD) sind nur in Verbindung mit globalen LoC bedeutungsvoll. Bei Verwendung lokaler LoC würde die Abweichung bzgl. DoF-Indizes berechnet, die im Allgemeinen willkürlich gewählt sind und physikalisch bedeutungslose Ergebnisse liefern würden.

Es ist erkennbar, dass nur paarweise Restriktionen benachbarter Attribute vorliegen. Die einfache Visualisierung im DAG durch gezieltes Weglassen betroffener Kanten ist nur dadurch möglich. Sollte eine zukünftige Erweiterung der Ontologie eine Restriktion bedingen die mehr als zwei oder nicht benachbarte Attribute betrifft muss die Darstellung ggf. angepasst werden.

Der Graph hat einen einzigen Wurzelknoten, der die eingegebenen FRF-Matrizen darstellt, und einen einzigen Zielknoten, der das Ähnlichkeitsergebnis darstellt. Alle Attributwerte werden als rechteckige Knoten dargestellt. Um ein FRF-Korrelationsmaß zu instanzieren, muss der Graph von der Wurzel bis zum Ziel durchlaufen und ein Attributwert pro Attribut ausgewählt werden. Die ausgehenden Kanten jedes Knotens zeigen an, welche nachfolgenden Knoten so gewählt werden können, dass die zuvor beschriebenen Einschränkungen eingehalten werden. Um die Lesbarkeit zu verbessern, werden einige Hilfsknoten eingeführt, die als Zwischenergebnisse verstanden werden können und die Ausgabewerte des vorherigen Attributs bündeln. Die Optionalität der Aggregationsattribute wird durch gestrichelte Kanten symbolisiert, die die Ähnlichkeitszwischenergebnisse (2D, 1D) direkt mit dem Ziel-Knoten verbinden und somit einige Aggregationsattribute überspringen.

Da alle Konzepte des SdT bei der Entwicklung der Ontologie berücksichtigt wurden, ist sichergestellt, dass die Ontologie alle bestehenden Abgleichsmaße abbildet. Durch die Abstraktion werden FRF-basierte Korrelationsmaße fortan durch ihre Attributwerte beschrieben, wodurch synonyme Benennungen von derzeit bekannten FRF-KM aufgelöst werden. Darüber hinaus ermöglicht die Abstraktion die Instanziierung neuer Maße durch die Kombination von Konzepten, die bisher nicht kombiniert wurden, und damit die Erschließung und teilweise Erweiterung des SdT. Die Anzahl der neu instanzierbaren 2D-, 1D- und 0D-Maße beträgt 13135, 2626 bzw. 202, wobei Methoden der Pfadsuche (engl. *Path Search*) aus der Graphentheorie verwendet werden.

### 8.3. Analyse und Validierung

Mit der Instanziierung von bisher unbekanntem Maßen wird der SdT signifikant erweitert. Allerdings unterscheiden sich die meisten Korrelationsmaße nur in einzelnen Attributwerten. Daher ist es möglich, dass einige der Korrelationsmaße ähnliche und damit redundante Ergebnisse liefern. In diesem Fall ist nur eines der beiden redundanten Maße neuartig. Hierbei ist die Neuartigkeit nicht nur bezüglich eines

spezifischen, singulären Abgleichs von Belang, sondern vielmehr die Sensitivität der Abgleichsmaße gegenüber im Allgemeinen je nach Anwendungsfall und im Rahmen der Arbeit spezifisch für den Anwendungsfall SHM üblicher Parameteränderungen relevant (z.B. Steifigkeitsänderung durch Schaden). Um die Erweiterung des SdT und die Neuartigkeit der generierten Korrelationsmaße zu validieren, werden daher nachfolgend zwei Fragen beantwortet:

- Wie viele der neu generierten Korrelationsmaße weisen unabhängige Sensitivitäten gegenüber der existierenden auf?
- Wie viele der neu generierten Maße weisen einzigartige Sensitivitäten auf?

Zur Beantwortung der Fragen werden zunächst die Sensitivitäten der Korrelationsmaße durch Parametervariation an einer Beispielstruktur ermittelt. Die Beispielstruktur ist so parametrisiert, dass sie lokale (Schäden) und globale (Betriebseinflüsse) Variationen repräsentiert, die im SHM üblich sind. Zur Beantwortung der Fragestellungen werden die Sensitivitäten dann mit Hilfe des SPCC Redundanz untersucht.

### 8.3.1. Beispielstruktur

Als Beispielstruktur wird eine elastische Stahlplatte betrachtet, die durch die Kirchhoff-Love-Plattentheorie nach [170] definiert ist. Die Abmessungen sind 400x600x1 mm, diskretisiert mit 5x5 mm Elementen. Zur Ermittlung von SIMO-FRF-Matrizen wird das System an einem Punkt angeregt (siehe Abbildung 8.3,

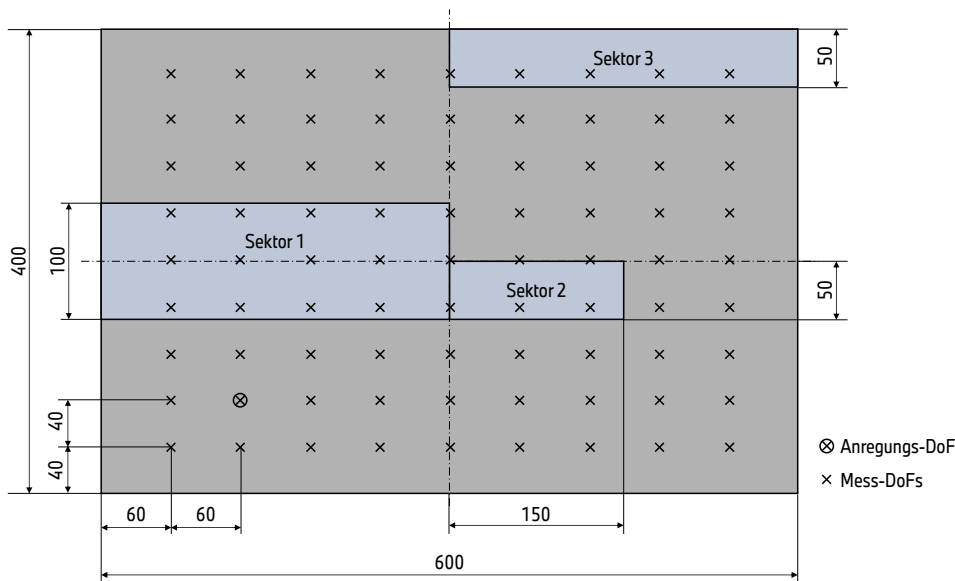


Abbildung 8.3.: Substrukturierte Kirchhoffplatte mit Auswerte-DoFs mit Kreuzen markiert

Anregungsknoten) und die Antwort-Beschleunigung an diversen Punkten gemessen (siehe Abbildung 8.3, Messgitter). Der Frequenzvektor ist definiert im Bereich von 5 Hz bis 400 Hz mit einer Schrittweite von 0.1 Hz.

Um die Sensitivitäten der Korrelationsmaße zu bestimmen, wird die Platte parametrisiert und eine Parametervariation durchgeführt. Um ein breites Spektrum realer SHM-Probleme abzubilden, werden sowohl Schädigungen als auch betriebliche Einflüsse imitiert, welche die Steifigkeit und Dämpfung sowohl lokal (Schaden) als auch global (Betriebseinflüsse) beeinflussen. Steifigkeitsänderungen werden



als Änderungen des E-Moduls modelliert, Dämpfungsänderungen als Änderungen des Koeffizienten der Strukturdämpfung. Um lokale Änderungen zu modellieren, werden drei Sektoren S1 - S3 definiert, deren vorgenannte Eigenschaften individuell eingestellt werden können. Lokale und globale Änderungen können überlagert auftreten, daher wird jede Eigenschaft der Sektoren durch die Überlagerung der globalen und lokalen Parameter bestimmt. Zum Beispiel ist das Elastizitätsmodul von Sektor 1 definiert als

$$E_1 = E_{\text{ref}} \cdot (1 + \theta_{Y,g} + \theta_{Y,1}) \quad (8.36)$$

mit dem globalen Steifigkeitsparameter  $\theta_{Y,g}$  und dem Steifigkeitsparameter von Sektor 1  $\theta_{Y,1}$ . Im Gegensatz dazu werden die Eigenschaften außerhalb der Unterstrukturen nur durch globale Parameter bestimmt.

Betriebsbedingte Einflüsse, z. B. Temperaturänderungen, können sowohl die Steifigkeit als auch die Dämpfung erhöhen oder verringern. Beschädigungen hingegen verringern im Allgemeinen die Steifigkeit oder erhöhen die Dämpfung. Risse beispielsweise verringern den Querschnitt und damit die Steifigkeit und können eine erhöhte Reibung und damit eine erhöhte Dämpfung verursachen. Aus diesen Prämissen werden die oberen und unteren Parametergrenzen abgeleitet, wie in Tabelle 8.5 dargestellt.

Tabelle 8.5.: Parametrierung der Kirchhoff-Platte

	nominal	obere Parametergrenze	untere Parametergrenze
Y,g	210 N/mm <sup>2</sup>	+10%	-10%
Y,1-3	210 N/mm <sup>2</sup>	+0%	-40%
D,g	0.005	+10%	-10%
D,1-3	0.005	+500%	+0%

Sowohl Schäden als auch Betriebseinflüsse können Steifigkeit und Dämpfung einzeln oder gleichzeitig beeinflussen. Darüber hinaus können Einflüsse während des Betriebs einer intakten Struktur einzeln auftreten oder überlagert mit Schädigungseffekten. Um alle Szenarien abzubilden, werden Steifigkeit und Dämpfung jeweils einzeln sowie überlagert variiert, wie in Tabelle 8.6 dargestellt. Die drei so generierten Datensätze enthalten zudem Zustände, in denen nur globale Parameter variiert wurden (Subset 1), als auch Zustände in denen globale und lokale überlagert variiert wurden (Subset 2).

Tabelle 8.6.: Übersicht über die Parametervariation

Dataset	Subset 1: Betriebseinflüsse	Subset 2: Betriebs- und Schadenseinflüsse
Steifigkeit	Y,g	Y,g + Y,1-3
Dämpfung	D,g	D,1-3
Überlagert	Y,g + D,g	Y,g + D,g + Y,1-3 + D,1-3

Beide Subsets werden mit 200 Stichproben abgetastet, die mit *Latin Hypercube Sampling* generiert werden, um die statistische Unabhängigkeit zwischen den Parametern zu gewährleisten. Pro Datensatz ergeben sich so 400 Variationszustände.

### 8.3.2. Analyse und Validierung

Im nächsten Schritt werden die Sensitivitäten aller FRF-KM verglichen. FRF-KM können 2D-, 1D- oder 0D-Ausgaben erzeugen. Die Größe der Dimensionen von 2D- und 1D-Metriken hängen vom Wert des

---

Attributs LoC ab. Zum Beispiel erzeugt ein nicht aggregiertes Maß mit LoC "local"  $n_j \times n_j$  und LoC global  $n_k \times n_k$  Ergebnisgrößen für den Vergleich derselben FRF-Matrizen. Für die Untersuchung der Neuartigkeit müsste die Korrelation zwischen diesen Vektoren oder Matrizen unterschiedlicher Größe bestimmt werden, wofür übliche Korrelationskoeffizienten nicht herangezogen werden können. Daher werden hiernach nur skalare FRF-Korrelationsmaße untersucht. Um die 1D und 2D Methoden dennoch zu berücksichtigen, werden diese mit jeweils allen Aggregationswerten, die im SdT verfügbar sind (siehe Tabelle 8.4, Spalte aus SdT), zu 0D Maßen erweitert. Für 2D-Maße werden alle möglichen Kombinationen zwischen den drei Werten von  $2D \rightarrow 1D$  und den fünf Werten von  $1D \rightarrow 0D$  berücksichtigt, so dass jedes 2D-Maß in der Sensitivitätsanalyse 15 0D-Maße bildet. Alle 1D-Maße werden mit den fünf Werten von " $1D \rightarrow 0D$ " kombiniert. Auf diese Weise werden 87 eindeutige Maße aus dem SdT gebildet, die im weiteren Verlauf als bekannte Maße (FRF-KM SdT) bezeichnet werden.

Um zu beurteilen, ob zwei FRF-KM voneinander abhängig sind, wird der absolute Wert des SPCC (siehe Gleichung (8.24)) verwendet. Der Betrag wird gebildet, weil die beiden Ergebnisse -1 und 1 eine perfekte, wenngleich inverse bzw. konforme, lineare Korrelation anzeigen und somit als gleichwertig anzusehen sind.

Um zu bestimmen, wie viele der generierten Metriken unabhängig sind, muss ein Schwellwert festgelegt werden, ab dem eine bestimmte Beziehung als abhängig betrachtet wird. In der Literatur wird ein solcher Schwellwert zumeist frei, zwischen 0.5 - 0.99, gewählt. Es ist keine Regel bekannt, auf deren Grundlage er für beliebige und damit die vorliegende Fragestellung eindeutig definiert werden kann. In dieser Arbeit wird daher kein Schwellwert gewählt, sondern die Analyse wird für ausgewählte Schwellwerte zwischen 0.5 und 0.99 durchgeführt. Mit dem Schwellwert wird die Korrelationsmatrix in die binäre Abhängigkeitsmatrix umgewandelt und so umsortiert, dass alle bekannten (FRF-KM SdT) und alle neu generierten Maße (fortan als FRF-KM WE bezeichnet) geclustert werden. Anschließend werden alle neu generierten Maße, die mindestens eine Korrelation zu den bekannten aufweisen, gelöscht. So verbleibt die Anzahl der Kennzahlen, die unabhängig, d.h. **neuartig** gegenüber dem SdT sind (Frage 1).

Anschließend werden die Abhängigkeiten innerhalb der beiden Bereiche eliminiert, um die Anzahl der **eindeutigen** Maße zu erhalten (Frage 2). Die Eliminierung erfolgt sequentiell, wobei in jeder Iteration die Metrik mit den meisten Abhängigkeiten entfernt wird. Auf diese Weise werden so wenige Maße wie möglich entfernt und der Informationsgehalt innerhalb der unabhängigen Maße maximiert, wie das folgende Beispiel zeigt (siehe Abbildung 8.4). In dem Beispiel werden die Abhängigkeiten zwischen drei Maßen a-c untersucht. Sowohl a als auch c zeigen eine Korrelation, b zeigt zwei. Entfernt man entweder a oder c, verbleiben zwei korrelierte Maße, von denen anschließend ein weiteres entfernt wird, sodass insgesamt nur ein Maß verbleibt. Entfernt man hingegen zuerst b, bleiben a und c unkorreliert, wodurch die verbleibende Informationsmenge maximiert wird.

Es ist davon auszugehen, dass Iterationen existieren, bei denen zwei oder mehr Metriken die gleiche Anzahl an Korrelationen aufweisen. Zusätzlich kann das Entfernen einer der Metriken die Qualität einer anderen beeinträchtigen. Um systematische Fehler zu vermeiden, wird die zu entfernende Metrik in solchen Fällen zufällig ausgewählt, und um Zufallsfehler zu vermeiden, wird der gesamte Untersuchungsprozess 100-fach wiederholt.

### 8.3.3. Ergebnisse

Abbildung 8.5 zeigt die Anzahl der Maße  $N$  aus FRF-KM WE, die mit FRF-KM SdT für Schwellwerte zwischen 0.5 und 0.95 unkorreliert sind.

Wie erwartet nimmt die Anzahl der verbleibenden Maße mit höheren Abhängigkeitsschwellwerten zu. Es ist auch zu erkennen, dass bei der Dämpfungsvariation weniger Maße unabhängig sind als bei der Steifigkeitsvariation. Dies lässt sich dadurch erklären, dass das gewählte Dämpfungsmodell nur die

a	1	1	0
b	1	1	1
c	0	1	1
	a	b	c

Abbildung 8.4.: Exemplarische Abhängigkeitsmatrix zur Veranschaulichung des Redundanzanalysealgorithmus

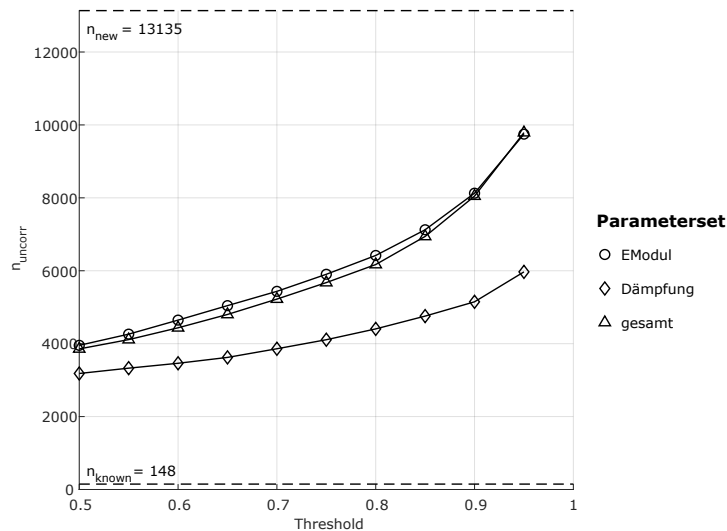


Abbildung 8.5.: Ergebnisse der Interkorrelationsanalyse

Amplituden beeinflusst, während die Steifigkeitsvariation zusätzlich Frequenzverschiebungen verursacht. Daher verbleiben für die überlagerte Variation weniger Maße als für die isolierte Steifigkeitsvariation. Die Auswirkungen von Dämpfungs- und Steifigkeitsänderungen auf die Amplituden können sich im Prinzip ausgleichen, was zu einer geringeren beobachteten Variation innerhalb der Proben führt. Eine komplexere Dämpfungsmodellierung würde die Ergebnisse vermutlich zusammenführen.

Es ist zu erkennen, dass eine beträchtliche Anzahl von FRF-KM existieren, die unabhängig von des Abhängigkeitsschwellwertes zu den im SdT existierenden FRF-KM unkorreliert sind. Dies bestätigt die eingangs des Kapitels postulierte Hypothese der Unvollständigkeit des SdT aufgrund des induktiven Entwicklungsablaufs.

Aufbauend auf dem Vorangegangenen zeigt Abbildung 8.6 die mittlere Anzahl der verbleibenden FRF-KM  $N$  beider Cluster nach der Redundanzanalyse.

Es wird nur der Mittelwert betrachtet, da die Standardabweichung in allen Fällen  $< 0,5\%$  des Mittelwertes beträgt. Es ist zu beachten, dass die ursprüngliche Anzahl der bekannten Maße als obere y-Achsenlinie sowohl für Abbildung 8.5 als auch für Abbildung 8.6 a) gewählt wurde, um den Vergleich

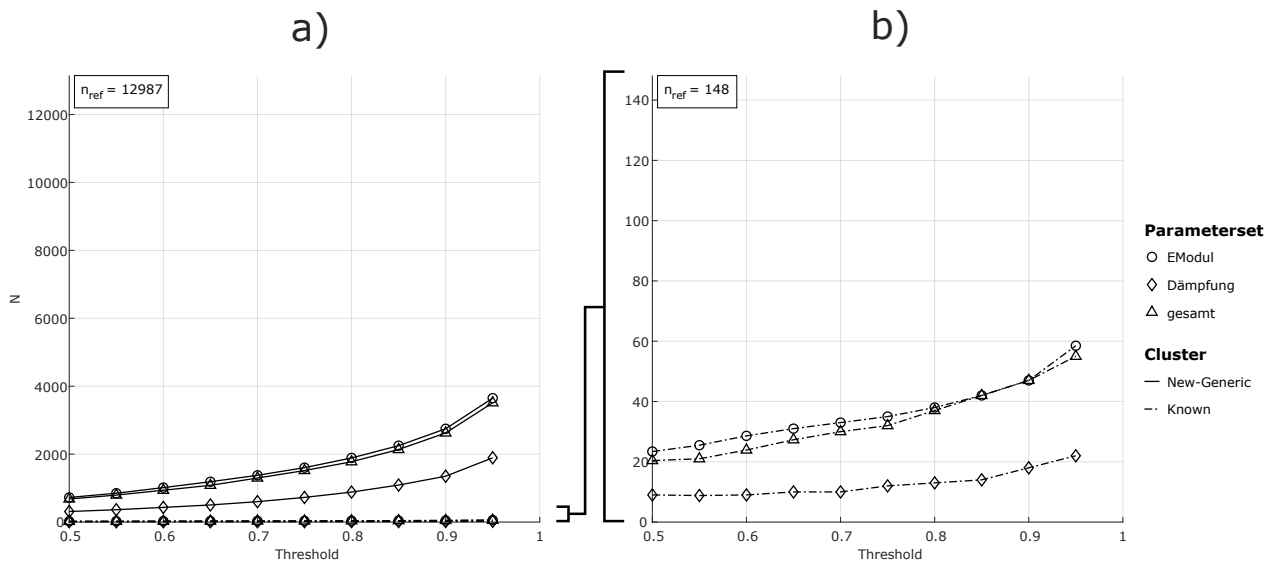


Abbildung 8.6.: Ergebnisse der Redundanzanalyse

der Auswirkungen der Reduktionsschritte zu erleichtern. Die zuvor sichtbaren Sensitivitäten gegenüber dem Abhängigkeitsschwellwert und dem Parametersatz zeigen sich analog. In beiden Clustern ist zu erkennen, dass je nach Schwellwert etwa 10-40 % der Maße im Vergleich zur jeweiligen Clustergröße als neu und einzigartig identifiziert werden. Darüber hinaus ist, unabhängig von Schwellwert oder Parametersatz, die Anzahl neuartiger und einzigartiger generischer Maße deutlich größer als die Anzahl einzigartiger Maße des SdT. Die Ergebnisse untermauern somit die Unvollständigkeitshypothese und bestätigen, dass eine signifikante Anzahl einzigartiger und neuartiger FRF-KM aus der Abstraktion des SdT abgeleitet wurde.

