

Karlsruher Schriftenreihe
Fahrzeugsystemtechnik

Lars Brinkschulte

Assistenzsysteme zur Reduktion des Schädigungsverhaltens von Komponenten einer mobilen Arbeitsmaschine



Scientific
Publishing

Lars Brinkschulte

**Assistenzsysteme zur Reduktion
des Schädigungsverhaltens
von Komponenten einer
mobilen Arbeitsmaschine**

**Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik
Band 90**

Herausgeber

FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

Prof. Dr. rer. nat. Frank Gauterin

Prof. Dr.-Ing. Marcus Geimer

Prof. Dr.-Ing. Peter Gratzfeld

Prof. Dr.-Ing. Frank Henning

Das Institut für Fahrzeugsystemtechnik besteht aus den Teilinstituten Bahnsystemtechnik, Fahrzeugtechnik, Leichtbautechnologie und Mobile Arbeitsmaschinen.

Eine Übersicht aller bisher in dieser Schriftenreihe erschienenen Bände finden Sie am Ende des Buchs.

Assistenzsysteme zur Reduktion des Schädigungsverhaltens von Komponenten einer mobilen Arbeitsmaschine

von
Lars Brinkschulte

Karlsruher Institut für Technologie
Institut für Fahrzeugsystemtechnik

Assistenzsysteme zur Reduktion des Schädigungsverhaltens
von Komponenten einer mobilen Arbeitsmaschine

Zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktors der
Ingenieurwissenschaften von der KIT-Fakultät für Maschinenbau des
Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) genehmigte Dissertation
von Lars Brinkschulte, M.Sc.

Tag der mündlichen Prüfung: 15. Dezember 2020
Erster Gutachter: Prof. Dr.-Ing. M. Geimer
Zweiter Gutachter: Prof. Dr.-Ing. H.-J. Meyer

Impressum



Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
KIT Scientific Publishing
Straße am Forum 2
D-76131 Karlsruhe

KIT Scientific Publishing is a registered trademark
of Karlsruhe Institute of Technology.
Reprint using the book cover is not allowed.

www.ksp.kit.edu



*This document – excluding the cover, pictures and graphs – is licensed
under a Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License
(CC BY-SA 4.0): <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.en>*



*The cover page is licensed under a Creative Commons
Attribution-No Derivatives 4.0 International License (CC BY-ND 4.0):
<https://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/deed.en>*

Print on Demand 2021 – Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

ISSN 1869-6058
ISBN 978-3-7315-1089-5
DOI 10.5445/KSP/1000130176

Assistenzsysteme zur Reduktion des Schädigungsverhaltens von Komponenten einer mobilen Arbeitsmaschine

zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

bei der KIT-Fakultät für Maschinenbau
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

Dissertation

von

M. Sc. Lars Brinkschulte

Tag der mündlichen Prüfung: 15. Dezember 2020

Erster Gutachter: Prof. Dr.-Ing. M. Geimer

Zweiter Gutachter: Prof. Dr.-Ing. H.-J. Meyer

Vorwort des Herausgebers

Mobile Arbeitsmaschinen nehmen heute häufig eine Schlüsselstellung ein, ohne die eine Arbeitsaufgabe nicht ausgeführt werden kann. Die Verfügbarkeit einer Maschine ist dabei von großer Bedeutung, um einen störungsfreien Prozessablauf zu gewährleisten. Der ungeplante Ausfall einer Maschine kann bis zum Erliegen des gesamten Prozesses führen. Häufig werden bei solchen Schlüsselmaschinen daher präventive Wartungen durchgeführt, die mit hohen Kosten verbunden sind, aber singuläre Ereignisse nicht erfassen können. Ein schädigungsoptimierter Betrieb der Fahrzeuge ohne Leistungseinbußen wäre somit von großem Nutzen.

Die Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik widmet sich Themen der Steuerung und des optimierten Betriebs von Fahrzeugen. Für die Fahrzeuggattungen Pkw, Nfz, Mobile Arbeitsmaschinen und Bahnfahrzeuge werden in der Schriftenreihe Forschungsarbeiten vorgestellt, die Fahrzeugtechnik auf vier Ebenen beleuchten: das Fahrzeug als komplexes mechatronisches System, die Fahrer-Fahrzeug-Interaktion, das Fahrzeug im Verkehr und Infrastruktur sowie das Fahrzeug in Gesellschaft und Umwelt.

Die Arbeit von Herrn Brinkschulte zeigt auf den Maschinenbediener und den Betriebszustand abgestimmte Assistenzsysteme für mobile Arbeitsmaschinen und greift im vorliegenden Band 90 das Thema des schädigungsreduzierten Betriebs von Fahrzeugen auf. In der vorliegenden Arbeit entwickelt Herr Brinkschulte Identifikationsmodule, mit denen der Betriebszustand, der Maschinenbediener, die Schüttgutmasse in der Schaufel eines Radladers und der Schwingungszustand einer Maschine bestimmt werden kann. Mit Hilfe der Module kann er ein Assistenzsystem, das auch maschinelle Lernverfahren beinhaltet, entwickeln, das die Schädigung auf ausgewählte Komponenten in Echtzeit bestimmt. Die Schädigungsmodelle vereinfacht er dabei mit physikalischen Modellen und Künstlichen Neuronalen Netzen. Schlussendlich kann er mit Hilfe einer modellbasierten Entwicklungsumgebung nachweisen, dass das entwickelte Assistenzsystem die Schädigung der Schwinge eines Radladers um bis zu 38,0 % und die der Achsen bei Transportfahrten um bis zu 41,5 % reduziert.

Kurzfassung

Die Kosten für den Betrieb einer mobilen Arbeitsmaschine werden außer durch die Aufwände für den Maschinenerwerb selbst und den Primärenergieträger ebenfalls durch die Wartungs- und Instandhaltungskosten bestimmt. Neben der Arbeitsaufgabe und dem Arbeitsumfeld bestimmt maßgeblich der Bediener die wartungsverursachende Komponenten- und Maschinenschädigung.

In dieser Arbeit werden, unter Anwendung von wissenschaftlichen und interdisziplinären Methoden, modulare Assistenzsysteme zur Schädigungsreduktion am Beispiel eines Radladers erforscht. Machine Learning basierte Identifikationsmodule liefern Informationen über den aktuellen und zukünftigen Fahr- und Arbeitszustand, den Maschinenbediener, die Schüttgutmasse und einzelne Systemgrößen. Schädigungsmodule mit komplexitätsreduzierten Modellierungsansätzen erlauben eine Berechnung der zu erwartenden Maschinenschädigung auf Maschinensteuerungssystemen. Diese Informationen und Berechnungsergebnisse bilden die Grundlage für eine Anpassung der Assistenzsystemparameter an die aktuelle Situation.

Die Einsatzmöglichkeiten und das Potential der Assistenzsysteme werden in einer modellbasierten Entwicklungsumgebung aufgezeigt. Hierzu wird auf Basis von Feldmessungen eine Referenzmaschine in ein holistisches Maschinenmodell mit einer Arbeitsumgebung und einem reaktiven Bediener überführt. Der dadurch entwickelte digitale Zwilling erlaubt eine virtuelle Erprobung der Assistenzsysteme unter einsatztypischen Randbedingungen. In modellbasierten Untersuchungen kann eine Schädigungsreduktion für jedes der untersuchten Assistenzsysteme nachgewiesen werden.

Stichworte: Assistenzsysteme, Schädigungsreduktion, Machine Learning, Modellbasierte Entwicklung, Radlader

Abstract

The operating costs of a mobile machine are defined by the service and maintenance costs in addition to the expenses for the purchase of the machine itself and the primary energy source. In addition to the working task and the operating environment, the operator has a significant influence on maintenance-related component and machine damage.

In this thesis, modular damage reduction assistance systems are investigated using scientific and interdisciplinary methods, exemplary shown on a wheel loader. Machine learning based identification modules provide information about the current and future driving and working state, the machine operator, the bulk material mass and system parameters. Damage modules with complexity reduced calculation approaches allow a quantification of the machine damage on conventional machine control systems. The information and respective results are the basis for adjusting the assistance system parameters to the current situation.