## 9. Verifikation der Anwendbarkeit mit den neu entwickelten FRF-Korrelationsmaßen

Ziel des Kapitels ist die Verifikation der Anwendbarkeit der FRF-KM-basierten Schadensdiagnose mit den im vorigen Kapitel 8 neu entwickelten FRF-Korrelationsmaßen. Dazu wird das in Kapitel 7 vorgestellte und auf die im Bereich SHM bestehenden FRF-KM angewandte Vorgehen zur Feststellung der Diagnosefähigkeit und Plausibilisierung durch explorative Analyse mit den neu entwickelten FRF-KM wiederholt. Daneben wird auch die Menge aller über den Bereich SHM hinaus bestehender FRF-KM als Merkmalsset untersucht. Die FRF-KM-Sets werden als FRF-KM-Weiterentwicklung (WE) respektive FRF-KM SdT bezeichnet.

Nachfolgend werden zunächst die Ergebnisse der explorativen Datenanalyse erläutert. Anschließend werden die Ergebnisse der Merkmalsselektion vorgestellt, bevor erreichbare DG dargelegt werden. Aus den DG werden abschließend die erweiterten Grenzen der Anwendbarkeit der Methode abgeleitet und diskutiert.

### 9.1. Explorative Datenanalyse mit t-SNE Visualisierung

In Abbildung 9.1 sind die t-SNE Visualisierungen der beiden neuen FRF-KM Sets und dem  $GxC$ -Set, mit dem die höchsten Diagnosegrade der in SHM bestehenden Diagnosegrade möglich sind, gegenübergestellt. Im Datensplit sind größte Störeinflüsse und kleinste Messkanalanzahl gewählt.

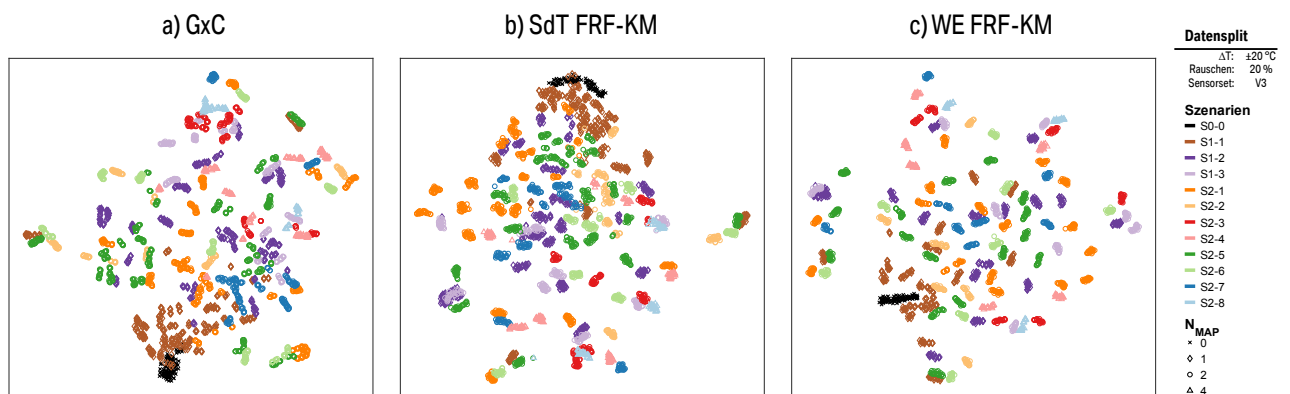


Abbildung 9.1.: t-SNE Diagramme:  $GxC$  bei versch. hohen/niedrigen Störeinflüssen/Messkanalanzahlen

Während in  $GxC$  und SdT FRF-KM (vgl. Abbildung 9.1 a) und b)) Überlappungen der Bereiche intakter (S0-0) und Zustände außen gelöster MAP (S1-1) zu sehen sind, sind diese Gruppen für WE FRF-KM (vgl. Abbildung 9.1 c)) vollständig unterscheidbar. Daneben erscheinen für  $GxC$  und SdT FRF-KM auch einzelne Zustände unterschiedlicher Schadensszenarien ähnlich, die bei WE FRF-KM klar trennbar sind.

Dieser Umstand liegt beispielsweise bei S1-2 und S1-3 oder S2-8 und S1-3 vor. Aufgrund der Ähnlichkeit bezüglich der Differenzierung der Schadenszustände zwischen 9.1 a) und b) ist zu erwarten, dass diese ähnliche Fehlerraten zeigen. Demgegenüber scheinen mit WE FRF-KM-Schadenszustände stärker differenzierbar, woraus voraussichtlich niedrigere Fehlerraten resultieren.

## 9.2. Ergebnisse der Merkmalsselektion

Nachfolgend werden die Ergebnisse der Merkmalsselektion aus Abschnitt 7.4 erweitert. Dazu sind in Abbildung 9.2 die MRMR-Wertungen der FRF-KM-Sets *WAIGxC*, *GxC*, SdT FRF-KM und WE FRF-KM dargestellt.

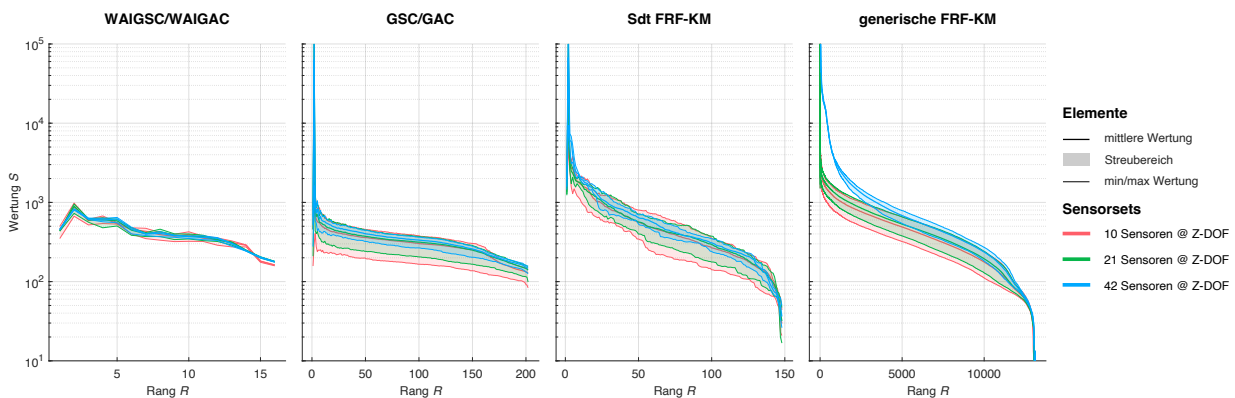


Abbildung 9.2.: Ergebnisse der Merkmalsselektion für *WAIGxC* und *GxC*

Für SdT FRF-KM und WE FRF-KM zeigen sich ähnliche Streuungen über die Störeinflüsse verglichen mit *GxC*. Während bis zu ca. Iteration 50 SdT FRF-KM eine höhere Wertung aufweist, sinkt diese danach stärker als für *GxC*. Obgleich des stärkeren Abfalls erscheinen Wertung und Merkmalsanzahl von SdT FRF-KM und *GxC* vergleichbar. Für WE FRF-KM sind dagegen stark erhöhte Wertungen bzw. Merkmalszahlen zu erkennen. Beispielsweise weist die Wertung  $S_{GxC}(160)$  der 160-ten Iteration für *GxC*, die sich im Trainingsprozess als optimal zeigt, einen Wert von ca.  $1 \cdot 10^2$  auf während  $S_{FRF-KMWE}(160)$  für *FRF-KMWE* ca.  $1 \cdot 10^3 - 1 \cdot 10^4$  beträgt. Die gleiche Wertung liegt z.B. für  $S_{GxC}(160) = S_{FRF-KM}(9750)$  vor. Als einziges Merkmalsset zeigt WE FRF-KM eine sprunghafte Abnahme der Wertungsfunktion von Messkanalkonfiguration V1 zu V2 und V3. V1 weist im Vergleich zu V2 auf Basis der visuellen Analyse der Schwingformen des Gesamtaufbaus redundante Sensorpositionen auf, die für die Differenzierung der globalen Schwingformen nicht notwendig sind. Obwohl die Identifikation lokaler Schwingformen, z.B. Verzerrungen von Modulen in sich, nicht Teil der visuellen Auswertung ist, liegt die Vermutung nahe, dass FRF-KM WE als erstes Merkmalsset auch lokale Moden aufzulösen vermag. Insgesamt weist WE FRF-KM einen erhöhten Informationsgehalt auf, obgleich die durch Störgrößen verursachte Streuung qualitativ vergleichbar ist.

Wie für *GxC* werden für SdT FRF-KM und WE FRF-KM die Einflüsse der Anzahl an Merkmalen auf die Generalisierung und die Diagnosefähigkeit analysiert, um eine optimale Anzahl für die Einflussanalyse der Diagnoserandbedingungen zu ermitteln.

Für SdT FRF-KM wird  $N_{FRFKM}$  analog zu *GxC* bis 75 Maße (entspricht ca. 50% des vollen Umfangs) in Schritten von 5 reduziert. Da für *GxC* ab  $N_{FRFKM} = 160$  Überanpassung auftrat wird  $N_{FRFKM}$  für WE FRF-KM ausgehend von diesem Optimum bis 1000 Merkmale in Schritten von 50 erhöht. In Abbildung 9.3 ist der Einfluss der Merkmalsanzahl  $N_{FRFKM}$  auf die mittleren Fehlerraten gemäß

(7.3) und (7.4) sowie deren Differenz gemäß (7.5) für die FRF-KM Sets SdT FRF-KM und WE FRF-KM dargestellt.

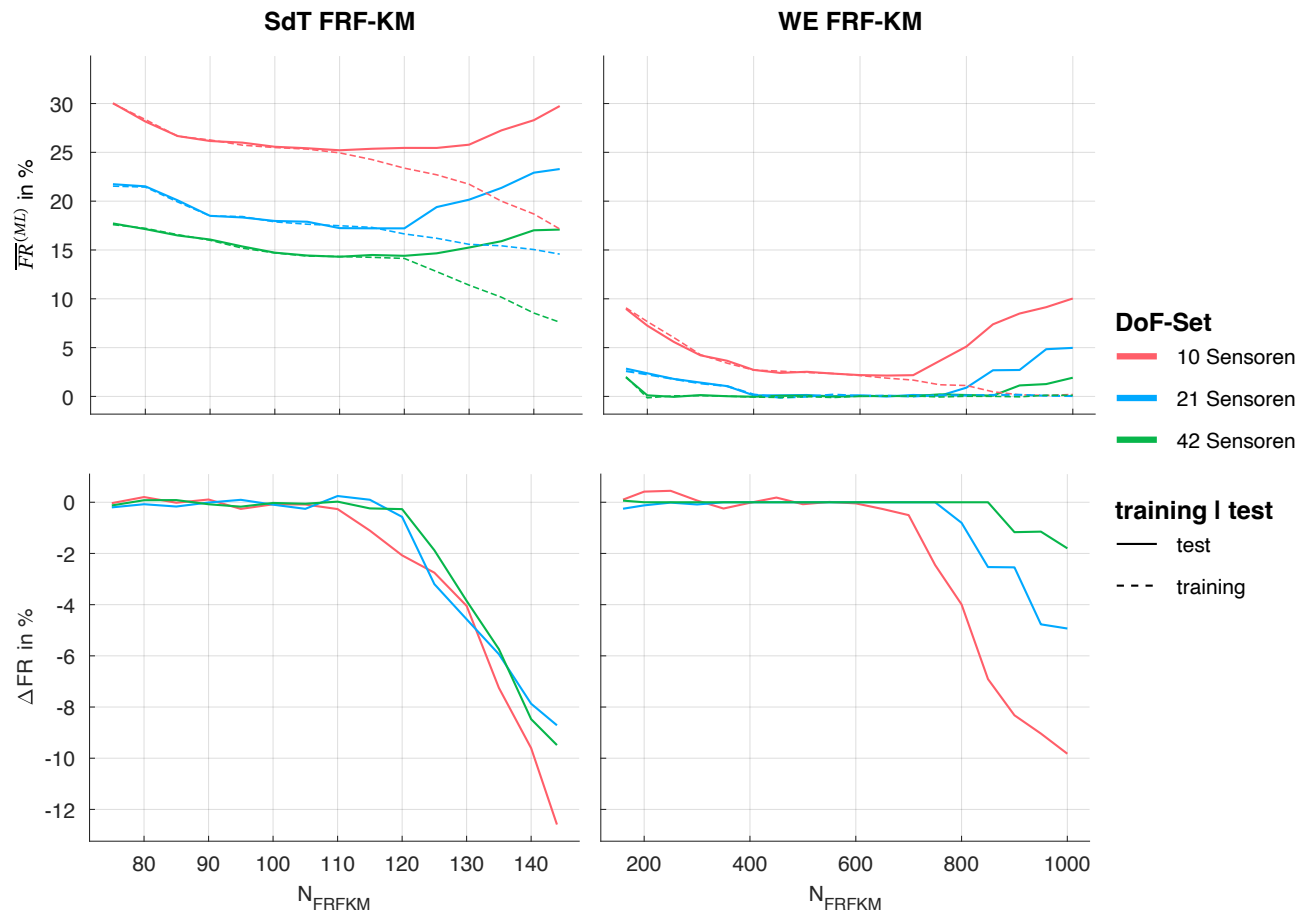


Abbildung 9.3.: Einfluss der Merkmalsanzahl  $N_{FRFKM}$  auf die Abweichung zwischen Trainings- und Testfehlerrate  $\Delta FR$  für die FRF-KM Sets  $GxC$ , SdT FRF-KM und WE FRF-KM

Für SdT FRF-KM zeigen sich für DoF-Set V3 und DoF-Set V2 abnehmende Fehlerraten bis zu einem Minimum bei  $N_{FRFKM} = 105$  respektive  $N_{FRFKM} = 120$ . Demgegenüber treten für DoF-Set V1 minimale Fehlerraten von  $N_{FRFKM} = 105$  bis 120 auf. Mit über die genannten Bereiche ansteigenden  $N_{FRFKM}$  zeigt sich in allen DoF-Sets Überanpassung bei ansteigender Fehlerrate.

Im Gegensatz zu  $GxC$  und SdT FRF-KM wird bei WE FRF-KM für DoF-Set V1 und V2 eine Fehlerrate von 0% im Bereich von  $N_{FRFKM} = 200$  bis 850 respektive  $N_{FRFKM} = 400$  bis 750 erreicht. Jenseits der Obergrenzen bleibt die Fehlerrate der Trainingsdaten konstant, wohingegen die Fehlerrate der Testdaten ansteigt (Überanpassung). Für DoF-Set V3 tritt ein zu  $GxC$  und SdT FRF-KM vergleichbarer Verlauf auf. Für  $N_{FRFKM} \leq 600$  liegt Unteranpassung, für  $N_{FRFKM} \geq 650$  Überanpassung vor.

Insgesamt werden zu  $GxC$  vergleichbare Einflüsse von SdT und WE FRF-KM gefunden, wenngleich diese für letzteres FRF-KM Set bei ca. 4-5fach höheren  $N_{FRFKM}$  auftreten. Für SdT FRF-KM und WE FRF-KM können mit  $N_{FRFKM} = 105$  respektive 600 minimale Fehlerraten bei akzeptabler Generalisierung erreicht werden, insofern werden diese  $N_{FRFKM}$  im Rahmen der nachfolgenden Einflussanalyse der Diagnoserandbedingungen angewandt.

### 9.3. Ableitung der erweiterten Grenzen des Ansatzes

Zur Ableitung der erreichbaren Diagnosegrade wird die in Kapitel 7.3 beschriebene Parameterstudie bezüglich der Diagnoserandbedingungen  $\Delta T$ ,  $\epsilon$  und DoF-Set mit SdT FRF-KM und WE FRF-KM wiederholt.

Die Einflussanalyse zeigt analog der vorangegangenen Analysen ähnliche Ergebnisse wie für  $GxC$  in Abbildung 7.8. Zugunsten der Übersichtlichkeit wird hier auf eine vollumfängliche Darstellung der Sensitivitäten verzichtet und stattdessen an Anhang F verwiesen.

Basierend auf der Einflussanalyse werden analog Abschnitt 7.6 erreichbare Diagnosegrade in Abhängigkeit der Diagnoserandbedingungen abgeleitet. Die Ergebnisse sind in Erweiterung von Abbildung 7.9 in Darstellung 9.4 veranschaulicht.

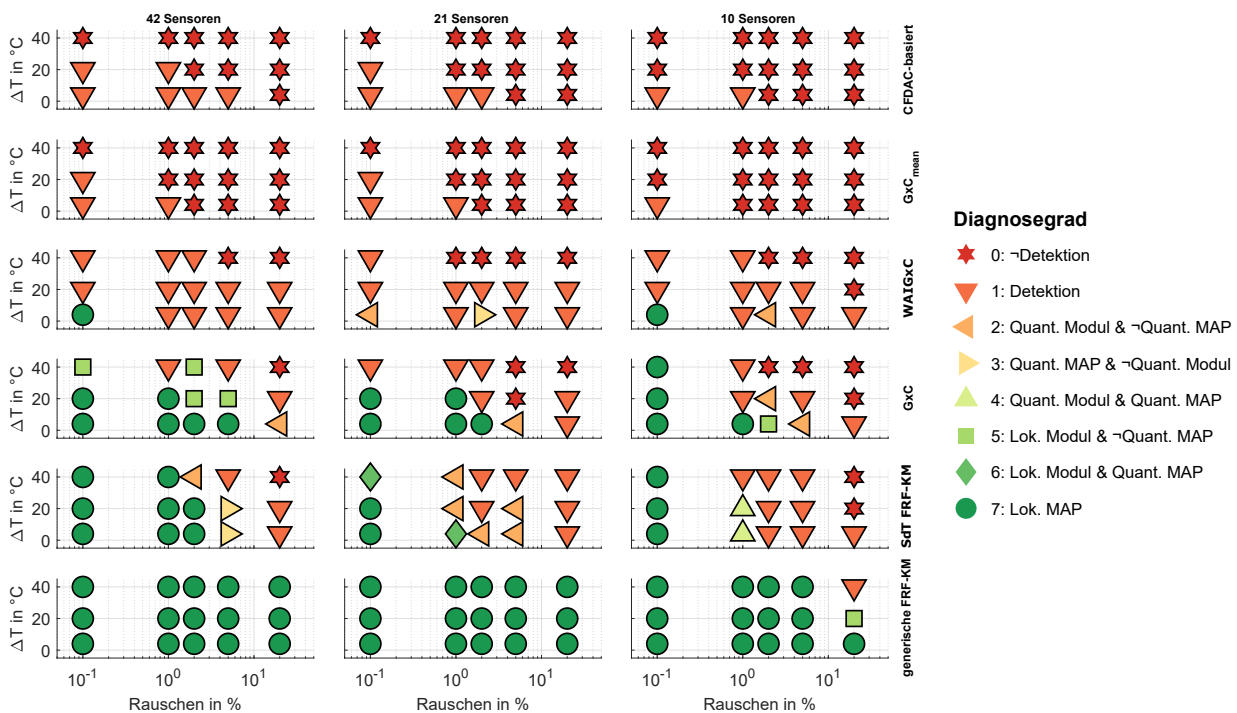


Abbildung 9.4.: Erweiterte erreichbare Diagnosegrade für bestehende und neu entwickelte FRF-KM-Sets in Abhängigkeit der Diagnoserandbedingungen

Wie bereits durch die explorative Analyse und die Merkmalsselektion indiziert, zeigen sich für SdT FRF-KM zu  $GxC$  eine ähnliche Anzahl hoher und niedriger DG sowie qualitativ ähnliche Sensitivitäten gegenüber den Diagnoserandbedingungen. Wie in Abschnitt 9.2 diskutiert zeigt sich unter günstigen Randbedingungen ( $\Delta T \downarrow$ ,  $\epsilon \downarrow$ , DoF-Set $\uparrow$ ) eine höhere Merkmalswertigkeit, die sich in höheren erreichbaren DG manifestiert, während für ungünstige Randbedingungen geringere DG möglich sind. Diese Tendenz wird darauf zurückgeführt, dass SdT FRF-KM zum Teil amplitudenbasierte FRF-KM beinhaltet, die im Vergleich zum ODS Vergleich aus  $GxC$  auch erhöhte Sensitivität gegenüber Messrauschen aufweisen.

Für WE FRF-KM zeigt sich im Vergleich zu SdT FRF-KM und  $GxC$ , die teilweise DG 7 erlauben und unter einigen Randbedingungen DG 0 aufweisen, dass mit Ausnahme zweier Randbedingungskombinationen stets DG 7 umsetzbar ist. Die betreffenden Ausnahmen sind, wie zu erwarten, an der Grenze des



---

Parameterraums zu hohen Störeinflüssen und kleiner Messkanalanzahl verortet. Trotz der Reduktion wird DG 1 nicht unterschritten. Dieses Ergebnis folgt erneut der in der explorativen Analyse gefundenen erhöhten Differenzierbarkeit sowie der signifikant höheren Merkmalswertungen aus Abschnitt 9.2. Übergreifend zeigen die Ergebnisse einen positiven Einfluss der Komplexität eines Sets an FRF-KM auf erreichbare Diagnosegrade, dies ist besonders im Übergang von SdT zu WE FRF-KM ersichtlich. Mit der Entwicklung von FRF-KM neuartiger Sensitivitäten wird die Komplexität des Merkmalsraums als Parameter bei der Entwicklung eines SHM-Systems erschlossen. So kann im betrachteten HVS beispielsweise auf eine Temperaturüberwachung zur Kompensation von Temperatureinflüssen verzichtet sowie die Messkanalanzahl reduziert werden, sofern ausreichende Kapazitäten zur Berechnung einer höheren Anzahl an FRF-KM implementiert wird. Zusammenfassend verifizieren die am exemplarischen HVS erzielten Diagnosegrade mit WE FRF-KM die Anwendbarkeit der FRF-KM-basierten Schadensdiagnose an HVS.



---

## 10. Zusammenfassung

---

Das Ziel der vorliegenden Arbeit war die Entwicklung einer Methode zur in-situ Diagnose von Schäden in der mechanischen Struktur automobiler HVS. Schadensdiagnosemethoden sind unter anderen in den Bereichen Luft- und Raumfahrt sowie Bauingenieurwesen Forschungsschwerpunkt, jedoch im Automobilbau nur vereinzelt und im Bereich HVS gänzlich unerforscht.

Im ersten Teil der Arbeit (Kapitel 2, 3) wurden daher existierende Methoden der Schadensdiagnose aus den Forschungsbereichen Strukturüberwachung und nicht-zerstörende Prüfung in drei Stufen sondiert. Auf der ersten Stufe wurden Methoden gesammelt, die Anforderungen resultierend aus der in-situ Implementierung in Automobilen, u.a. Kosten, Bauraum, Zugänglichkeit von Schadstellen und Automatisierbarkeit, grundsätzlich erfüllen. Verfahren auf Basis von Ultraschall und der niederfrequenten Strukturodynamik wurden als solche und daher auf der zweiten Stufe eingehender bewertet. Dazu wurden HVS-spezifische Anforderungen, u.a. relevante Schadensmodi und für die jeweiligen Methoden relevante Störeinflüsse, abgeleitet. Strukturdynamische Methoden wurden im Rahmen der Bewertung insgesamt und vor allem in Bezug auf Robustheit, Reifegrad und Effizienz als besonders vorteilhaft identifiziert. Die Verfahren der niederfrequenten Strukturodynamik unterscheiden sich im Wesentlichen durch die Signalanalyse, die im Zeit-, Frequenz- und modalen Bereich stattfinden kann und deren Charakteristika abgewogen wurden. Im Vergleich zu Zeitbereichsmethoden ist es bei Frequenzbereichsmethoden möglich eine Anregungsabhängigkeit durch die Bildung von Übertragungsfunktionen zu eliminieren. Im Gegensatz zur Modalanalyse ist die Transformation in den Frequenzbereich automatisierbar und weniger verlustbehaftet. Innerhalb der Frequenzbereichsmethoden ist durch die Nutzung von FRF-Korrelationsmaßen (FRF-KM) zusätzlich die Kompensation epistemischer Unsicherheiten möglich, weshalb für diese FRF-KM-basierte Methode insgesamt das höchste Anwendungspotential festgestellt wird.

Die Schadensdiagnose wird hier als Klassifikationsproblem aufgefasst, in dem die Schadensparameter (Klassen), z.B. Existenz, Position oder Schwere von Schäden, auf Basis charakteristischer Änderungen der Systemantwort differenziert werden. Änderungen der Systemantwort in Form von FRFs werden mit Hilfe mathematischer Maße, sog. FRF-Korrelationsmaße FRF-KM, quantifiziert, die die Ähnlichkeit bzgl. eines Referenzzustands beschreiben. Die FRF-KM stellen wiederum die Merkmale dar, anhand der Klassifikationsmodelle, üblicherweise Künstliche Neuronale Netze, gebildet werden. Die Diagnosefähigkeit eines Klassifikationsmodells hängt hierbei einerseits von den gewählten FRF-KM ab und andererseits von der Komplexität des erforderlichen Diagnoseziels sowie den gegebenen Diagnoserandbedingungen (u.a. Störeinflüsse und zur Verfügung stehende Sensorinformationen).

Zur Verifikation der Anwendbarkeit wurden im zweiten Teil der Arbeit (Kapitel 4, 5, 6, 7) Diagnosefähigkeiten mit für SHM-bekanntem FRF-KM-Sets unter für automobiler HVS repräsentativen Diagnoserandbedingungen und Diagnosezielen ermittelt, um die Grenzen der Anwendbarkeit zu bestimmen. Als Beispielsystem diente der HVS des BMW i3. Als Schadensmodus wurden Brüche eines oder mehrerer Modulanbindungspunkte betrachtet. Die Diagnoseziele bestanden in der Feststellung der Existenz bis zur Lokalisierung der Schadensposition. Temperaturschwankungen bis  $\pm 20^\circ\text{C}$  und Messrauschen bis 20% wurden als relevante Störeinflüsse der niederfrequenten Strukturodynamik von HVS berücksichtigt. Die Generierung der für das Training der KNN umfassenden Datenbasis aller zu

---

diagnostizierender Schadenszustände in Überlagerung mit Störeinflüssen erfolgte in zwei Schritten auf Basis eines validierten und parametrisierten FE-Modells. Zunächst wurden die Einflüsse gebrochener Modulanbindungspunkte auf die Strukturdynamik des Gesamtsystems in Überlagerung mit Temperaturschwankungen mit einer reduzierten Anzahl Parameterstufen und unter Ausnutzung der Symmetrie experimentell untersucht. Zusätzlich wurden ausgewählte Subsysteme vermessen, um eine kaskadierte Eliminierung von Modellierungsunsicherheiten des Zusammenbaus zu ermöglichen.

Anschließend wurde ein FE-Modell mit den untersuchten Schadens- und Temperatureinflüssen parametrisiert und anhand des FDAC-Kriteriums (Analogie zum MAC im Frequenzbereich) mit den Messergebnissen abgeglichen. Während für alle Subsysteme die Validität mit einer mittleren FDAC-Übereinstimmung von  $>0.8$  bei einer Frequenzabweichung von  $<5\%$  festzustellen war, zeigten sich in 85 von 180 Zuständen des Gesamtsystems überhöhte Abweichungen. Mit einer dezidierten Versuchsreihe an einem Zellmodul konnte gezeigt werden, dass in den Zuständen signifikanter Abweichung die experimentelle Schadensmodellierung (Lösen der Verschraubung) aufgrund toleranzinduzierter Vorspanneffekte einen Modulfußbruch nicht darstellt. Die Vernachlässigung dieser Zustände für den Modellabgleich eliminierte alle reduzierten Abgleichsergebnisse, wodurch die Validität der Schadens- und Temperatureinflussabbildung und somit die Eignung des FE-Modells zur Generierung der Zustandsdatenbasis bestätigt wurde.

Mit dieser wurden anschließend KNN als Schadensklassifikatoren unter verschiedenen Kombinationen der Diagnoserandbedingungen sowie mit den diversen FRF-KM-Sets für Diagnoseziele bis zu Schadenslokalisierung trainiert und die Einflüsse dieser Parameter auf die Diagnosefähigkeit festgestellt. Unabhängig des eingesetzten FRF-KM-Sets traten zunehmende Fehlerraten mit steigender Komplexität des Diagnoseziels, steigender Temperaturschwankung und Messrauschen und abnehmender Anzahl sensierter Freiheitsgrade auf. Mit steigender Anzahl an FRF-KM-Sets reduzierten sich unabhängig von den anderen Parametern die resultierenden Fehlerraten. Zur Verifikation der Anwendbarkeit wurden Diagnoseziele als erreichbar eingestuft, sofern eine ideale Klassifikation in Form einer Fehlerrate von 0% erzielt wurde. Basierend darauf war festzustellen, dass eine Schadensdetektion zwar größtenteils möglich ist, zunehmend komplexe Diagnoseziele jedoch nur noch unter günstigen Randbedingungen (geringe Störeinflüsse, hoher Anzahl sensierter Freiheitsgrade) gegeben ist.

Im dritten Teil der Arbeit (Kapitel 8 & 9) wurden, motiviert durch die eingeschränkte Anwendbarkeit und begründet durch den positiven Einfluss der Anzahl an FRF-KM auf die Diagnosefähigkeit, neue FRF-KM entwickelt. In anderen Bereichen, u.a. Modellanpassung, -skalierung und Modellordnungsreduktion, sind FRF-KM bekannt, die bisher für SHM noch ungenutzt sind. Diese wurden in diesen Bereichen durch Überleitung modalbasierter Maße, Signalanalysemethoden und mathematischer Distanzmaße zum Teil unabhängig entwickelt, wodurch der Stand der Wissenschaft Inkonsistenzen aufweist und generell unvollständig ist.

Zur Weiterentwicklung wurde die Generalisierung kommunaler algorithmischer und mathematischer Konzepte in Form einer Ontologie vorgeschlagen. Die vollfaktorielle Rekombination der strukturierten Einzelkonzepte erlaubt die Generierung 13135 bisher undefinierter FRF-KM. Es wurde an einer einfachen Struktur gezeigt, dass 10-40 % dieser generischen Maße SHM typische Veränderungen des Antwortverhaltens unabhängig im Vergleich zu existierenden Maßen quantifizieren und dadurch bisher unerforschte Merkmale für SHM zur Verfügung stellen. Die Wiederholung der Ermittlung der Diagnosefähigkeiten mit den entwickelten FRF-KM zeigte ähnliche Sensitivitäten gegenüber der Diagnoserandbedingungen. Diese waren lediglich bei der Lokalisierung schadhafter Modulanbindungspunkte ersichtlich, da für weniger komplexe Diagnoseziele unabhängig von den Diagnoserandbedingungen stets eine Fehlerrate von 0% erreicht wurde. Aufgrund dessen ist die Anwendbarkeit der Methode der FRF-KM-basierten Schadensdiagnose für den untersuchten HVS zu bestätigen und für modulare HVS generell wahrscheinlich.

---

In der vorliegenden Dissertation wurde ein System zur in-situ Schadensdiagnose an der mechanischen Struktur von HVS entwickelt. Dazu wurden zunächst bestehende Methoden der Strukturüberwachung hinsichtlich ihrer Transferierbarkeit auf HVS bewertet. Zudem wurden schadensensitive Merkmale durch die Abstraktion und generische Rekombination von FRF-KM entwickelt. Es wurde am Beispiel des HVS des BMW i3 gezeigt, dass diese bisher unerforschten Merkmale eine vollständige, robuste & effiziente Schadensdiagnose bis zur Lokalisierung im Kontext automobiler HVS ermöglichen.

## 10.1. Ausblick

Aus der vorliegenden Arbeit ergeben sich anknüpfende Fragestellungen zukünftiger Forschung. Im Rahmen der Arbeit wurden Schwankungen der Temperatur und des Ladezustandes als relevante Einflussgrößen auf die Strukturodynamik von HVS und somit auf die betrachtete Schadensdiagnose identifiziert. Es ist bekannt, dass sich beide Einflüsse in ähnlicher Art und Größenordnung auswirken. Während Temperatureinflüsse berücksichtigt wurden, blieben SoC-Schwankungen unerforscht. Eine Validierung dieser Annahme bietet sich als Gegenstand zukünftiger Forschung an.

Bisher sind in der Offline- und Onlinephase von der gleichen Quelle abstammende Daten (in dieser Arbeit ein parametrisiertes FE-Modell) notwendig. Es wäre für die Implementierung der Schadensdiagnosemethode in Serie von Vorteil, wenn das Training des Schadensklassifikators in der Offlinephase anhand virtueller Daten (z.B. FE-Modell) ohne Verlust der Diagnosefähigkeit für in der Online-Phase dann experimentelle Daten möglich wäre. Hierdurch könnte der experimentelle Umfang von der vollfaktoriellen Erstellung der Zustandsdatenbasis auf ein für die Validierung der Schadens- und Störeinflussabbildung ausreichendes Maß reduziert werden. Das vergleichende Prinzip der FRF-KM-basierten Schadensdiagnose ermöglicht grundsätzlich eine inhärente Kompensation von Modellabweichungen. Zur Entwicklung der genannten Methodik sollten Modellabweichungen quantifiziert und deren Auswirkung auf die Diagnosefähigkeit überprüft werden.

Brüche in Modulanbindungspunkten wurden experimentell durch das Lösen der unmittelbar benachbarten, zugehörigen Schraubverbindung modelliert. Während des Modellabgleichs wurde gezeigt, dass diese Methode den Schadenseinfluss nicht abbildet. Die Entwicklung und Validierung effizienter Methoden zur experimentellen Abbildung solcher und anderer Schadensbilder könnte einen essentiellen Beitrag dazu leisten, die virtuelle Bedatung von Schadensklassifikatoren zu ermöglichen.

Eine weitere Möglichkeit zur Weiterentwicklung der FRF-KM-basierten Schadensdiagnose besteht in der Erforschung neuer FRF-KM. Hierzu wurde mit der Ontologie eine strukturierte Basis geschaffen, die mit neuen algorithmischen und mathematischen Konzepten oder mit der Einführung rekursiver Verknüpfung bestehender Konzepte erweitert werden kann. Eine Integration von Ähnlichkeitsmaßen, beispielsweise aus den Bereichen der Sprach- oder Bildverarbeitung, bietet sich an.

Aufgrund der zunehmenden Durchdringung elektrifizierter Antriebsstränge fokussieren Automobilhersteller die Kostenreduktion durch die Entwicklung neuartiger Bau- und Integrationsweisen von Lithium-Ionen in die Fahrzeugstruktur. Diese werden zunehmend ohne die Bildung von Zellmodulen direkt in das HVS-Gehäuse integriert, wozu vermehrt Klebeverbindungen eingesetzt werden. Hierdurch entstehen neue Schadensmodi, beispielsweise adhäsives oder kohäsives Versagen, für die andere als die in dieser Arbeit entwickelte Schadensdiagnosemethoden optimal sind. Insofern sollten die Bewertungsergebnisse dieser Arbeit für die neuen HVS-Konzepte erneut evaluiert werden.



---

## A. Betreute studentische Arbeiten

---

Dies ist eine chronologische Auflistung betreuter Studenten, die mich durch ihre Abschlussarbeiten unterstützt haben.

Tabelle A.1.: Liste betreuter studentischer Arbeiten

Name	Titel der Arbeit
Hoffmann, Pit	Entwicklung einer Methode zur optimalen Positionierung von Beschleunigungssensoren für die dynamische Charakterisierung von Hochvoltspeichern, Bachelor-Thesis, 2019, HS München
Freiberger, Michael	Untersuchung von Schweißnähten mittels der Elektromechanischen Impedanzmethode, Master-Thesis, 2020, HS München
Mader, Sascha	Entwicklung frequenzgangbasierter Methoden zum quantitativen Abgleich strukturdynamischer Systeme, Master-Thesis, 2020, Universität Stuttgart
Vogler, Luis	Befundungsmethodik und Simulation zur Absicherung und Analyse der Betriebsfestigkeit und Crasheigenschaften von Hochvoltspeichern, Master-Thesis, 2020, HS Augsburg





## B. Dynamisch-Mechanische Analyse von Zellmodulmaterialien

Im Gegensatz zu Metallen weisen die mechanischen Eigenschaften von Kunststoffen eine starke Abhängigkeit von den Einsatzbedingungen auf. Beispielsweise besteht ein nichtlineares, visko-elastisches Verhalten, woraus eine Dependenz des E-Moduls von der Dehnrage oder, in der Schwingungsanalyse, von der Frequenz resultiert. Die Steifigkeit von Kunststoffen wird zudem durch die Temperatur des Werkstoffs beeinflusst. Auch Alterungseinflüsse oder Einflüsse aus dem Feuchtigkeitsgehalt wirken sich bei verschiedenen Kunststoffen aus. Bei den vorliegenden Werkstoffen Polypropylen (Isolationskomponenten) und der Klebefolie steht jedoch vor allem Temperaturabhängigkeit im Vordergrund. Eine Möglichkeit zur Ermittlung des E-Moduls in Abhängigkeit der genannten Bedingungen bietet die dynamisch-mechanische-Analyse (DMA). Abbildung B.1 zeigt das prinzipielle Vorgehen. [98, 48]

Die DMA kann für verschiedene Belastungsarten, unter anderen Zug-, Druck- und Biegebelastung durchgeführt werden. Für die Ermittlung der Messdaten wird ein Probekörper in zwei Aufnahmen eingespannt. An einer Seite wird eine sinusförmig-oszillierende Kraft angelegt. Gemessen wird der Kraftverlauf der Anregung, der Verformungsverlauf des Antwortsignals und der Phasenversatz zwischen Anregungs- und Antwortverlauf. Das Ergebnis der Messung besteht, je nach Belastungsart, aus dem komplexen Elastizitäts- oder Schubmodul der Probe (vgl. Abbildung B.1b). Der komplexe E-Modul  $E^*$  besteht aus dem Realteil  $E'$ , der die Fähigkeit des Materials zur Speicherung elastischer Energie repräsentiert, und dem Imaginärteil  $E''$ , der Aufschluss über die Dissipativität des Werkstoff gibt. Der in Abbildung B.1b dargestellte, eingeschlossene Winkel beschreibt die Dämpfung. [98]

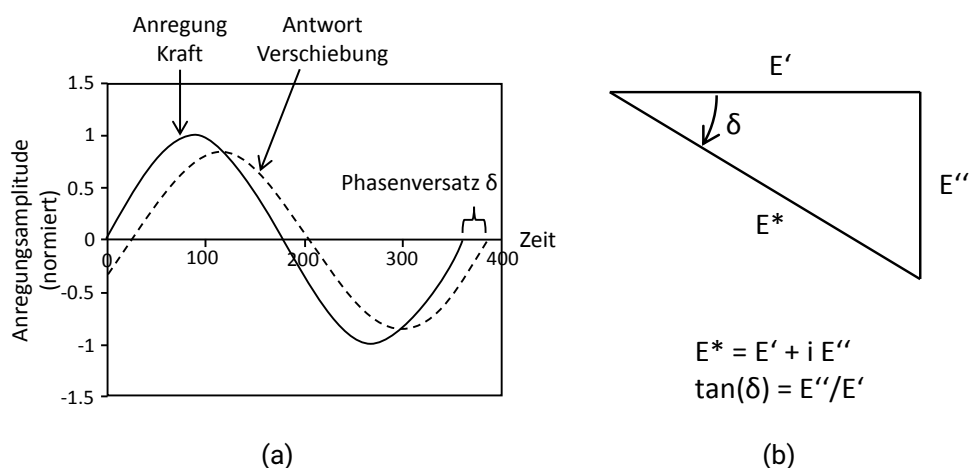


Abbildung B.1.: a) Anregungs- und Antwortverlauf b) Prinzip des komplexen E-Moduls [98]

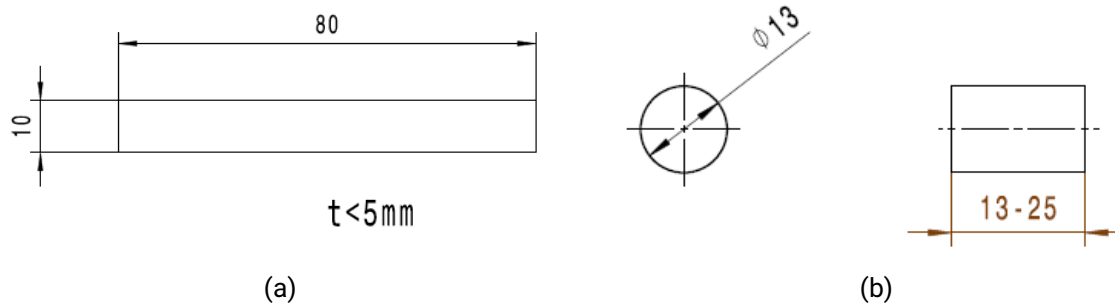


Abbildung B.2.: a) Stabförmiger Probekörper (PP) b) Zylinderförmiger Probekörper (Folie)

Die Untersuchung wird zusätzlich bei verschiedenen Temperaturen durchgeführt. Durch das Zeit-Temperatur-Superpositionsprinzip kann so das frequenzabhängige mechanische Verhalten des Probekörpers ermittelt werden. [72, 48]

Die DMA wird unter Druckbelastung für den PP-Werkstoff der Isolationskomponenten und die Klebefolie, wie in Abschnitt 6.1 beschrieben, durchgeführt. Diese Belastungsart entspricht aufgrund der Vorspannung während des Fertigungsprozesses dem real vorliegenden Lastzustand im Zellstapel. Abbildung B.2 zeigt die Maße der Proben.