Possible applications and the potential of the assistance systems are demonstrated in a model-based development environment. By means of field measurements, a reference machine is transferred to a holistic machine model including a working environment and a reactive operator model. In model-based investigations, a damage reduction for each of the examined assistance systems can be demonstrated.

Keywords: assistance systems, damage reduction, machine learning, model-based development, wheel loader

Danksagung

Die vorliegende Arbeit ist während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter und Promotionsstudent am Institutsteil Mobile Arbeitsmaschinen (Mobima) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) entstanden.

Für die kompetente wissenschaftliche Betreuung und die Übernahme des Hauptreferats möchte ich mich bei meinem Doktorvater Prof. Dr.-Ing. Marcus Geimer herzlich bedanken. Der mir für diese Arbeit eingeräumte Freiraum am Institut ist nicht selbstverständlich. Neben der fachlichen Entwicklung kann ich zusätzlich auf eine Zeit der persönlichen Entwicklung zurückschauen.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Henning J. Meyer, Leiter des Instituts für Maschinenkonstruktion und Systemtechnik an der TU Berlin, danke ich für das Interesse an der Arbeit und für die Übernahme des Korreferats. Weiterhin bedanke ich mich herzlich bei Prof. Dr. Thomas Koch, Leiter des Instituts für Kolbenmaschinen (IFKM) am KIT, für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes.

Meinen Institutskollegen spreche ich ebenfalls ein großes Dankeschön aus. Vielen Dank für die fachliche, aber auch persönliche Unterstützung in zahlreichen Momenten, in denen Ihr mir freundschaftlich mit Rat und Tat zur Seite gestanden habt. Namentlich bedanken möchte ich mich ganz besonders bei meinem Bürokollegen Chris Geiger für die gemeinsame Zeit im Büro 019 und diversen mobilen Außenstellen.

Meinen studentischen Hilfskräften und Abschlussarbeitern, die mit an meinem Thema geforscht haben, möchte ich für die unvergleichbare Unterstützung danken, allen voran Kevin Daiß, Marina Graf, Julian Hafner und Erik Wustmann. Ohne Euch wäre die Durchführung vieler Arbeiten nicht möglich gewesen. Ich habe viel von und mit Euch gelernt.

Mein ganz besonderer Dank gilt meiner Familie, die mich uneingeschränkt unterstützt hat. Danke für den damit verbundenen bedingungslosen Rückhalt, den ich während meiner Promotionszeit von euch erfahren habe.

Mein ganz besonderer Dank geht dabei an meine Frau Nina. Du hast mich im Promotions-,Alltag‘ stets unterstützt und motiviert, meine gegen Ende zunehmenden Nachtschichten mit einem Lächeln akzeptiert und standst mir dabei über die ganze Zeit liebevoll und geduldig zur Seite.

Ein weiterer großer Dank geht an meine Eltern Ulrike und Jürgen, die meinen Lebensweg unterstützen, mein Studium ermöglicht haben und während der Promotion aber auch allen anderen Lebenssituationen stets hilfreich zu Seite standen. Vielen Dank Jürgen für das Korrekturlesen meiner Arbeit.

Zu guter Letzt möchte ich allen Wissenschaftlern, Ingenieuren und Technikern danken, die sich für die Erforschung und Entwicklung neuester Produkte einsetzen und dabei stets den Anwender und Bediener im Blick haben:

The design of the loader is great, but all the design efforts are wasted if the operator does not utilize the features. Nick Tullo, 2009