Für PP werden stabförmige Probekörper aus dem granularen Rohmaterial hergestellt. Zur Herstellung der Probekörper der Folie werden mehrere Einzelfolien geschichtet bis ein flacher, zylindrischer Prüfling entsteht. Die Untersuchung erfolgt mit einem Probekörper, der sowohl den Klebstoff als auch die Trägerfolie mit den realen Dickenanteilen enthält. Die Analyse wird mit den in Tabelle B.1 dargestellten Versuchsparametern durchgeführt.

Tabelle B.1.: DMA Versuchsparameter

Parameter	Einheit	Parameterwert
Dehnung (statisch)	%	0.3
Dehnung (dynamisch)	%	0.05
Dehnungstoleranz (statisch)	%	0.03
Dehnungstoleranz (dynamisch)	%	0.005
Kontaktkraft	N	1
Kontaktkrafttoleranz	N	0.1
Kraftmessdose	N	25
Temperatur	°C	-60 / +60
Temperatur Schrittweite	°C	10
Haltezeit vor Prüfung	s	600

Abbildung B.3 zeigt die Ergebnisse der DMA für den Folienwerkstoff. Aufgetragen wird der Speicheranteil des komplexen E-Moduls des Materials über der Frequenz. Im Gesamtsystem des in Kapitel 5 und 6 untersuchten HVS des BMW i3 wird der Frequenzbereich von 60 bis 160 Hz für die Schadensdiagnose herangezogen. Aufgrund dessen werden diese Grenzen für die DMA berücksichtigt.

Die Temperaturabhängigkeit  $\theta_T(f)$  bei konstanter Temperatur  $T$  und die Frequenzabhängigkeit  $\theta_f(T)$

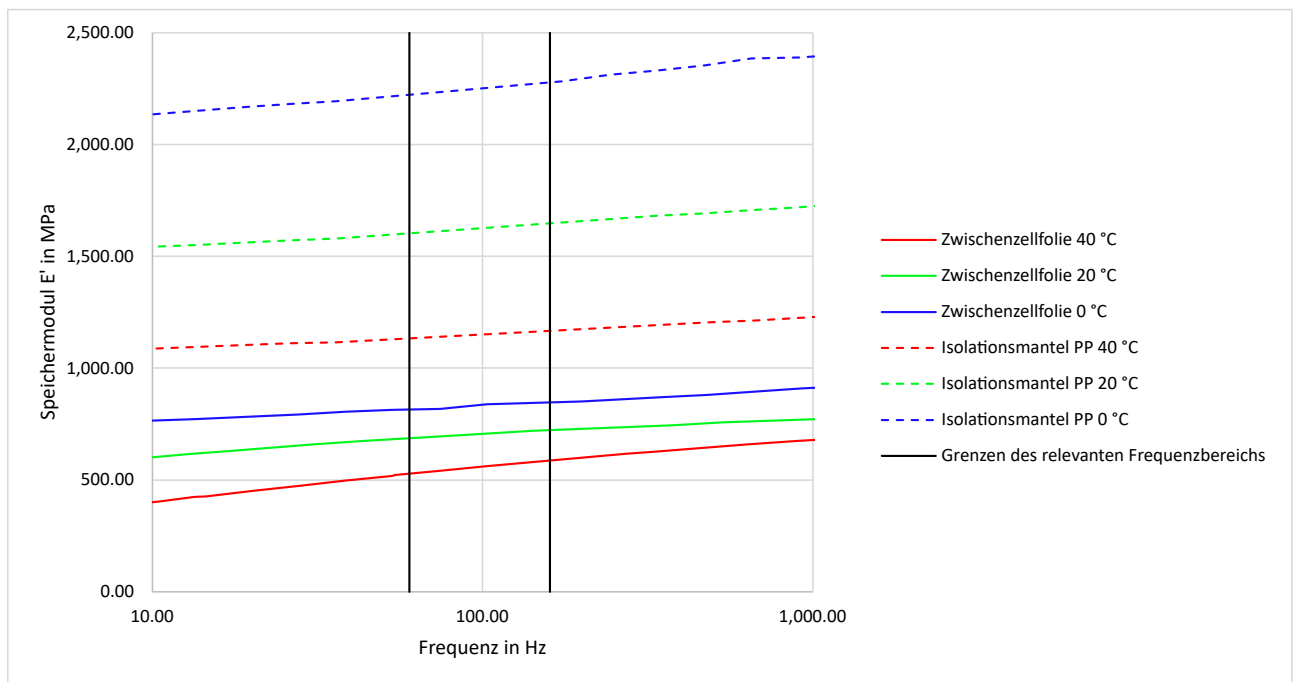


Abbildung B.3.: Ergebnisse der DMA für die Isolationsfolie und den Isolationsmantel

bei konstanter Frequenz  $f$  wird definiert als

$$\theta_p(q) = \frac{E'_{p,max}(q) - E'_{p,min}(q)}{\overline{E'_p(q)}} \quad (\text{B.1})$$

mit der Differenz der Speichermoduln an der oberen und unteren Grenze des Parameters  $p$  gegenüber dem die Sensitivität ermittelt wird,  $E'_{p,max}(q)$  und  $E'_{p,min}(q)$  und dem Mittelwert des Speichermoduls  $\overline{E'_p(q)}$ . Der konstante Parameter wird mit  $q$  symbolisiert.

Für den Isolationsmantel liegt die Frequenzabhängigkeit zwischen 3.0 bis 3.1 %. Die Temperaturabhängigkeit liegt zwischen 65.6 bis 65.7 %. Es ist keine signifikante Wechselwirkung der Temperatur- und Frequenzabhängigkeit zu beobachten. Die Ergebnisse korrelieren gut mit den Ergebnissen, die KEUERLEBER für den Werkstoff ermittelt [72]. Die Abweichungen sind auf die Einstellung des Werkstoffs auf die speziellen Anforderungen der Komponenten zurückzuführen.

Für die Zellfolie hingegen zeigt sich eine Interaktion. Die Frequenzabhängigkeit nimmt mit steigender Temperatur von 3.5 bis 9.9 % zu. Die Temperaturabhängigkeit sinkt von 43.7 auf 37.5 % mit steigender Anregungsfrequenz. Insgesamt liegt die Temperaturabhängigkeit für beide Material signifikant höher als die Frequenzabhängigkeit.



## C. FRF-Korrelationsmaße

### C.1. Übersicht über die Benennung COSS-basierter FRF-Korrelationsmaße

Tabelle C.1 zeigt eine Übersicht über die Benennung der COSS- und ASA-basierten Maße im SdT, klassifiziert nach der Komplexität vergleichener Systeme (SISO bis MIMO), der Vergleichsebene (lokal oder global) sowie der Komplexwinkelinterpretation gemäß (8.7), (8.8) und (8.9). Aus der Tabelle sind einige Inkonsistenzen bezüglich der Namensgebung festzustellen, die in Abschnitt 8.1.2.1 beschrieben sind.

Tabelle C.1.: Überblick über COSS- and ASA-basierte FRF-KM

	lokal SISO Auto	global SIMO Auto	global SIMO Kreuz	global MIMO Auto	
COSS	Komplex	FRAC:[100]	RVAC:[100]	FDAC:[50, 100, 117, 16, 57] GFRC:[28] CFDAC:[122, 123, 121]	
	Hermitesch	FRAC:[50, 82, 137, 160, 15, 59, 66]	FRAC:[111] RVAC/DRQ:[105, 132] GSC/ $\chi_s$ :[105, 160, 15, 59, 93, 157, 159, 159] CSAC:[82, 137, 36]	DAC:[83] FDAC:[160, 105, 132]	RVAC/DRQ:[93, 134]  CFDAC :[122, 123, 121]
	Euklidisch	-	-	FDAC:[155, 54]	CFDAC <sub>re</sub> :[122, 123, 121]
	Imaginär	-	-	-	CFDAC <sub>im</sub> :[122, 123, 121]
ASA	Komplex	-	-	-	
	Hermitesch	FAAC:[160]	GAC/ $\chi_a$ :[105, 160, 15, 59, 157, 159, 159] CSSF/CSF:[82, 137, 36]	-	-
	Euklidisch	-	-	-	-
	Imaginär	-	-	-	

### C.2. Übersicht über den Stand der Wissenschaft

Tabelle C.2 gibt einen Überblick über Maße, die in der Literatur zur Korrelation von FRFs in verschiedenen Zusammenhängen wie MU, nicht-parametrischer SHM, MOR und anderen bekannt sind. Zusätzlich zu den im Rahmen der vorliegenden Arbeit verwendeten Referenznamen werden Synonyme, mathematische Formulierungen und eine Beschreibung wesentlicher Charakteristika angegeben. In der Kategorie Vergleichskonzept wird - neben dem LoC - angezeigt, ob ein Maß zum Kreuzvergleich ungleicher Frequenzstützstellen oder DoFs verwendet wird. Kategorie Output enthält Informationen über die Outputdimension und den Wertebereich, wobei von SIMO FRF-Matrizen, wie in 8.1.1 definiert, ausgegangen wird, sowie darüber, ob ein Messergebnis als Ähnlichkeit (sim) oder Distanz (dist) zu interpretieren ist.

Tabelle C.2.: Overview of FRF correlation measures including calculation formulae and properties

FRF-KOD	Synonym(e)	Formel	Beschreibung	Vergleichskonzept	Dim.	Wertebereich	Output	Interpr.	MU	Quellen	sonstige
				LoC	Kreuzvergl.					SHM	
FRAC	reale FRF correlation	$FRAC = \frac{ H^{(1)}(\omega_k) H^{(2)*}(\omega_k) ^2}{ H^{(1)}(\omega_k) ^2  H^{(2)}(\omega_k) ^2}$	Eigenschaften: MAC für den Abgleich von FRFs (SISO) Invariant gegenüber konstanter Phasenverschiebung	lok	nein	1	[0,1]	sim	[66, 160, 50, 15, 100, 137, 99]	[168]	[82, 118, 84]
FAAC		$FAAC = \frac{ H^{(1)}(\omega_k) ^2  H^{(2)*}(\omega_k) ^2}{ H^{(1)}(\omega_k) ^2  H^{(2)}(\omega_k) ^2}$	Komplementär zu FRAC	lok	nein	1	[0,1]	sim	[160]		
glukr-aheritGSC	CSAC, FRAC, RMAC, $\chi_k$	$GSC = \frac{ H^{(1)}(\omega_k) H^{(2)*}(\omega_k) ^2}{ H^{(1)}(\omega_k) ^2  H^{(2)}(\omega_k) ^2}$	Sensitiv gegenüber Amplitudenänderungen Korrespondiert mit MAC in Frequenzbereich Bewertet Ähnlichkeiten zwischen ODS Unsensitiv gegenüber Dämpfung	glo	nein	1	[0,1]	sim	[59, 160]	[105, 99, 159, 158, 157, 166]	[82, 96, 111, 84]
GAC	CSF, CSSF, modFRAC, $\chi_k$	$GAC = \frac{2 H^{(1)}(\omega_k) H^{(2)*}(\omega_k) }{ H^{(1)}(\omega_k)  +  H^{(2)}(\omega_k) }$	Komplementär zu GSC	glo	nein	1	[0,1]	sim	[83, 160, 15, 137, 59, 60, 56]	[105, 159, 158, 157]	[82, 96, 84]
FDAC		$^{(1)}FDAC_{(cross-N)} = \frac{ H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2}{ H^{(1)}(\omega_k) ^2 +  H^{(2)}(\omega_k) ^2}$ $^{(2)}FDAC_{(cross-10)} = \frac{ H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2}{ H^{(1)}(\omega_k) ^2 +  H^{(2)}(\omega_k) ^2}$ $^{(3)}FDAC_{(cross-2N)} = \frac{ H^{(1)}(\omega_k) ^2 +  H^{(2)}(\omega_k) ^2}{ H^{(1)}(\omega_k) ^2 +  H^{(2)}(\omega_k) ^2}$ $^{(4)}FDAC_{(cross-20)} = \frac{ H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2}{ H^{(1)}(\omega_k) ^2 +  H^{(2)}(\omega_k) ^2}$ $^{(5)}FDAC_{GM} = \frac{( H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2)}{( H^{(1)}(\omega_k) ^2 +  H^{(2)}(\omega_k) ^2)}$ $^{(6)}FDAC_{\mu} = \frac{( H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2)}{( H^{(1)}(\omega_k) ^2 +  H^{(2)}(\omega_k) ^2)}$	(1-5): Indizes beziehen sich auf die Komplexwertinterpretation, vgl. Kapitel 8.1.2.1 Kreuzvergleich auch verschiedener Frequenzunterstützen Kann für Mode-Rating im Frequenzbereich genutzt werden (ODS-Rating) Invariante gegenüber konstanter Phasenverschiebung Komplexwertiger Wertebereich (2,4): Hermitesche/Euklidische/Invariante Komplexwertinterpretation Resultiert in reellwertigen Wertebereich (6): Auch als Real/Imaginärteil von GFDAC bezeichnet (6'): Hauptdiagonale der Ergebnismatrix entspricht GSC	glo	ja	2	$(\frac{25}{6} - 1) - 1$ (4): [0, 1]	sim	(1): [117, 132] (2): [54] (3): [16, 57, 50, 117, 122, 123, 93, 122, 123, 121] (4): [83, 160] (5,6): [122, 123, 121]	(3): [122, 123, 121] [105, 99, 105, 132, 121] [99, 122, 123, 121] [122, 123]	
CSRF2	gleitende FRF	$CSRF2 = 2 \frac{ H^{(1)}(\omega_k)   H^{(2)}(\omega_k) }{ H^{(1)}(\omega_k) ^2 +  H^{(2)}(\omega_k) ^2}$ $FRSF = \frac{ H^{(1)}(\omega_k)   H^{(2)}(\omega_k) }{\sqrt{\sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) ^2 + \sum_{i=1}^N  H^{(2)}(\omega_k) ^2}}$	Ableitet von CSF Amplitudenstärkstes Komplementmaß Ermöglicht den Vergleich von Effizienten Amplitudenreueus	glo	nein	0	[0,1]	sim			[82]
GRMS		$GRMS = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) ^2 + \sum_{i=1}^N  H^{(2)}(\omega_k) ^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) ^2 + \sum_{i=1}^N  H^{(2)}(\omega_k) ^2}}$	Vergleicht die effizienten Amplituden zweier FRFs, Invariant gegenüber Phasenverschiebungen	lok	nein	1	[0,∞)	dist	[57]		[84]
FRFRMS		$FRFRMS = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) ^2 + \sum_{i=1}^N  H^{(2)}(\omega_k) ^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) ^2 + \sum_{i=1}^N  H^{(2)}(\omega_k) ^2}}$	Vergleicht effektive Amplituden zweier FRFs auf der logarithmischen Skala	lok	nein	1	[0,∞)	sim	[57]		[84]
FRFSM		$FRFSM = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \exp \left[ -\frac{1}{2} \frac{ \log_{10}( H^{(1)}(\omega_k) ) - \log_{10}( H^{(2)}(\omega_k) ) ^2}{\sigma_{\log}^2} \right]$	Vergleicht die Amplituden in dB Sensitivität einstellbar über $\sigma_{\log}$ (=6, Empfindung aus [84])	lok	nein	1	[0,1]	sim			[84, 8, 9]
SD	$S_{\mu}$ , FRMS, GRMS	$SD = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \log_{10}( H^{(1)}(\omega_k) ) - \log_{10}( H^{(2)}(\omega_k) )$	Standard Deviation Konzentriert SSR Skalierung mit komplexem Logarithmus	lok	nein	0	[0,∞)	dist	[16, 3, 4, 2]		
FRFE	$E_H$	$FRFE = \frac{\sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2}{\sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) ^2 + \sum_{i=1}^N  H^{(2)}(\omega_k) ^2}$	Eigenschaften SSME je diskretem Frequenzpunkt	lok	nein	1	[0,∞)	dist	[138]		[82, 113, 118, 119]
SPCC	$\rho$	$SPCC = \frac{\sum_{i=1}^N ( H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2) ( H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N ( H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N ( H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2)^2}}$ $R_{\text{Rang}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N ( H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2)}{\sum_{i=1}^N ( H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2)}$ $ED = \sqrt{\sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2}$ $HDD(A, B) = \max_{i \in A} \{ \min_{j \in B} \{  i - j  \} \}$	Mit Betrag von Amplituden komplexwertiger FRFs genutzt Bestimmtheitsmaß des Imaginärteils komplexwertiger FRFs	lok	nein	0	[-1,1]	sim		[168]	
ED		$ED = \sqrt{\sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2}$	Euklidische Distanz	lok	nein	1	[0,1]	sim		[96]	
BHD	$d_H$	$BHD = \frac{1}{2} \left[ \sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k)   H^{(2)}(\omega_k)  + \sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k)  \right]$ $HDD(A, B) = \max_{i \in A} \{ \min_{j \in B} \{  i - j  \} \}$	Mit Betrag von Amplituden komplexwertiger FRFs genutzt Bidirektionale Hausdorff-Distanz Eigenschaften des Maximum der beiden UHD Berücksichtigt Distanz bezüglich der Frequenz	lok	nein	1	[0,1]	sim		[167, 94]	[8, 9, 103]
MMD	$d_M$	$MMD = \frac{1}{2} \left[ \sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2 + \sum_{i=1}^N  H^{(1)}(\omega_k) - H^{(2)}(\omega_k) ^2 \right]$ $M/D(A, B) = \sqrt{\left( A_k - \bar{A} \right)^2 + \left( B_k - \bar{B} \right)^2}$	Mittlere Manhattan Distanz Vergleicht jeweils jeden Punkt einer FRF mit dem Distanz der anderen Arithmetische Mittelung der punktwweisen Distanzwerte Berücksichtigt Distanz bezüglich der Frequenz	lok	ja	1	[0,∞)	dist		[167]	[8, 9]

## D. Zusätzliche Messdaten und -ergebnisse

### D.1. Übersicht über Versuchsrandbedingungen

Nachfolgend ist eine Übersicht über die Messparameter der experimentellen Untersuchungen der Strukturdynamik der Subsysteme aus Kapitel 5.2 dargestellt.

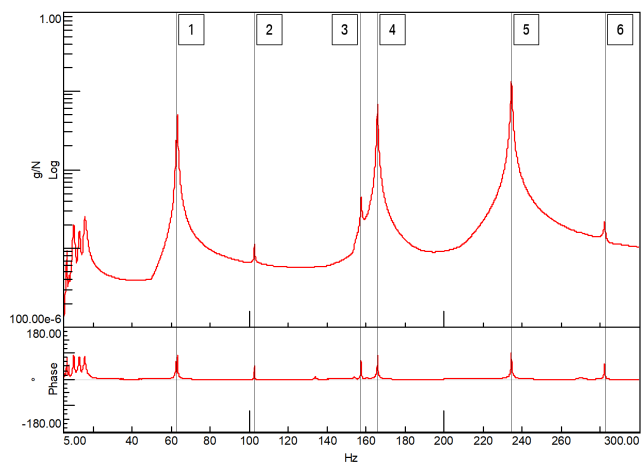
Tabelle D.1.: Übersicht über Messparameter je Systemumfang

Messparameter	Gehäuse	Prüfraumen	Zellmodul	HVS	Gesamtaufbau
Anzahl Messpunkte	22	6	30	42	48
Messrichtung	XYZ	XYZ	XYZ	XYZ	XYZ
Anregung Richtungsvektor [X,Y,Z]	[0,0,1]	[0,0,1]	[0,0,1]	[1,1,1]	[1,1,1]
$f_{lim}$	100	300	800	200	200
$f_s$	200	600	1600	400	400
$\Delta f$	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
Mittelungen	10	10	10	10	10
Anregung	Impulshammer	Shaker	Shaker	Shaker	Shaker
Lagerung	Gummiseile	Gummipuffer	Gummiseile	Gummipuffer	Gummipuffer
Fensterung (Anregung & Antwort)	Hanning	Hanning	Hanning	Hanning	Hanning
Frontend		LMS SCADAS Lab - Typ SCL 220			
Software		LMS Test.Lab - Version 17			

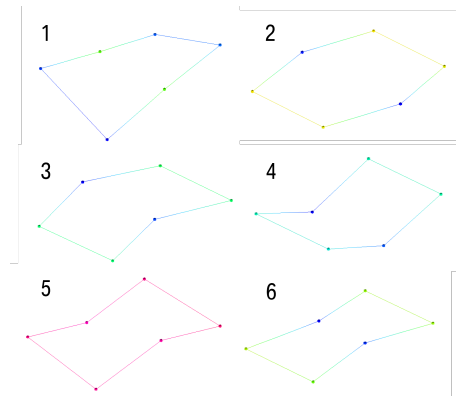
### D.2. Zusätzliche Messergebnisse ausgewählter Subsysteme

Im folgenden sind zusätzliche Messergebnisse der in Kapitel 5.3 diskutierten Subsysteme dargestellt.