Karlsruhe, im Dezember 2020

Lars Brinkschulte

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	i
Abstract	iii
Danksagung	v
Abkürzungs- und Symbolverzeichnis	xi
1 Einleitung	1
2 Stand der Forschung	5
2.1 Maschinenbediener	5
2.1.1 Bedienerinfluss auf eine mobile Arbeitsmaschine und deren Arbeitsprozess	6
2.1.2 Maschinenbedienermodellierung	9
2.2 Fahr- und Arbeitszustandserkennung und -prädiktion	12
2.3 Assistenz- und Automatisierungssysteme	15
2.3.1 Steigerung der Maschinen- und Bediener-sicherheit	15
2.3.2 Steigerung der Maschineneffizienz	18
2.3.3 Steigerung der Prozesseffizienz	19
2.3.4 Steigerung der Maschinenverfügbarkeit	23
2.4 Forschungsbedarf	25
3 Schädigungsreduzierende Assistenzsysteme	29
3.1 Architektur schädigungsreduzierender Assistenzsysteme	30
3.2 Entwicklung schädigungsreduzierender Assistenzsysteme	31
3.3 Statistische Methoden zur Entwicklung schädigungsreduzierender Assistenzsysteme	34
3.3.1 Einzelpunktvergleich	35
3.3.2 Formvergleich	38
4 Entwicklungsumgebung	41
4.1 Radlader als mobile Arbeitsmaschine	41
4.1.1 Arbeitsspiele	42
4.1.2 Hochbelastete Bauteile	44
4.2 Reale Entwicklungsumgebung	45

4.2.1	Versuchsträger und Messtechnik.....	45
4.2.2	Versuchsfahrten.....	48
4.3	Modellbasierte Entwicklungsumgebung.....	49
4.3.1	Dynamisches Radladermodell.....	52
4.3.2	Virtuelles Fahr- und Arbeitsumgebungsmodell.....	59
4.3.3	Maschinenbedienermodell.....	61
4.3.4	Schädigungsmodelle.....	65
4.3.5	Validierung der Entwicklungsumgebung.....	72
5	Potentialidentifikation.....	83
5.1	Arbeitsszenarien.....	83
5.2	Belastungs- und Schädigungsanalyse.....	85
6	Modulbaukasten.....	89
6.1	Steuerungsmodule.....	89
6.1.1	Adaptiver-Linearer Regelungsansatz (ALRA).....	90
6.1.2	Regelungsansatz mit prädiktiver Vorsteuerung (RAPV).....	94
6.1.3	Selbstlernender Steuerungsansatz (SLSA).....	100
6.1.4	Kombinierter Ansatz.....	105
6.2	Identifikationsmodule.....	107
6.2.1	Grundlagen der Identifikation.....	108
6.2.2	Betriebszustandserkennung (BZE).....	117
6.2.3	Maschinenbedienererkennung (MBE).....	127
6.2.4	Systemgrößenprädiktion (SGP).....	134
6.2.5	Schüttgutmassenerkennung (SME).....	147
6.2.6	Schwingungszustandserkennung (SZE).....	151
6.3	Schädigungsmodule.....	155
6.3.1	Komplexitätsreduziertes Schwingenmodell (KSM).....	156
6.3.2	Komplexitätsreduziertes Pumpenmodell (KPM).....	160
7	Ergebnisse und Diskussion.....	163
7.1	Steuerungsmodul ALRA.....	164
7.2	Steuerungsmodul RAPV.....	170
7.3	Steuerungsmodul SLSA.....	177
7.4	Steuerungsmodul ALRA-SLSA.....	180
8	Zusammenfassung.....	183

8.1	Wissenschaftlicher Beitrag	184
8.2	Weiterführende Betrachtungen	186
A	Anhang.....	189
A.1	Modellbasierte Entwicklungsumgebung – Ein- und Ausgangsgrößen	189
A.2	Regressionsparameter	191
A.3	Steuerungsparameter.....	191
A.4	Computer Hard- und Software.....	191
	Abbildungsverzeichnis	193
	Tabellenverzeichnis	197
	Literaturverzeichnis.....	199

Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

Mathematische Notation

Notation	Bedeutung
Skalar	Klein- und Großbuchstaben: a, A
Vektor	Buchstabe mit Überpfeil: \vec{a}, \vec{A}
Matrix	Großbuchstaben in Fettschrift: \mathbf{A}
Schätzung / Vorhersage	Buchstaben mit Tilde darüber: \tilde{a}, \tilde{A}
Ableitung nach der Zeit	Buchstabe mit Überpunkt: \dot{a}, \dot{A}
Geordnete Reihe	Buchstabe mit hochgestelltem Quadrat: $\vec{a}^{\square}, \vec{A}^{\square}$
Relativer Wert	Buchstabe mit Hochkomma: a', A'
Arithmetischer Mittelwert	Buchstabe mit Überstrich: \bar{a}, \bar{A}
Ungemessene Größen	Buchstabe mit Hochplus: a^+, A^+
Gefilterter Wert	Buchstabe mit Hochstern: a^*, A^*
Optimierter Wert	Buchstabe mit Zirkumflex: \hat{a}, \hat{A}

Abkürzungen

Abkürzung	Bedeutung
A	Vorsteuerung
AL	Abladen
ALRA	Adaptiver-Linearer Regelungsansatz
AP	Abladepunkt
AS	Arbeitsszenario
BL	Beladen
BP	Beladepunkt
BT	Entscheidungsbaum-Ensemble (engl. Bagged-Trees)
BZ	Betriebszustände des Radladers, welche sich in Fahr-, Arbeits- und sonstige Zustände aufteilen
BZE	Betriebszustandserkennung
BZW	Betriebszustandswechsel

CFC	Conditional Feedback Control
FEM	Finite-Elemente-Methode
FFT	Fast-Fourier-Transformation
FKM	Forschungskuratorium Maschinenbau e.V.
FSA	Full-Scale-Abweichung
G_R	Regelglied
G_S	Regelstrecke
GCEFF	Geer's Comprehensive Error Factors
H	Steuergrößenrückführung
HMM	Hidden-Markov-Modell
KA	Klassifikationsaufgabe
KBK	Kolben-Buchsen-Kontaktpaarung
KNN	Künstliches neuronales Netz
LF	Leerfahrt
LIN	Linearer Interpolationsansatz zur Prädiktion
LKW	Lastkraftwagen
MB	Maschinenbediener
MBE	Maschinenbedienererkennung
MKS	Mehrkörpersimulation
ML	Machine Learning
MLP	Multilayer Perceptron
MPR	Modellbasierte prädiktive Regelung
P	Proportional
P_R	Parameterschätzer
PD	Proportional-Differential
PI	Proportional-Integral
PID	Proportional-Integral-Differential
$PT_1 T_t$	Proportionales Übertragungsglied mit Verzögerung 1. Ordnung und Totzeit t
RA	Regressionsaufgabe
RAPV	Regelungsansatz mit prädiktiver Vorsteuerung
RFM	Referenzmodell der Prädiktion
RL	Reinforcement-Learning
S	Simulation
SG	Systemgrößen

SLSA	Selbstlernender Steuerungsansatz
SM	Schüttgutmasse
SME	Schüttgutmassenerkennung
SP	Startpunkt
ST	Sonstige Tätigkeit
SZ	Schwingungszustand
SZE	Schwingungszustandserkennung
SGP	Systemgrößenprädiktion
SiKoBu	Simulation Kolben-Buchse
Sw-La	Schwingerlager
Sw-Ul	Schwinge-Kraftumlenker-Anbindung
T	Entscheidungsbaum (engl. tree)
TDNN	Zeitverzögertes neuronales Netz (engl. Time-Delayed-Neural-Network)
TF	Transportfahrt
UP	Umkehrpunkt
V	Versuch
VKM	Verbrennungskraftmaschine
ZB	Zeitbereich

Lateinische Symbole

Symbol	Bedeutung	Einheit
A	Übergangsmatrix mit Menge der Übergangswahrscheinlichkeiten a_{ij} in einem HMM	-
A_i	Fläche der Komponente i	
B	Emissionsmatrix mit der Beobachtungswahrscheinlichkeiten b_{ij} in einem HMM	-
C_G	Zusammengefasster Fehler nach Geers	-
D_i	Schädigung des Bauteils i	-
$D_{i,j}$	Teilschädigung j des Bauteils i	-
E	Kostenfunktion zum Training eines KNN	-
F	Kraft	kN