## D.2.1. Prüfrahmens



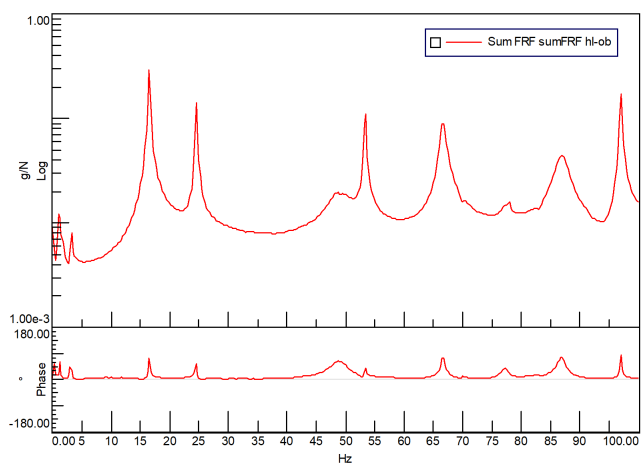
(a) a)



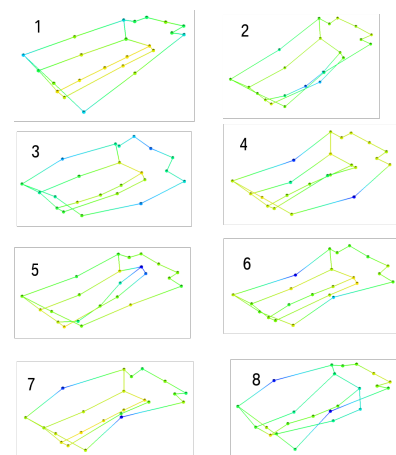
(b) b)

Abbildung D.1.: Schwingverhalten des Prüfrahmens: a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen

## D.2.2. Hochvoltspeichergehäuse



(a) a)



(b) b)

Abbildung D.2.: Schwingverhalten des HVS-Gehäuses: a) Summenfrequenzgang b) Schwingformen



### D.2.3. Temperatureinflüsse auf das Schwingverhalten des HVS im Prüfrahen

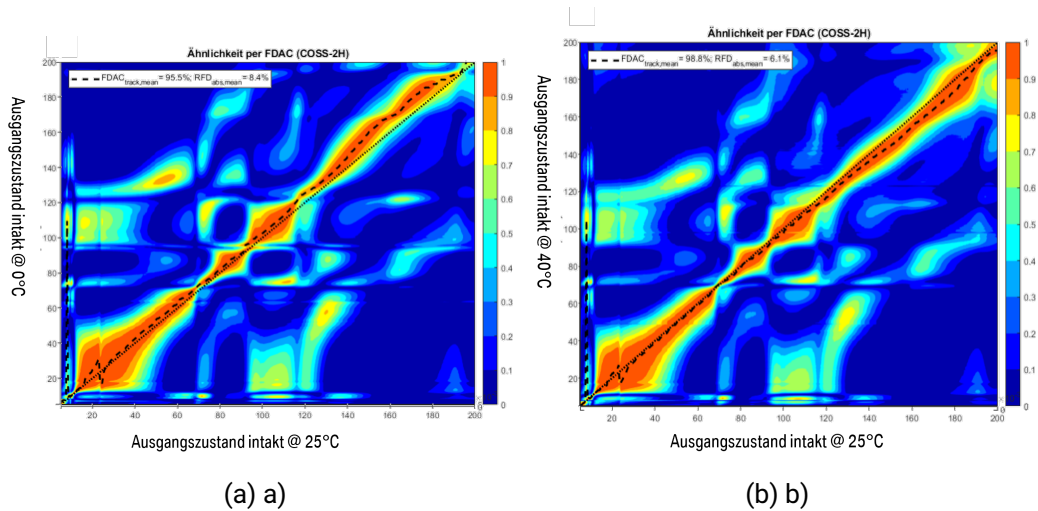


Abbildung D.3.: FDAC Abgleich der jeweils ersten Messung bei 0°C bzw. 40°C mit 25°C: a) 0°C vs. 25°C  
b) 40°C vs. 25°C

### D.2.4. Schadenseinflüsse anhand exemplarischer FDAC-Matrizen

In Abbildung D.4 sind die FDAC-Matrizen des Schadenszustandes 1.3 S1 bei 0°C, 25°C und 40°C dargestellt. Diese veranschaulichen die experimentelle Auffälligkeit, dass gleiche Schadenszustände bei verschiedenen Temperaturen signifikant unterschiedliche Einflüsse zeigen. Zu erwarten ist, dass sich gleiche Schadenszustände wenigstens ähnlich auswirken.

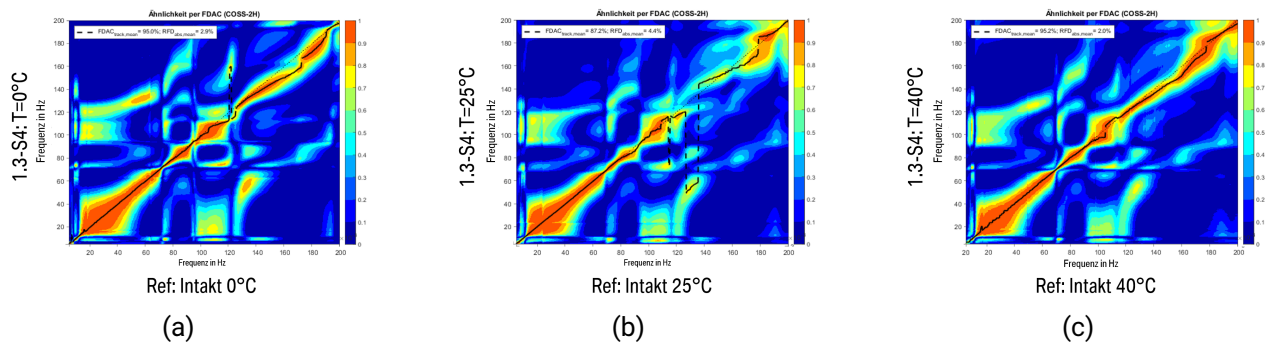
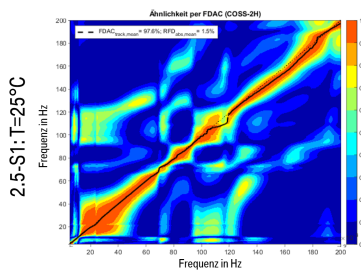
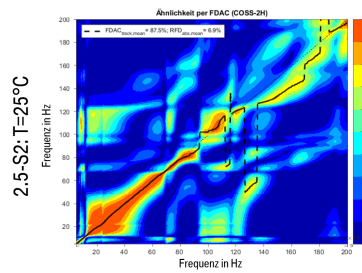


Abbildung D.4.: FDAC Abgleich von 1.3-S4 über alle Temperaturen



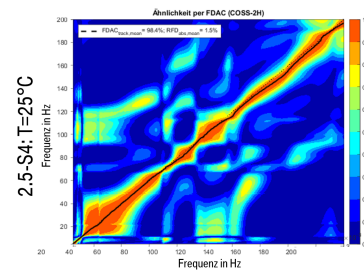
Ref: Intakt 25°C

(a)



Ref: Intakt 25°C

(b)



Ref: Intakt 25°C

(c)

Abbildung D.5.: FDAC Abgleich von 2.5-S1/S2/S4 bei 25°C

### D.3. Plausibilisierung der experimentellen Schadensabbildung

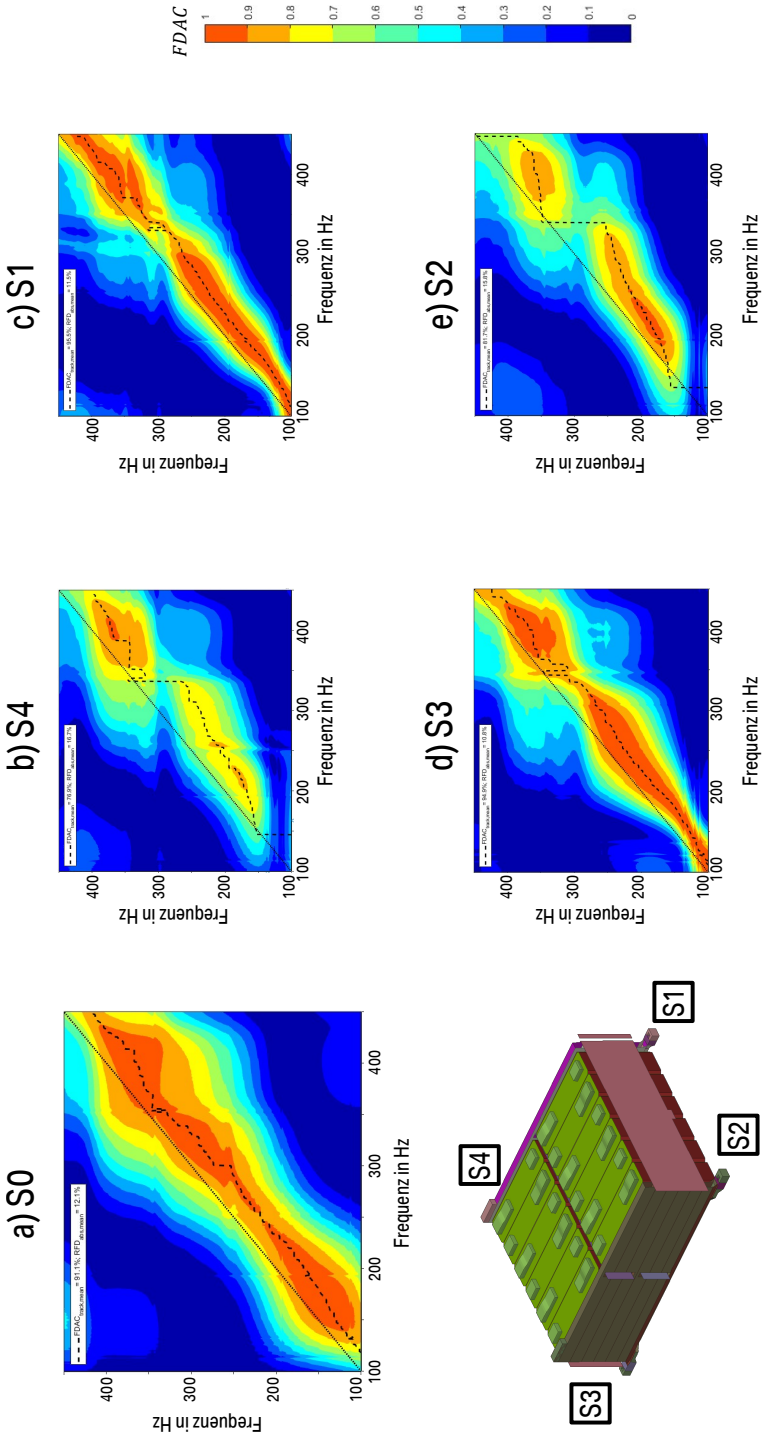


Abbildung D.6.: Abgleichergebnisse der Einzelmodulmessungen: a) intakter Zustand und b)-e) Schadenszustände



---

## E. Weitere Abgleichsergebnisse des FE-Modells

---

### E.1. Prüfrahmen und Hochvoltsspeichergehäuse

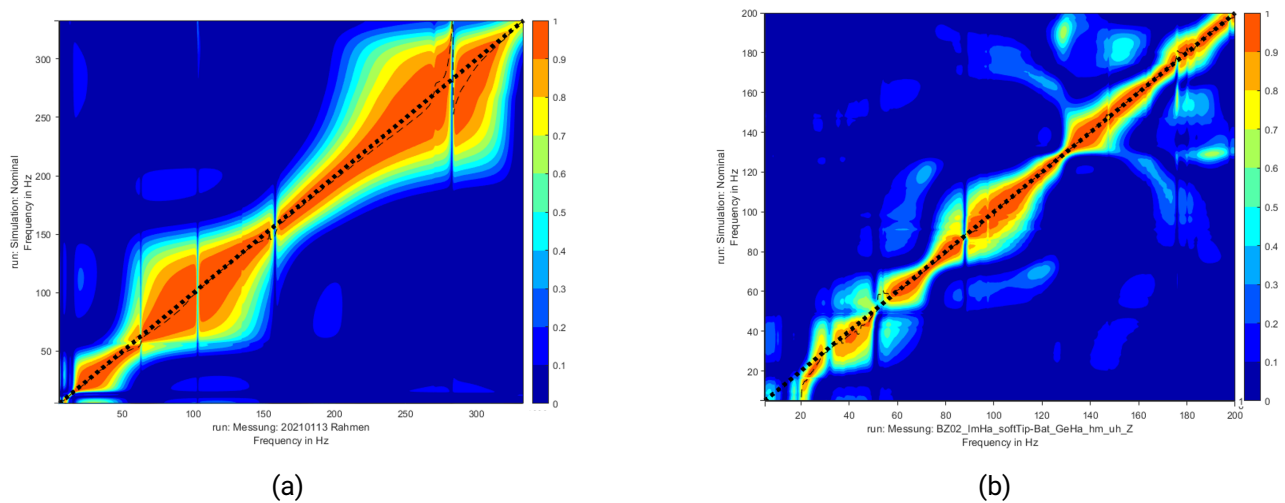


Abbildung E.1.: Abgleichsergebnisse a) des Prüfrahmens und b) des Gehäuses

### E.2. Hochvoltsspeicher ohne Prüfrahmen

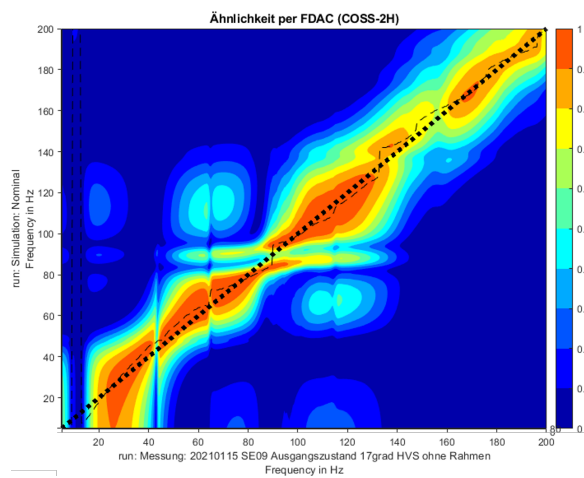


Abbildung E.2.: Abgleichsergebnis des HVS ohne Prüfrahmen



## F. zusätzliche Definitionen und Resultate der Einflussanalysen auf die Diagnosefähigkeit

### F.1. Übersicht über Hyperparameter

Tabelle F.1.: Übersicht über ausgewählte Hyperparameter

Hyperparameter	Detektion	Anzahl Module	Anzahl MAP	Lokalisierung Modul	Lokalisierung MAP
Klassifikationsproblem	BC	MC	MC	ML	ML
Anzahl hidden Layer	2	2	2	2	2
Anzahl Knoten in 1. versteckter Schicht			$\frac{2}{3} n_{in}$ , min. 10		
Anzahl Knoten in 2. versteckter Schicht			$\frac{2}{3} n_{in}$ , min. 5		
Aktivierung versteckte Schichten			ReLU		
Aktivierung Ausgabeschicht	Sigmoid	Softmax	Softmax	Sigmoid	Sigmoid
Knoten in Ausgabeschicht	1	1	1	$N_{labels}$	$N_{labels}$
Optimierer			Adam		
Lernrate			0.01		
Kreuzvalidierung loss	BCE	5-fold CV (Stratifizierung: Schadenszustand, z.B. 1.3-S1)		CE	CE
Early stop - Patience			250		
Early stop Metrik			=loss		

## F.2. Einflüsse auf die Diagnosefähigkeit je FRF-Korrelationsmaß Set

Nachfolgend sind die Sensitivitäten der Diagnosefähigkeiten für alle Diagnoserandbedingungen je FRF-Korrelationsmaß Set dargestellt.

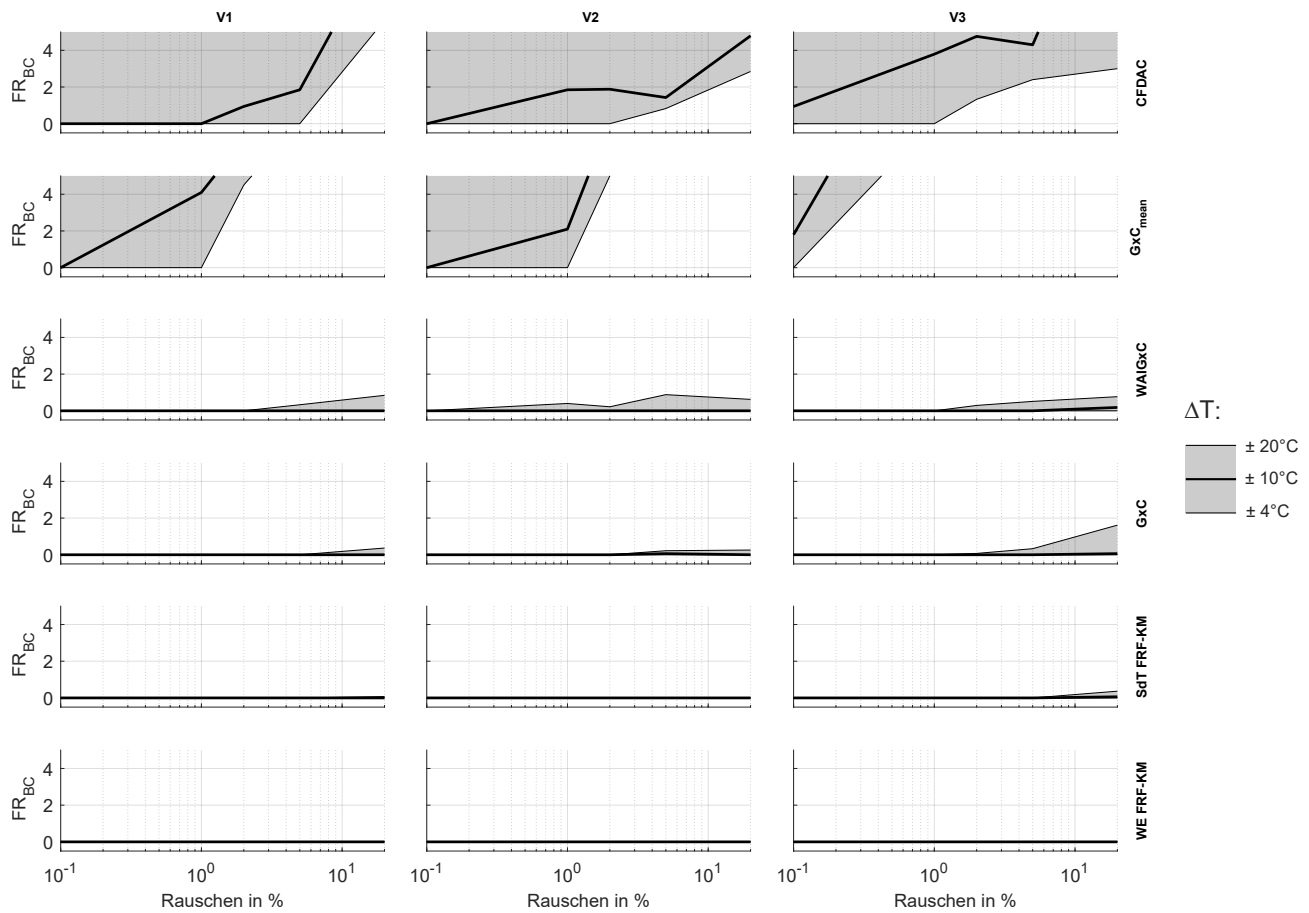


Abbildung F.1.: Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnosespezifische Detektion



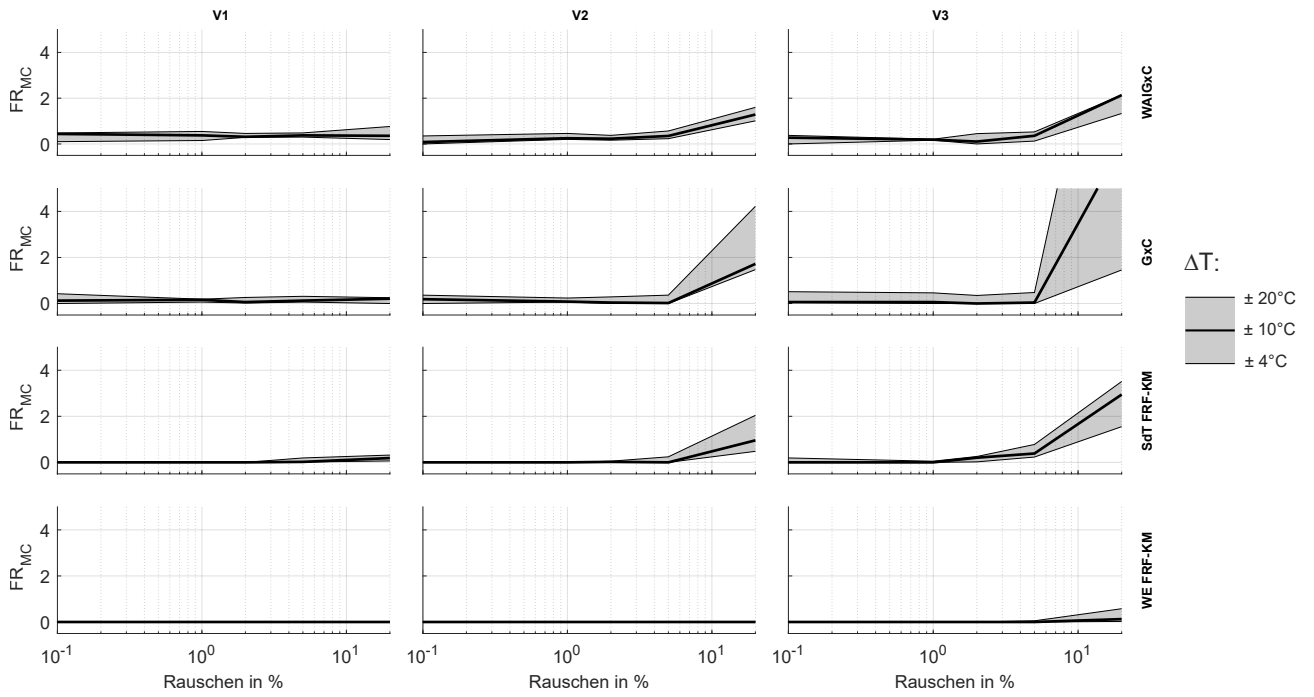


Abbildung F.2.: Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnostisch Quantifizierung Modul

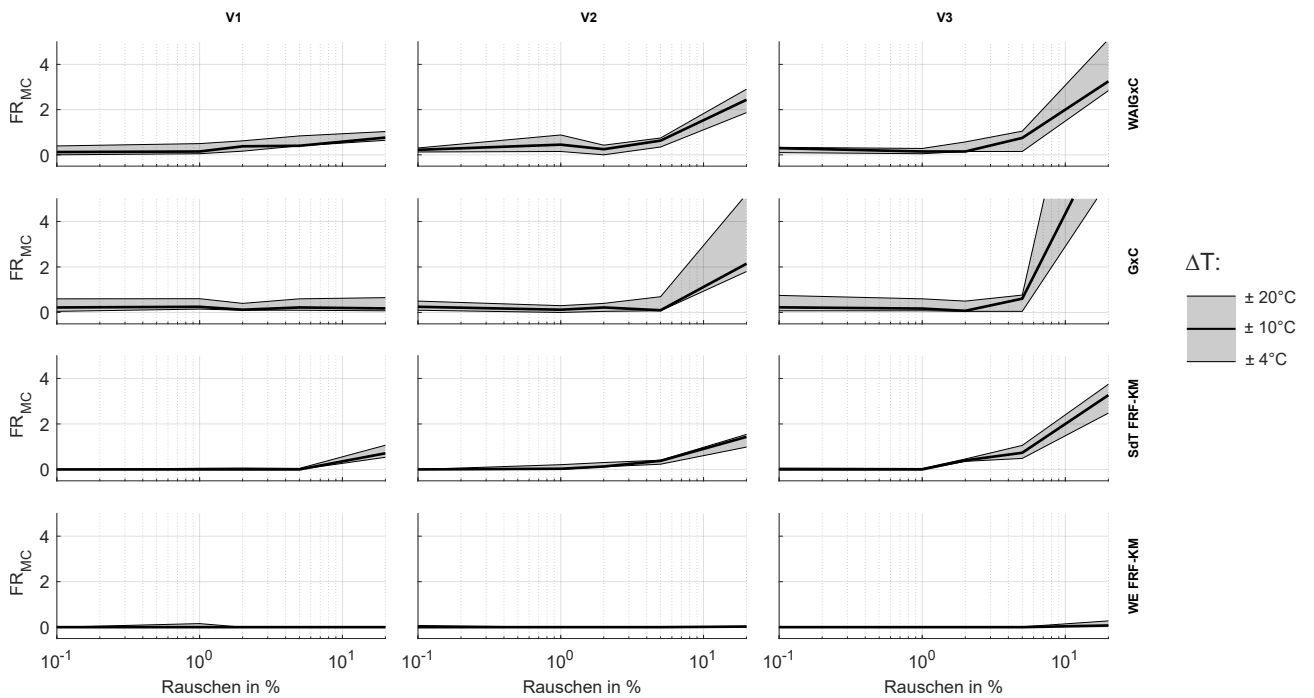


Abbildung F.3.: Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnostisch Quantifizierung MAP

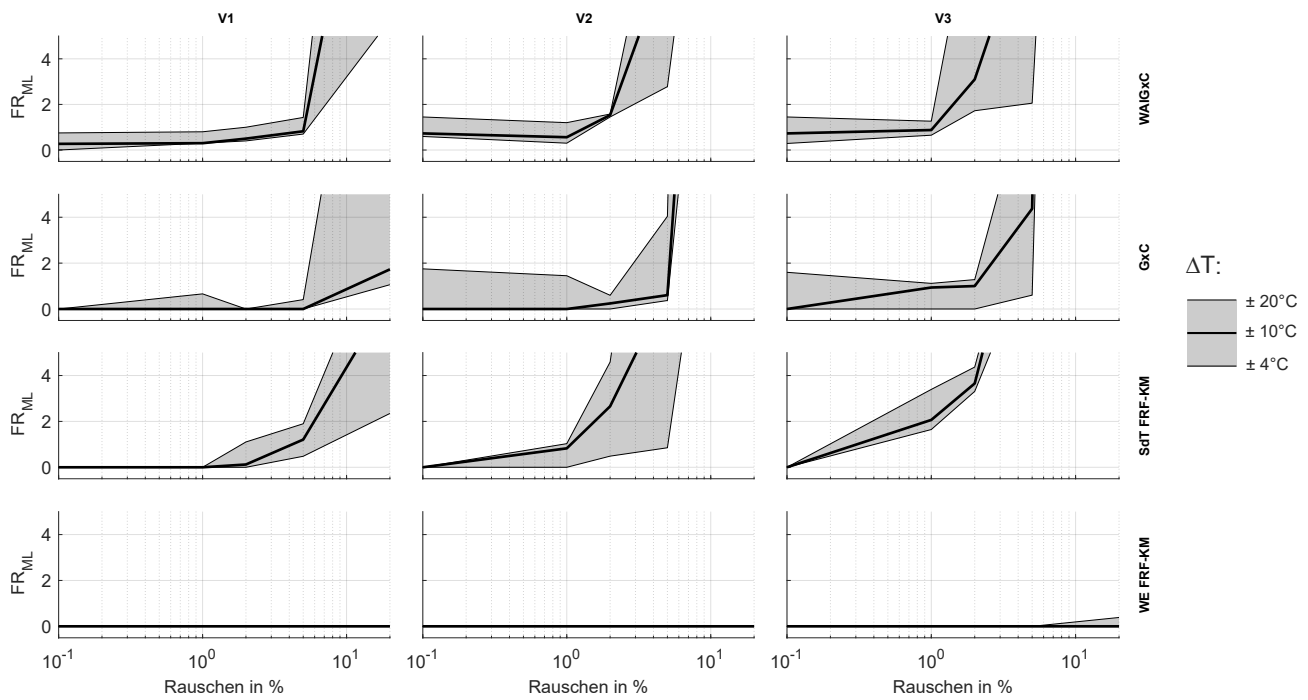


Abbildung F.4.: Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnoseziel Lokalisierung Modul

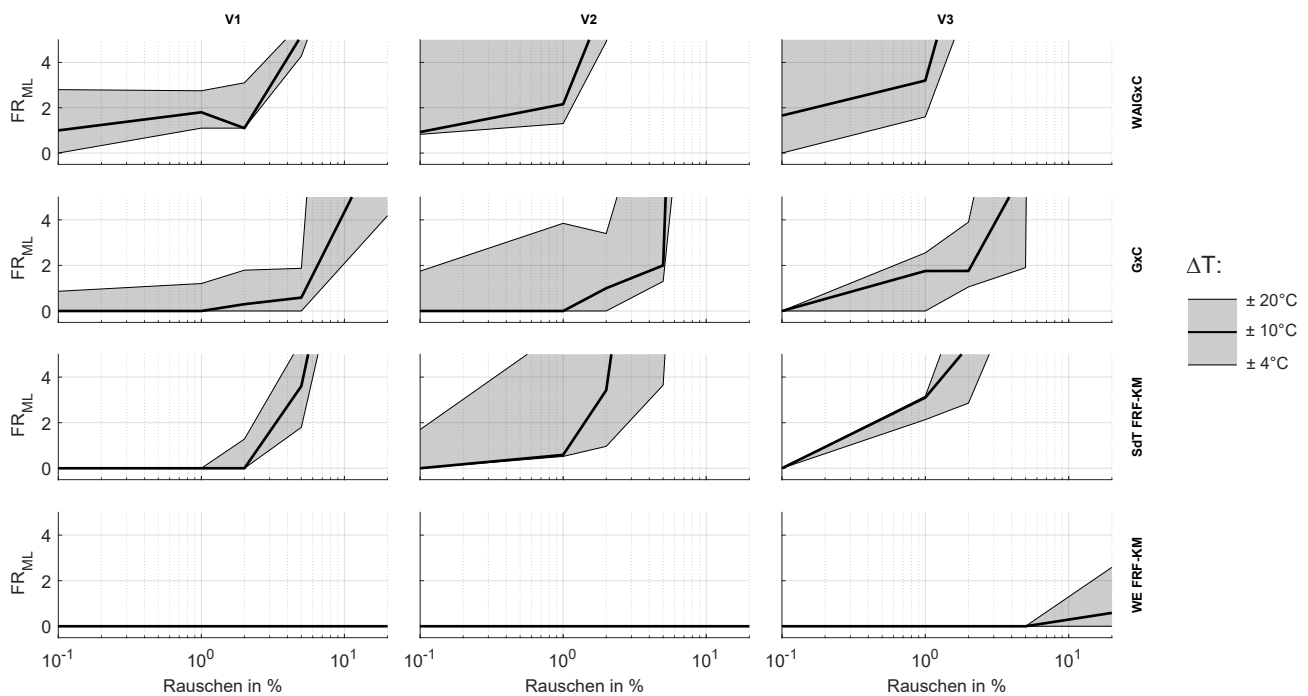


Abbildung F.5.: Einflüsse von Diagnoserandbedingungen und FRF-KM-Sets auf Fehlerraten für Diagnoseziel Lokalisierung MAP

---

## Literaturverzeichnis

---

- [1] O. Abdeljaber u. a. „Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks“. In: *Journal of Sound and Vibration* 388 (2017), S. 154–170. DOI: 10.1016/j.jsv.2016.10.043 (siehe S. 2, 37, 55).
- [2] T. J. S. Abrahamsson und D. C. Kammer. „FEM calibration with FRF damping equalization“. In: H. Sezer Atamturktur u. a. (hrsg. von). *Model Validation and Uncertainty Quantification, Volume 3. Proceedings of the 32nd IMAC, A Conference and Exposition on Structural Dynamics*. Orlando, 3.–6. Feb. 2014. Cham: Springer International Publishing, 2014, S. 265–278. DOI: 10.1007/978-3-319-04552-8\_26 (siehe S. 98, xxxvi).
- [3] T. J. S. Abrahamsson und D. C. Kammer. „Finite element model calibration using frequency responses with damping equalization“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 62-63 (2015), S. 218–234. DOI: 10.1016/j.ymssp.2015.02.022 (siehe S. 98, xxxvi).
- [4] T. J. S. Abrahamsson u. a. „Calibration and cross-validation of a car component using frequency response functions and a damping equalization“. In: P. Sas, D. Moens und H. Denayer (hrsg. von). *Proceedings of the 26th International Conference on Noise and Vibration Engineering, ISMA*. Bd. 1 von 6. Leuven, 15.–17. Sep. 2014. Katholieke Universiteit Leuven, 2014, S. 2625–2640. ISBN: 9789073802919 (siehe S. 98, xxxvi).
- [5] T. J. S. Abrahamsson u. a. „Calibration and Validation of a Car Subframe Finite Element Model Using Frequency Responses“. In: Michael Mains (hrsg. von). *Topics in Modal Analysis, Volume 10*. Cham: Springer International Publishing, 2015, S. 9–22. DOI: 10.1007/978-3-319-15251-6\_2 (siehe S. 39, 98, 103).
- [6] Aachen Center for Integrative Lightweight Production. „Application relevant test method and investigation of relative safety performance of different material options for bottom impact protection of battery casings“. 2022. URL: [https://azl-aachen-gmbh.de/wp-content/uploads/2021/12/2021-253\\_OP\\_Bottom-Impact-Protection\\_akt.pdf](https://azl-aachen-gmbh.de/wp-content/uploads/2021/12/2021-253_OP_Bottom-Impact-Protection_akt.pdf) (besucht am 29. 01. 2023) (siehe S. 9, 34).
- [7] J. D. Achenbach. „Wave propagation in elastic solids“. North-Holland Series in Applied Mathematics and Mechanics. Amsterdam: North-Holland Pub. Co, 1973. ISBN: 978-0-7204-0325-1 (siehe S. 21).
- [8] C. Adams. „Similitudes and sensitivities as contributions to scaling laws in machine acoustics“. Dissertation. Darmstadt: Technische Universität Darmstadt, 2019. URL: <http://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/8726/> (besucht am 29. 01. 2023) (siehe S. 99, xxxvi).
- [9] C. Adams, J. Bös und T. Melz. „Assessing the similitude of vibrating plates“. In: M. Ochmann, M. Vorländer und J. Fels (hrsg. von). *Proceedings of the 23rd International Congress on Acoustics, ICA*. Aachen, 9.–13. Sep. 2019. Berlin: Deutsche Gesellschaft für Akustik, 2019, S. 4249–4256. DOI: 10.18154/RWTH-CONV-238917 (siehe S. 99, xxxvi).

- 
- [10] A. Akpabot u. a. „Vibration-based Structural damage detection techniques: A Review“. In: Y. Vacanas u. a. (hrsg. von). *Proceedings of the Third European and Mediterranean Structural Engineering and Construction Conference*. Limassol, 3.–8. Aug. 2020. Fargo: ISEC Press, 2020. DOI: 10.14455/ISEC.res.2020.7(1).AAW-10 (siehe S. 33).
- [11] R. J. Allemang. „The modal assurance criterion—twenty years of use and abuse“. In: *Sound and Vibration Magazine* (2003), S. 14–23. URL: <http://www.sandv.com/aug03.shtml> (besucht am 29.01.2023) (siehe S. 65, 94).
- [12] R. J. Allemang und P. Avitabile. „Handbook of Experimental Structural Dynamics“. New York: Springer, 2020. DOI: 10.1007/978-1-4939-6503-8 (siehe S. 15, 39).
- [13] M. Altmann, Seifert J. und Kotter P. „Auswirkung von Betriebszuständen auf die Mechanik von Lithium-Ionen Batteriesystemen: Auswirkung auf die Auslegung und Absicherung“. Präsentation im Rahmen des DVM Workshop - Brennstoffzelle, Batterie, Elektrischer Antrieb - Anforderungen und Absicherung, Ulm, 17.-18. Nov. 2021 (siehe S. 9, 33, 48, 54, 56).
- [14] S. Arora und A. Kapoor. „Mechanical Design and Packaging of Battery Packs for Electric Vehicles“. In: G. Pistoia und B. Liaw (hrsg. von). *Behaviour of Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles: Battery Health, Performance, Safety, and Cost*. Cham: Springer International Publishing, 2018, S. 175–200. DOI: 10.1007/978-3-319-69950-9\_8 (siehe S. 8, 33).
- [15] Arras M. „On the use of Frequency Response Functions in the finite element model updating“. Dissertation. Rom: Sapienza Università di Roma, 2016. DOI: 10.22215/etd/2016-11427 (siehe S. xxxv, xxxvi).
- [16] F. Asma und A. Bouazzouni. „Finite element model updating using FRF measurements“. In: *Shock and Vibration* 12 (2005), S. 377–388. DOI: 10.1155/2005/581634 (siehe S. xxxv, xxxvi).
- [17] O. Avci u. a. „A review of vibration-based damage detection in civil structures: From traditional methods to Machine Learning and Deep Learning applications“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 147 (2021), S. 107077. DOI: 10.1016/j.ymssp.2020.107077 (siehe S. 25).
- [18] M. Azimi, A. D. Eslamlou und G. Pekcan. „Data-Driven Structural Health Monitoring and Damage Detection through Deep Learning: State-of-the-Art Review“. In: *Sensors* 20.10 (2020). DOI: 10.3390/s20102778 (siehe S. 25).
- [19] D. Balageas. „Introduction to Structural Health Monitoring“. In: *Structural Health Monitoring*. John Wiley & Sons, Ltd, 2006, S. 13–43. DOI: 10.1002/9780470612071.ch1 (siehe S. 9–12, 36).
- [20] D. Balageas, C.-P. Fritzen und A. Güemes. „Structural Health Monitoring“. John Wiley & Sons, Ltd, 2006. DOI: 10.1002/9780470612071 (siehe S. 2).
- [21] R. P. Bandara, T. H. T. Chan und D. P. Thambiratnam. „Frequency response function based damage identification using principal component analysis and pattern recognition technique“. In: *Engineering Structures* 66 (2014), S. 116–128. DOI: 10.1016/j.engstruct.2014.01.044 (siehe S. 2, 18, 19, 24, 47, 80).
- [22] M. Barbosh, P. Singh und A. Sadhu. „Empirical mode decomposition and its variants: a review with applications in structural health monitoring“. In: *Smart Materials and Structures* 29.9 (2020), S. 093001. DOI: 10.1088/1361-665X/aba539 (siehe S. 13, 20).
- [23] R. J. Barthorpe. „On Model- and Data-based Approaches to Structural Health Monitoring“. Dissertation. Sheffield: University of Sheffield, 2010. URL: <https://etheses.whiterose.ac.uk/1175/> (siehe S. 14, 15, 49).
-

- 
- [24] P. Berg, J. Soellner und A. Jossen. „Structural dynamics of lithium-ion cells–Part I: Method, test bench validation and investigation of lithium-ion pouch cells“. In: *Journal of Energy Storage* 26 (2019), S. 100916. DOI: 10.1016/j.est.2019.100916 (siehe S. 48).
- [25] R. Bisschop, O. Willstrand und M. Rosengren. „Handling Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles: Preventing and Recovering from Hazardous Events“. In: *Fire technology* 56 (2020), S. 2671–2694. DOI: 10.1007/s10694-020-01038-1 (siehe S. 1).
- [26] E. P. Carden und P. Fanning. „Vibration Based Condition Monitoring: A Review“. In: *Structural Health Monitoring* 3.4 (2004), S. 355–377. DOI: 10.1177/1475921704047500 (siehe S. 17).
- [27] T. G. Carne und C. R. Dohrmann. „A Modal Test Design Strategy for Model Correlation“. In: *Proceedings of the 13th International Modal Analysis Conference*. Nashville, 13.–16. Feb. 1995. 1995, S. 927–933 (siehe S. 49, 56, 81).
- [28] P. Cermelj u. a. „Basis Functions and Their Sensitivity in the Wave-Based Substructuring Approach“. In: P. Sas und B. Bergen (Hrsg. von). Bd. 1. Leuven, 15.–17. Sep. 2008. Leuven: Katholieke Universiteit Leuven, 2008, S. 1491–1506. ISBN: 9789073802865 (siehe S. xxxv).
- [29] N. V. Chawla u. a. „SMOTE: synthetic minority over-sampling technique“. In: *Journal of artificial intelligence research* 16 (2002), S. 321–357. DOI: 10.1613/jair.953 (siehe S. 30).
- [30] G. Chen u. a. „Dynamics modeling and experimental modal analysis of bolt loosening for lightning rod“. In: *Journal of Vibroengineering* 22.3 (2020), S. 657–671. DOI: 10.21595/jve.2019.20918 (siehe S. 67, 74).
- [31] L. D. Chiwiacowsky u. a. „A comparison of two different approaches for the damage identification problem“. In: *Journal of Physics: Conference Series* 124.1 (2008), S. 012017. DOI: 10.1088/1742-6596/124/1/012017 (siehe S. 24).
- [32] P. V. Chombo, Y. Laonual und S. Wongwises. „Lessons from the electric vehicle crashworthiness leading to battery fire“. In: *Energies* 14.16 (2021), S. 4802–4823. DOI: 10.3390/en14164802 (siehe S. 1, 2, 9).
- [33] G. Comanducci u. a. „On vibration-based damage detection by multivariate statistical techniques: Application to a long-span arch bridge“. In: *Structural Health Monitoring* 15.5 (2016), S. 505–524. DOI: 10.1177/1475921716650630 (siehe S. 20).
- [34] U. Dackermann. „Vibration-based damage identification methods for civil engineering structures using artificial neural networks“. Dissertation. Sidney: University of Technology Sidney, 2009. URL: <http://hdl.handle.net/10453/20303> (besucht am 29.01.2023) (siehe S. 2, 18, 24).
- [35] R. Dahlmann, E. Haberstroh und G. Menges. „Menges Werkstoffkunde Kunststoffe“. 7. Aufl. München: Carl Hanser Verlag, 2021. DOI: 10.3139/9783446460867 (siehe S. 48).
- [36] E. Dascotte und J. Strobbe. „Updating finite element models using FRF correlation functions“. In: *Proceedings of the 17th International Modal Analysis Conference, IMAC1999*. Kissimmee, 8.–11. Feb. 1999. Bethel: Society for Experimental Mechanics, 1999, S. 1169–1174 (siehe S. 95, xxxv, xxxvi).
- [37] A. Deraemaeker u. a. „Vibration-based structural health monitoring using output-only measurements under changing environment“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 22.1 (2008), S. 34–56. DOI: 10.1016/j.ymssp.2007.07.004 (siehe S. 48).
- [38] Deutsches Institut für Normung. „DIN EN ISO 20567-1: Beschichtungsstoffe - Prüfung der Steinschlagfestigkeit von Beschichtungen - Teil 1: Multischlagprüfung“. 2017 (siehe S. 9).

- 
- [39] A. Dörnhöfer. „Betriebsfestigkeitsanalyse elektrifizierter Fahrzeuge: Multilevel-Ansätze zur Absicherung von HV-Batterien und elektrischen Steckkontakten“. Berlin Heidelberg: Springer, 2019. DOI: 10.1007/978-3-662-58877-2 (siehe S. 8, 9, 33).
- [40] C. Ebert. „Systemidentifikation zur Modellierung mechanischer Strukturen: Markovparameter zur experimentellen Schadenserfassung“. Dissertation. Siegen: Universität Siegen, 2011. URL: <https://dspace.ub.uni-siegen.de/handle/ubsi/735> (besucht am 29.01.2023) (siehe S. 9, 19).
- [41] O. Egbue und S. Long. „Barriers to widespread adoption of electric vehicles: An analysis of consumer attitudes and perceptions“. In: *Energy policy* 48 (2012), S. 717–729. DOI: 10.1016/j.enpol.2012.06.009 (siehe S. 1).
- [42] D. J. Ewins. „Modal testing: theory, practice and application“. 2. Aufl. John Wiley & Sons, 2009. ISBN: 978-0-863-80218-8 (siehe S. 15, 56, 57).
- [43] C. R. Farrar, S. W. Doebling und D. A. Nix. „Vibration-based structural damage identification“. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 359 (2001), S. 131–149. DOI: 10.1098/rsta.2000.0717 (siehe S. 19).
- [44] C. R. Farrar und K. Worden. „Structural health monitoring: A machine learning perspective“. John Wiley & Sons, Ltd., 2012. DOI: 10.1002/9781118443118 (siehe S. 2, 9–15, 20, 24, 33, 35, 37, 38, 48, 49).
- [45] S. D. Fassois und F. P. Kopsaftopoulos. „Statistical Time Series Methods for Vibration Based Structural Health Monitoring“. In: W. Ostachowicz und J. A. Güemes (Hrsg. von). *New Trends in Structural Health Monitoring*. Wien: Springer, 2013, S. 209–264. DOI: 10.1007/978-3-7091-1390-5\_4 (siehe S. 17).
- [46] S. D. Fassois und J. S. Sakellariou. „Time-series methods for fault detection and identification in vibrating structures“. In: *Philosophical transactions. Series A, Mathematical, physical, and engineering sciences* 365 (2007), S. 411–448. DOI: 10.1098/rsta.2006.1929 (siehe S. 15–17).
- [47] A. Fernández u. a. „Learning from Imbalanced Data Sets“. Cham.: Springer International Publishing, 2018. DOI: 10.1007/978-3-319-98074-4 (siehe S. 30).
- [48] J. D. Ferry. „Viscoelastic properties of polymers“. John Wiley & Sons, 1980. ISBN: 0-471-04894-1 (siehe S. xxxi, xxxii).
- [49] E. Figueiredo u. a. „Machine learning algorithms for damage detection under operational and environmental variability“. In: *Structural Health Monitoring* 10.6 (2011), S. 559–572. DOI: 10.1177/1475921710388971 (siehe S. 48).
- [50] D. J. Fotsch und D. J. Ewins. „Application of MAC in the frequency domain“. In: *Proceedings of IMAC-XVIII: A Conference on Structural Dynamics*. San Antonio, 7. Feb. 2000–10. Feb. 2020. Society for Experimental Mechanics; 2000, S. 1225–1232. ISBN: 0912053674 (siehe S. 94, xxxv, xxxvi).
- [51] M. I. Friswell. „Damage identification using inverse methods“. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 365.1851 (2007), S. 393–410. DOI: 10.1098/rsta.2006.1930 (siehe S. 13).
- [52] C. P. Fritzen. „Vibration-Based Structural Health Monitoring – Concepts and Applications“. In: *Key Engineering Materials* 293-294 (2005), S. 3–20. DOI: 10.4028/www.scientific.net/kem.293-294.3 (siehe S. 14, 16).

- 
- [53] C.-P. Fritzen. „Vibration-Based Techniques for Structural Health Monitoring“. In: *Structural Health Monitoring*. John Wiley & Sons, Ltd, 2006, S. 45–224. doi: 10.1002/9780470612071.ch2 (siehe S. 13, 14, 16–19, 33).
- [54] X. Gang u. a. „A new iterative model updating method using incomplete frequency response function data“. In: *Journal of Sound and Vibration* 333.9 (2014), S. 2443–2453. doi: 10.1016/j.jsv.2013.12.008 (siehe S. 94, 96, xxxv, xxxvi).
- [55] V. Giurgiutiu. „Structural health monitoring with piezoelectric wafer active sensors“. Second Edition. Oxford: Academic Press, 2014. doi: 10.1016/C2013-0-00155-7 (siehe S. 13, 21–23, 37).
- [56] V. Giurgiutiu. „Structural health monitoring with piezoelectric wafer active sensors – predictive modeling and simulation“. In: *Incas Bulletin* 2.3 (2010), S. 31–44. doi: 10.13111/2066-8201.2010.2.3.4 (siehe S. 21, 22).
- [57] D. Göge und M. Link. „Assessment of computational model updating procedures with regard to model validation“. In: *Aerospace Science and Technology* 7.1 (2003), S. 47–61. doi: 10.1016/S1270-9638(02)01193-8 (siehe S. 58, 59, 65, 94, 96, 97, 101, xxxv, xxxvi).
- [58] G. F. Gomes u. a. „A Review of Vibration Based Inverse Methods for Damage Detection and Identification in Mechanical Structures Using Optimization Algorithms and ANN“. In: *Archives of Computational Methods in Engineering* 26 (2019), S. 883–897. doi: 10.1007/s11831-018-9273-4 (siehe S. 19).
- [59] H. Grafe. „Model updating of large structural dynamics models using measured response functions“. Dissertation. London: Imperial College London, 1999 (siehe S. 39, 91, 94, 95, xxxv, xxxvi).
- [60] N. Guo u. a. „Model updating using correlation analysis of strain frequency response function“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 70-71 (2016), S. 284–299. doi: 10.1016/j.ymssp.2015.09.036 (siehe S. 105, xxxvi).
- [61] P. Guy und T. Monnier. „Structural Health Monitoring with Piezoelectric Sensors“. In: *Structural Health Monitoring*. John Wiley & Sons, Ltd, 2006, S. 287–377. doi: 10.1002/9780470612071.ch4 (siehe S. 23).
- [62] M. T. Hagan u. a. „Neural network design“. 2. Aufl. Stillwater: Martin Hagan, 2014. ISBN: 0971732116 (siehe S. 84).
- [63] P. N. Halimah u. a. „The Concept of Sandwich Panel Structures for Battery Protections in Electric Vehicles Subjected to Ground Impact“. In: *5th International Conference on Electric Vehicular Technology, ICEVT*. Surakarta, 30.–31. Okt. 2018. Institute of Electrical und Electronics Engineers (IEEE), 2018, S. 142–146. doi: 10.1109/ICEVT.2018.8628355 (siehe S. 34).
- [64] J. Heaton. „Applications of Deep Neural Networks with Keras“. Jeff Heaton, 2020. ISBN: 9798416344269 (siehe S. 25–29, 46, 84, 85).
- [65] S. Herrmann u. a. „Structural Health Monitoring for Carbon Fiber Resin Composite Car Body Structures. Proceedings of the 5th International Conference, ICSAT“. In: J. Wellnitz, A. Subic und R. Trufin (hrsg. von). *Sustainable Automotive Technologies 2013*. Ingolstadt, 25.–27. Sep. 2013. Cham: Springer International Publishing, 2014, S. 75–96. ISBN: 978-3-319-01884-3 (siehe S. 9, 33).
- [66] W. Heylen und S. Lammens. „FRAC: a consistent way of comparing frequency response functions“. In: *Proceedings of the conference on identification in engineering systems*. Swansea, 3. Jan. 1996. 1996, S. 48–57. ISBN: 0860761363 (siehe S. 96, xxxv, xxxvi).

- 
- [67] R. Hou und Y. Xia. „Review on the new development of vibration-based damage identification for civil engineering structures: 2010–2019“. In: *Journal of Sound and Vibration* 491 (2021), S. 115741. DOI: 10.1016/j.jsv.2020.115741 (siehe S. 48).
- [68] H. Hu, H. Luo und X. Deng. „Health Monitoring of Automotive Suspensions: A LSTM Network Approach“. In: *Shock and Vibration* 2021 (2021), S. 1–11. DOI: 10.1155/2021/6626024 (siehe S. 2, 33).
- [69] M. Huber. „VWs Zukunft beruht auf der MEB-Plattform – alles zur E-Bodengruppe“. 2022. URL: <https://www.autobild.de/artikel/vw-meb-plattform-bodengruppe-basis-akku-motor-id.3-id.4-id.buzz-el-born-nyaq-iv-ford-18800545.html> (besucht am 29.01.2023) (siehe S. 35).
- [70] International Organization for Standardization. „ISO 20653:2013-2: Road vehicles - Degrees of protection (IP code) - Protection of electrical equipment against foreign objects, water and access“. 2013 (siehe S. 9).
- [71] A. K. Kedare und K. Mundada. „Miniaturized Device for SHM Using Electromechanical Impedance Technique“. In: S. Smys, R. Bestak und Á. Rocha (hrsg. von). *Proceedings of the conference on Inventive Computation Technologies, ICICT*. Bd. 98. Coimbatore, 29.–30. Aug. 2019. Cham: Springer International Publishing, 2020, S. 94–103. DOI: 10.1007/978-3-030-33846-6\_11 (siehe S. 37).
- [72] Keuerleber M. „Bestimmung des Elastizitätsmoduls von Kunststoffen bei hohen Dehnraten am Beispiel von PP“. Dissertation. Stuttgart: Universität Stuttgart, 2006. DOI: 10.18419/opus-1700 (siehe S. xxxii, xxxiii).
- [73] F. Khoshnoudian und S. Talaei. „A New Damage Index Using FRF Data, 2D-PCA Method and Pattern Recognition Techniques“. In: *International Journal of Structural Stability and Dynamics* 17.08 (2017), S. 1750090. DOI: 10.1142/S0219455417500900 (siehe S. 18, 47, 80).
- [74] F. P. Kopsaftopoulos und S. D. Fassois. „A vibration model residual-based sequential probability ratio test framework for structural health monitoring“. In: *Structural Health Monitoring* 14.4 (2015), S. 359–381. DOI: 10.1177/1475921715580499 (siehe S. 2).
- [75] F. P. Kopsaftopoulos und S. D. Fassois. „Vibration based health monitoring for a lightweight truss structure: Experimental assessment of several statistical time series methods“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 24.7 (2010), S. 1977–1997. DOI: 10.1016/j.ymsp.2010.05.013 (siehe S. 17).
- [76] R. Korthauer. „Lithium-ion batteries: basics and applications“. Berlin, Heidelberg: Springer, 2018. DOI: 10.1007/978-3-662-53071-9 (siehe S. 5, 6).
- [77] P. Kotter. „Experimentelle Analyse und phänomenologisch basierte Modellierung des Deformationsverhaltens von prismatischen Lithium-Ionen-Zellen unter mechanischer Last“. Dissertation. Darmstadt: Technische Universität Darmstadt, 2019. DOI: 10.25534/tuprints-00014040 (siehe S. 1, 7, 33).
- [78] M. Kuhn und K. Johnson. „Applied Predictive Modeling“. New York: Springer, 2013. DOI: 10.1007/978-1-4614-6849-3 (siehe S. 24–29, 31, 46, 84).
- [79] M. Kuhn und K. Johnson. „Feature engineering and selection: A practical approach for predictive models“. Taylor & Francis Ltd, 2019. ISBN: 1138079227 (siehe S. 15, 30, 31).
- [80] W.-J. Lai, M. Y. Ali und J. Pan. „Mechanical behavior of representative volume elements of lithium-ion battery modules under various loading conditions“. In: *Journal of Power Sources* 248 (2014), S. 789–808. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2013.09.128 (siehe S. 68).



- 
- [81] X. Lai u. a. „A Review of Lithium-Ion Battery Failure Hazards: Test Standards, Accident Analysis, and Safety Suggestions“. In: *Batteries* 8.11 (2022). DOI: 10.3390/batteries8110248 (siehe S. 1, 9).
- [82] S. A. Lane u. a. „Correlation and Error Metrics for Plant Identification of On-Orbit Space Structures“. In: *Journal of Spacecraft and Rockets* 44.3 (2007), S. 710–721. DOI: 10.2514/1.24583 (siehe S. 93–96, 98, 101, xxxv, xxxvi).
- [83] T. Lauwagie u. a. „Model updating using operational data“. In: *International Conference on Noise and Vibration Engineering (ISMA)*. Leuven, 20.–22. Sep. 2010. Leuven: Katholieke Universiteit Leuven, 2010, S. 2669–2678. ISBN: 9789073802872 (siehe S. xxxv, xxxvi).
- [84] D. Lee, T.-S. Ahn und H.-S. Kim. „A metric on the similarity between two frequency response functions“. In: *Journal of Sound and Vibration* 436 (2018), S. 32–45. DOI: 10.1016/j.jsv.2018.08.051 (siehe S. 97, xxxvi).
- [85] C. Lein und M. Beitelshmidt. „Comparative study of model correlation methods with application to model order reduction“. In: P. Sas, D. Moens und H. Denayer (Hrsg. von). *Proceedings of the 26th International Conference on Noise and Vibration Engineering, ISMA*. Bd. 1 von 6. Leuven, 15.–17. Sep. 2014. Leuven: Katholieke Universiteit Leuven, 2014. ISBN: 9789073802919 (siehe S. 39, 105).
- [86] G. Li und Q. Zhao. „Minimum entropy deconvolution optimized sinusoidal synthesis and its application to vibration based fault detection“. In: *Journal of Sound and Vibration* 390 (2017), S. 218–231. DOI: 10.1016/j.jsv.2016.11.033 (siehe S. 9).
- [87] X. Y. Li u. a. „Covariance of dynamic strain responses for structural damage detection“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 95 (2017), S. 90–105. DOI: 10.1016/j.ymsp.2017.03.020 (siehe S. 16).
- [88] M. P. Limongelli u. a. „Towards extraction of vibration-based damage indicators. 8th European Workshop on Structural Health Monitoring (EWSHM 2016), Bilbao, 5.-8. Jul. 2016“. In: *e-Journal of Nondestructive Testing* 21.8 (2016). URL: <https://www.ndt.net/?id=20004> (siehe S. 15, 16, 18).
- [89] M. Link und M. Weiland. „Damage identification by multi-model updating in the modal and in the time domain“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 23.6 (2009), S. 1734–1746. DOI: 10.1016/j.ymsp.2008.11.009 (siehe S. 94, 101).
- [90] Y. Lu und J. Tang. „On time-frequency domain feature extraction of wave signals for structural health monitoring“. In: *Measurement* 114 (2018), S. 51–59. DOI: 10.1016/j.measurement.2017.09.016 (siehe S. 21, 22).
- [91] N. Lutsey und M. Nicholas. „Update on electric vehicle costs in the United States through 2030“. International Council on Clean Transportation, Working Paper No. 2019-06, 2019. URL: <https://theicct.org/publication/update-on-electric-vehicle-costs-in-the-united-states-through-2030/> (besucht am 29.01.2023) (siehe S. 2).
- [92] N. M. M. Maia u. a. „Damage Detection in Structures: From Mode Shape to Frequency Response Function Methods“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 17.3 (2003), S. 489–498. DOI: 10.1006/mssp.2002.1506 (siehe S. 18).
- [93] N.M.M. Maia u. a. „Damage detection and quantification using transmissibility“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 25.7 (2011), S. 2475–2483. ISSN: 0888-3270. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2011.04.002> (siehe S. 18, 92, 101, 105, xxxv, xxxvi).

- 
- [94] Z. Mao und M. D. Todd. „Uncertainty Modeling and Quantification for Structural Health Monitoring Features Derived from Frequency Response Estimation“. In: *Key Engineering Materials* 569 (2013), S. 1148–1155. DOI: 10.4028/www.scientific.net/KEM.569-570.1148 (siehe S. 94, 99, xxxvi).
- [95] Marcus S. „Simulation of a lightweight battery housing made from Long Fibre Reinforced Thermoplastics (LFT) with local UD-Tape reinforcements“. 2022. URL: <https://www.partengineering.com/en/blog/article/design-of-battery-housings-with-local-continuous-fiber-reinforcement-ud-tapes> (besucht am 08.01.2023) (siehe S. 34).
- [96] T. Marinone und A. Moya. „Comparison of FRF correlation techniques“. In: H. S. Atamturktur u. a. (Hrsg. von). *Model Validation and Uncertainty Quantification*. Bd. 3. Cham: Springer International Publishing, 2015, S. 299–309. DOI: 10.1007/978-3-319-15224-0\_32 (siehe S. 91, 96, 98, 99, 101, 103, xxxvi).
- [97] Meissner, D. „Auswertung von Unfallstatistiken von Elektrofahrzeugen in Bezug auf die Unfallursache. Projekt ALBERO, AP2.2“. Institut für Sicherheitstechnik/Schiffssicherheit e.V., 2021. URL: [https://alberoprojekt.de/index\\_htm\\_files/AP%202.2%20Auswertung%20von%20Unfallstatistiken%20von%20Elektrofahrzeugen%20in%20Bezug%20auf%20die%20Unfallursache.pdf](https://alberoprojekt.de/index_htm_files/AP%202.2%20Auswertung%20von%20Unfallstatistiken%20von%20Elektrofahrzeugen%20in%20Bezug%20auf%20die%20Unfallursache.pdf) (besucht am 29.01.2023) (siehe S. 1, 2).
- [98] K. P. Menard. „Dynamic Mechanical Analysis: A Practical Introduction“. 2. Aufl. Boca Raton: Taylor & Francis, 2008. DOI: 10.1201/9781420053135 (siehe S. xxxi).
- [99] Mercedes-Benz AG. „EQA - Technische Daten“. 2023. URL: <https://www.mercedes-benz.de/passengercars/mercedes-benz-cars/models/eqa/specifications.html> (besucht am 31.01.2023) (siehe S. 35).
- [100] J. F. Mercer, G. S. Aglietti und A. M. Kiley. „Modal and Frequency Domain Based Techniques for Finite Element Model Correlation“. In: M. Papadrakakis, V. Papadopoulos und V. Plevris (Hrsg. von). *Proceedings of the 5th ECCOMAS Thematic Conference on Computational Methods in Structural Dynamics and Earthquake Engineering, COMPDYN*. Kreta, 25.–27. Mai 2015. 2015, S. 191–208. DOI: <https://doi.org/10.7712/120115.3389.752> (siehe S. 39, 94, 105, xxxv, xxxvi).
- [101] V. Meruane und W. Heylen. „Damage detection with parallel genetic algorithms and operational modes“. In: *Structural Health Monitoring* 9.6 (2010), S. 481–496. DOI: 10.1177/1475921710365400 (siehe S. 2, 37, 55).
- [102] V. Meruane und A. Ortiz-Bernardin. „Structural damage assessment using linear approximation with maximum entropy and transmissibility data“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 54-55 (2015), S. 210–223. ISSN: 0888-3270. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2014.08.018> (siehe S. 2, 33).
- [103] V. Meruane, S. de Rosa. und F. Franco. „Numerical and experimental results for the frequency response of plates in similitude“. In: *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science* 230.18 (2016), S. 3212–3221. DOI: 10.1177/0954406215610148 (siehe S. 99, xxxvi).
- [104] M. Mitra und S. Gopalakrishnan. „Guided wave based structural health monitoring: A review“. In: *Smart Materials and Structures* 25.5 (2016), S. 053001. DOI: 10.1088/0964-1726/25/5/053001 (siehe S. 2, 21, 22, 24).

- 
- [105] D. Montalvao, N. M. M. Maia und A. M. R. Ribeiro. „A Review of Vibration-based Structural Health Monitoring with Special Emphasis on Composite Materials“. In: *The Shock and Vibration Digest* 38 (2006), S. 295–324. DOI: 10.1177/0583102406065898 (siehe S. 58, 59, xxxv, xxxvi).
- [106] D. Morche u. a. „Fahrzeugkonzeption für die Elektromobilität“. In: A. Kampker, D. Vallée und A. Schnettler (hrsg. von). *Elektromobilität: Grundlagen einer Zukunftstechnologie*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013, S. 149–234. DOI: 10.1007/978-3-642-31986-0\_5 (siehe S. 7–9, 33).
- [107] A. A. Mosavi u. a. „Identifying damage locations under ambient vibrations utilizing vector autoregressive models and Mahalanobis distances“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 26 (2012), S. 254–267. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2011.06.009> (siehe S. 16, 17).
- [108] MSC. „MSC Nastran 2019.2: Dynamic Analysis User’s Guide“. 2019 (siehe S. 65).
- [109] MSC. „MSC Nastran 2019.2: Quick Reference Guide“. 2019 (siehe S. 66, 67).
- [110] L. Nasdala. „FEM-Formelsammlung Statik und Dynamik. Hintergrundinformationen, Tipps und Tricks“. 3. Aufl. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2015. DOI: 10.1007/978-3-658-06630-7 (siehe S. 67).
- [111] D. J. Nefske und S. H. Sung. „Correlation of a coarse-mesh finite element model using structural system identification and a frequency response assurance criterion“. In: *Proceedings of the 14th International Modal Analysis Conference, IMAC*. Dearborn, 12.–15. Feb. 1996. Society for Experimental Mechanics Inc, 1996, S. 597–602. ISBN: 0912053496 (siehe S. 96, xxxv, xxxvi).
- [112] K.-D. Nguyen. „Structural Damage Identification using Experimental Modal Parameters via Correlation Approach“. Dissertation. Queensland: Queensland University of Technology, 2018. DOI: 10.5204/thesis.eprints.117289 (siehe S. 39, 47).
- [113] C. Nowakowski u. a. „Model reduction of an elastic crankshaft for elastic multibody simulations“. In: *ZAMM - Journal of Applied Mathematics and Mechanics* 93.4 (2013), S. 198–216. DOI: <https://doi.org/10.1002/zamm.201200054> (siehe S. 97, xxxvi).
- [114] M. A. de Oliveira u. a. „A new approach for structural damage detection exploring the singular spectrum analysis“. In: *Journal of Intelligent Material Systems and Structures* 28.9 (2017), S. 1160–1174. DOI: 10.1177/1045389X16667549 (siehe S. 21).
- [115] W. Ostachowicz, R. Soman und P. Malinowski. „Optimization of sensor placement for structural health monitoring: a review“. In: *Structural Health Monitoring* 18.3 (2019), S. 963–988. DOI: 10.1177/1475921719825601 (siehe S. 49, 81).
- [116] G. Park und D. J. Inman. „Impedance-Based Structural Health Monitoring“. In: D.J. Inman u. a. (hrsg. von). *Damage Prognosis: For Aerospace, Civil and Mechanical Systems*. John Wiley & Sons, Ltd, 2005, S. 275–292. DOI: 10.1002/0470869097.ch13 (siehe S. 23).
- [117] Rodrigo Pascual, Jean-Claude Golinval und Mario Razeto. „A frequency domain correlation technique for model correlation and updating“. In: *Proceedings of the 15th International Modal Analysis Conference, IMAC*. Orlando, 3.–6. Feb. 1997. Bethel: Society for Experimental Mechanics, pp. 587–592. ISBN: 0912053534 (siehe S. 39, 94–96, 104, xxxv, xxxvi).
- [118] B. Peeters u. a. „Automotive and aerospace applications of the PolyMAX modal parameter estimation method“. In: *Proceedings of the 22nd International Modal Analysis Conference, IMAC*. Dearborn, 26.–29. Jan. 2004. Bethel: Society for Experimental Mechanics, 2004. ISBN: 9781604238020 (siehe S. 97, 98, xxxvi).

- 
- [119] B. Peeters u. a. „The PolyMAX frequency-domain method: a new standard for modal parameter estimation?“ In: *Shock and Vibration* 11.3-4 (2004), S. 395–409. DOI: 10.1155/2004/523692 (siehe S. xxxvi).
- [120] H. Peng, F. Long und C. Ding. „Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy“. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 27.8 (2005), S. 1226–1238. DOI: 10.1109/TPAMI.2005.159 (siehe S. 32).
- [121] M. A. Pérez, J. Font-Moré und J. Fernández-Esmerats. „Structural damage assessment in lattice towers based on a novel frequency domain-based correlation approach“. In: *Engineering Structures* 226 (2021), S. 111329. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2020.111329> (siehe S. xxxv, xxxvi).
- [122] M. A. Pérez und R. Serra-López. „A frequency domain-based correlation approach for structural assessment and damage identification“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 119 (2019), S. 432–456. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2018.09.042> (siehe S. 19, 50, 94, 104, xxxv, xxxvi).
- [123] M. A. Pérez u. a. „High-velocity ice impact damage quantification in composite laminates using a frequency domain-based correlation approach“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 147 (2021), S. 107124. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.107124> (siehe S. 50, 94, 95, xxxv, xxxvi).
- [124] H. Popp u. a. „Mechanical frequency response analysis of lithium-ion batteries to disclose operational parameters“. In: *Energies* 11.3 (2018), S. 541. DOI: 10.3390/en11030541 (siehe S. 48).
- [125] M. C. Porcu u. a. „Effectiveness of the FRF curvature technique for structural health monitoring“. In: *Construction and Building Materials* 226 (2019), S. 173–187. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.07.123> (siehe S. 18).
- [126] L. K. Pratama u. a. „Design and Numerical Analysis of Electric Vehicle Li-Ion Battery Protections Using Lattice Structure Undergoing Ground Impact“. In: *World Electric Vehicle Journal* 13.1 (2022). DOI: 10.3390/wevj13010010 (siehe S. 34).
- [127] L. Quankun. „Frequency Domain Methods for Fault Diagnosis in Complex Structures with Inherent Nonlinearities“. Dissertation. Hong Kong: Polytechnic University Hong Kong, 2020. URL: <https://theses.lib.polyu.edu.hk/handle/200/10472> (besucht am 29. 01. 2023) (siehe S. 20).
- [128] RCAR. „RCAR Bumper Test“. 2020. URL: [https://www.rcar.org/images/papers/procedures/RCAR\\_Bumper\\_Test\\_Procedure\\_2\\_2%20-%202020.pdf](https://www.rcar.org/images/papers/procedures/RCAR_Bumper_Test_Procedure_2_2%20-%202020.pdf) (besucht am 29. 01. 2023) (siehe S. 9).
- [129] S. Reitberger. „Report defekte E-Auto-Akkus: Wie aufwändig die Reparatur ist und was sie kostet“. 2022. URL: [https://efahrer.chip.de/news/report-defekte-e-auto-akkus-wie-aufwaendig-die-reparatur-ist-und-was-sie-kostet\\_107843](https://efahrer.chip.de/news/report-defekte-e-auto-akkus-wie-aufwaendig-die-reparatur-ist-und-was-sie-kostet_107843) (besucht am 08. 01. 2023) (siehe S. 2).
- [130] P. Roesch. „Virtuelle Lebensdaueranalyse von Leichtbau-Strukturen unter Berücksichtigung des Steifigkeitsverhaltens im Betrieb“. Dissertation. Darmstadt: Technische Universität Darmstadt, 2019. DOI: 10.25534/tuprints-00009474 (siehe S. 33, 48, 66).
- [131] A. Rytter. „Vibrational based inspection of civil engineering structures“. Dissertation. Aalborg: University of Aalborg, 1993. ISSN: 0902-7513 (siehe S. 12).

- 
- [132] R. P. C. Sampaio und N. M. M. Maia. „Strategies for an efficient indicator of structural damage“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 23.6 (2009), S. 1855–1869. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2008.07.015> (siehe S. 92, 93, xxxv, xxxvi).
- [133] R. P. C. Sampaio, N. M. M. Maia und J. M. M. Silva. „Damage Detection using the Frequency-Response-Function Curvature Method“. In: *Journal of Sound and Vibration* 226.5 (1999), S. 1029–1042. DOI: <https://doi.org/10.1006/jsvi.1999.2340> (siehe S. 18).
- [134] R. P. C. Sampaio u. a. „A simple damage detection indicator using operational deflection shapes“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 72-73 (2016), S. 629–641. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.10.023> (siehe S. 92, 93, 98, xxxv).
- [135] K. Scharnhorst. „Angles in Complex Vector Spaces“. In: *Acta Applicandae Mathematica* 69 (2001), S. 95–103. DOI: 10.1023/A:1012692601098 (siehe S. 94).
- [136] P. Sieben. „Elektroauto ist deutlich teurer bei Reparaturen“. 2021. URL: <https://www.ingenieur.de/technik/fachbereiche/verkehr/elektroauto-reparatur-akku/> (besucht am 09.01.2023) (siehe S. 2).
- [137] T. A. N. Silva, N. M. M. Maia und J. I. Barbosa. „A model updating technique based on FRFs for damped structures“. In: P. Sas, D. Moens und S. Jonckheere (hrsg. von). *Proceedings of the 25th International Conference on Noise and Vibration Engineering, ISMA*. Leuven, 17.–19. Sep. 2012. Katholieke Universiteit Leuven, 2012, S. 2213–2226. ISBN: 9789073802896 (siehe S. xxxv, xxxvi).
- [138] J. D. Sipple und M. Sanayei. „Finite element model updating using frequency response functions and numerical sensitivities“. In: *Structural Control and Health Monitoring* 21.5 (), S. 784–802. DOI: <https://doi.org/10.1002/stc.1601> (siehe S. 98, xxxvi).
- [139] L. Sisca u. a. „Validation of a Numerical-Experimental Methodology for Structural Health Monitoring on Automotive Components“. In: *Proceedings of the ASME 2021 Conference on Smart Materials, Adaptive Structures and Intelligent Systems*. virtual/online, 14.–15. Sep. 2014. The American Society of Mechanical Engineers, 2021. DOI: 10.1115/SMASIS2021-68159 (siehe S. 2, 33).
- [140] H. Sohn. „Effects of environmental and operational variability on structural health monitoring“. In: *Philosophical transactions. Series A, Mathematical, physical, and engineering sciences* 365 (2007), S. 539–560. DOI: 10.1098/rsta.2006.1935 (siehe S. 48).
- [141] P. Sun u. a. „A review of battery fires in electric vehicles“. In: *Fire technology* 56 (2020), S. 1361–1410. DOI: 10.1007/s10694-019-00944-3 (siehe S. 1, 2).
- [142] Y. Tan und L. Zhang. „Computational methodologies for optimal sensor placement in structural health monitoring: A review“. In: *Structural Health Monitoring* 19.4 (2020), S. 1287–1308. DOI: 10.1177/1475921719877579 (siehe S. 49, 81).
- [143] K. F. Tee. „Time Series Analysis for Vibration-Based Structural Health Monitoring: A Review“. In: *Structural Durability & Health Monitoring* 12.3 (2018), S. 129–147. DOI: 10.3970/sdhm.2018.04316 (siehe S. 16, 17).
- [144] P. Thomes u. a. „Grundlagen“. In: A. Kampker, D. Vallée und A. Schnettler (hrsg. von). *Elektromobilität: Grundlagen einer Zukunftstechnologie*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013, S. 5–58. DOI: 10.1007/978-3-642-31986-0\_2 (siehe S. 5–7, 36).

- 
- [145] D. A. Tibaduiza, L. E. Mujica und J. Rodellar. „Damage classification in structural health monitoring using principal component analysis and self-organizing maps“. In: *Structural Control and Health Monitoring* 20.10 (2013), S. 1303–1316. DOI: <https://doi.org/10.1002/stc.1540> (siehe S. 24).
- [146] D. A. Tibaduiza Burgos u. a. „Damage Identification in Structural Health Monitoring: A Brief Review from its Implementation to the Use of Data-Driven Applications“. In: *Sensors (Basel, Switzerland)* 20.3 (2020). ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s20030733. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/3/733> (siehe S. 11, 12).
- [147] G. Toh und J. Park. „Review of Vibration-Based Structural Health Monitoring Using Deep Learning“. In: *Applied Sciences* 10.5 (2020). DOI: 10.3390/app10051680 (siehe S. 25).
- [148] L. van der Maaten. „Accelerating t-SNE using tree-based algorithms“. In: *The Journal of Machine Learning Research* 15.1 (2014), S. 3221–3245. ISSN: 1532-4435 (siehe S. 82).
- [149] L. van der Maaten und G. Hinton. „Visualizing data using t-SNE“. In: *Journal of Machine Learning Research* 9.86 (2008), S. 2579–2605. URL: <http://jmlr.org/papers/v9/vandermaaten08a.html> (besucht am 29. 01. 2023) (siehe S. 82).
- [150] Z.-F. Wang u. a. „Influence of Road Excitation and Steering Wheel Input on Vehicle System Dynamic Responses“. In: *Applied Sciences* 7.6 (2017). DOI: 10.3390/app7060570 (siehe S. 58).
- [151] Wang J. u. a. „Operational Modal Analysis for Automobile“. In: Ying Zhang (Hrsg. von). *Future Communication, Computing, Control and Management*. Bd. 1. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012, S. 525–532. DOI: 10.1007/978-3-642-27311-7\_70 (siehe S. 58).
- [152] B. Xia u. a. „Experimental and Simulation Modal Analysis of a Prismatic Battery Module“. In: *Energies* 13.8 (2020). DOI: 10.3390/en13082046 (siehe S. 56, 66–69).
- [153] Y. Xia u. a. „Damage of cells and battery packs due to ground impact“. In: *Journal of Power Sources* 267 (2014), S. 78–97. ISSN: 0378-7753. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.05.078> (siehe S. 34).
- [154] K.-J. Xing. „Experiments and Simulation in Structural Health Monitoring Systems using the E/M Impedance and Cross Transfer Function Methods“. Dissertation. Siegen: Universität Siegen, 2015. URL: <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:hbz:467-10055> (besucht am 29. 01. 2023) (siehe S. 11).
- [155] A.-M. Yan und J.-C. Golinval. „Model updating based on frequency response functions using a general finite element code“. In: *European journal of mechanical and environmental engineering* 48.3 (2003), S. 149–162. ISSN: 1371-6980 (siehe S. 95, xxxv).
- [156] J. C. Yun und S. J. Park. „Development of Representative Volume Element Homogenization Model for Predicting Transversely Isotropic Elasticity of Lithium-Ion Batteries“. In: *Journal of Engineering Materials and Technology* 139.4 (2017), S. 041008. DOI: 10.1115/1.4036709 (siehe S. 66–69).
- [157] C. Zang, M. I. Friswell und M. Imregun. „Structural Health Monitoring and Damage Assessment Using Frequency Response Correlation Criteria“. In: *Journal of Engineering Mechanics* 133.9 (2007), S. 981–993. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9399(2007)133:9(981) (siehe S. 19, 50, 58, xxxv, xxxvi).
- [158] C. Zang, Michael I. Friswell und M. Imregun. „Structural health monitoring and damage assessment using measured FRFs from multiple sensors, part I: The indicator of correlation criteria“. In: *Key Engineering Materials* 245-246 (2003), S. 131–140. DOI: 10.4028/www.scientific.net/KEM.245-246.131 (siehe S. 19, 50, xxxvi).

- 
- [159] C. Zang, Michael I. Friswell und M. Imregun. „Structural health monitoring and damage assessment using measured FRFs from multiple sensors, Part II: Decision making with RBF networks“. In: *Key Engineering Materials* 245-246 (2003), S. 141–148. DOI: 10.4028/www.scientific.net/KEM.245-246.141 (siehe S. 19, 50, 58, 59, 105, xxxv, xxxvi).
- [160] C. Zang, H. Grafe und M. Imregun. „Frequency-Domain Criteria for Correlating and Updating Dynamic Finite Element Models“. In: *Mechanical Systems and Signal Processing* 15.1 (2001), S. 139–155. DOI: <https://doi.org/10.1006/mssp.2000.1357> (siehe S. 65, 91, 95, xxxv, xxxvi).
- [161] C. Zang und M. Imregun. „Combined neural network and reduced FRF techniques for slight damage detection using measured response data“. In: *Archive of Applied mechanics* 71 (2001), S. 525–536. DOI: 10.1007/s004190100154 (siehe S. 24).
- [162] C. Zang und M. Imregun. „Structural Damage Detection using Artificial Neural Networks and measured FRF Data reduced via Principal Component Projection“. In: *Journal of Sound and Vibration* 242.5 (2001), S. 813–827. DOI: <https://doi.org/10.1006/jsvi.2000.3390> (siehe S. 18, 24).
- [163] Z. Zhao, R. Anand und M. Wang. „Maximum relevance and minimum redundancy feature selection methods for a marketing machine learning platform“. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics, DSAA*. 2019, S. 442–452. DOI: 10.1109/DSAA.2019.00059 (siehe S. 32).
- [164] Y. Zhou u. a. „Fault detection of aircraft based on support vector domain description“. In: *Computers & Electrical Engineering* 61 (2017), S. 80–94. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2017.06.016> (siehe S. 24).
- [165] Y.-L. Zhou und M. Abdel Wahab. „Cosine based and extended transmissibility damage indicators for structural damage detection“. In: *Engineering Structures* 141 (2017), S. 175–183. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2017.03.030> (siehe S. 19, 58, 94).
- [166] Y.-L. Zhou u. a. „Damage Detection and Quantification Using Transmissibility Coherence Analysis“. In: *Shock and Vibration* 2015 (2015), S. 16. DOI: 10.1155/2015/290714 (siehe S. 99).
- [167] Y.-L. Zhou u. a. „Damage detection in structures using a transmissibility-based Mahalanobis distance“. In: *Structural Control and Health Monitoring* 22.10 (2015), S. 1209–1222. DOI: <https://doi.org/10.1002/stc.1743> (siehe S. xxxvi).
- [168] Y.-L. Zhou u. a. „Output-Based Structural Damage Detection by Using Correlation Analysis Together with Transmissibility“. In: *Materials* 10.8 (2017). DOI: 10.3390/ma10080866 (siehe S. 2, 19, 98, xxxvi).
- [169] J. Zhu u. a. „Structural Designs for Electric Vehicle Battery Pack against Ground Impact“. SAE Technical Paper 2018-01-1438, 2018. DOI: <https://doi.org/10.4271/2018-01-1438>. (siehe S. 34).
- [170] O. C. Zienkiewicz, R. L. Taylor und J. Z. Zhu. „Plate bending approximation. Thin (Kirchhoff) plates and C1 continuity requirements“. In: *The Finite Element Method Set*. 6. Aufl. Oxford: Elsevier, 2005, S. 323–381. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-075066431-8.50198-3> (siehe S. 108).