$F_{G,i}$	Gewichtskraft der Komponente i	kN
$F_{GK,i}$	Grabkraftanteil des Effekts i	kN
F_R	Reibkraft	kN
$F_{T,i}$	Trägheitskraft der Komponente i	kN
G	Aus Gewichtskräften resultierendes Moment	kNm
H	Härte des Materials	Pa
K_K	Kerbfaktor	-
K_P	Verstärkungsfaktor	-
I_i	Flächenträgheitsmoment der Fläche i	m ⁴
I_1, I_2, I_3	Werkzeug- und Materialabhängige Schnittparameter	-
M	Moment	Nm
M_G	Amplitudenabweichung nach Geers	-
N_i	Anzahl an Punkten / Elementen i	-
$P(X)$	Wahrscheinlichkeit des Eintretens von Ereignis X	-
P_G	Amplitudenabweichung nach Geers	-
Q	Volumenstrom	l/min
$Q(\vec{s}, a)$	Zustands-Aktions-Bewertungsfunktion	-
V_i	Volumen der Komponente i	µm ³
W_i	Widerstandsmoment der Komponente i	m ³
\vec{X}	Menge aller Zustände x_i in einem HMM	-
\vec{Y}	Menge aller Beobachtungen y_i in einem HMM	-
a	Aktion	-
b_i	Breite der Komponente i	m
c_1, c_2, c_3	Abstände vom Bohrungsmittelpunkt zu Außenseiten	m
c_i	Kohäsion des Stoffs i	Pa
d_i	Durchmesser der Komponente i	m
d	Störgröße	-
e_R^*	Verschleißkoeffizient für Ansatz von Fleischer	Pa
e	Abweichung	-
f	Aktivierungsfunktion	-
f_0	Eigenfrequenz	Hz
f_{Ref}	Referenzfrequenz	Hz
g	Erdbeschleunigung	m/s ²
h_i	Höhe der Komponente i	m

k	Wöhlerexponent	
k_{ad}	Verschleißkoeffizient für Ansatz von Archard	-
l_i	Länge der Komponente i	m
m_i	Masse der Komponente i	kg
n_i	Drehzahl der Komponente i	1/min
p_i	Druck an Komponente / Element / Position i	bar
Δp_i	Druckdifferenz an Komponente / Element / Position i	bar
q	Rückführungsgröße	-
r_i	Residuum einer Größe i	-
r	Belohnung	-
\vec{s}	Zustand	-
t	Zeitpunkt / Zeitraum	s
u_i	Ansteuerungssignal des Systems i	-
v_i	Geschwindigkeit eines Systems / Prozesses	km/h
w_{ij}	Gewichtungsfaktor	-
w	Führungsgröße	-
x, y, z	Kartesisches Koordinatensystem zur Beschreibung von Abständen, Längen und Positionen im Raum	
z_i	Messgröße i in einem HMM	-

Griechische Symbole

Symbol	Bedeutung	Einheit
Z	Zu präzisierende Größe	-
$\tilde{Z}_{i,t_{\text{Präd}},t}$	Mit Messdaten-trainiertem Algorithmus i prädierte Größe für den Zeitpunkt t , prädiert zum Zeitpunkt $t - t_{\text{Präd}}$	-
$\tilde{Z}_{i,t}^*$	Mit Simulationsdaten-trainiertem Algorithmus i prädierte Größe für den Zeitpunkt t , prädiert zum Zeitpunkt $t - t_{\text{Präd}}$	-
α	Schwenkwinkel	°
β	Winkel der Stange	°
γ	Winkel des Hubzylinders	°

ε	Gierfaktor (engl. greed factor) des RL-Algorithmus	-
η	Lernrate	-
ϑ	Kinematische Viskosität	m^2/s
μ	Reibkoeffizient	-
$\vec{\pi}$	Startwahrscheinlichkeiten in einem HMM	-
ρ	Dichte	kg/m^3
σ	Spannung	MPa
φ	Winkel der Hubaufnahme der Schwinge	°
ψ	Winkel des Kippzylinders	°
ω	Winkel des Adapters	°

Indizes

Index	Bedeutung
AH	Arbeitshydraulik
AHz	Anbindungspunkt Hubzylinder
Achse	Maschinenachse
Ad	Adapter der Hubkinematik
B	Biege
BT	Bäume in BT
Back	Zurück
Brems	Bremspedal
Ctrl	(Vor-) Steuerung
D	Dauerfestigkeit
DK	Datenpunkte pro Knoten
Erde	Erdstoff
FEM	Finite Elemente Methode
FH	Fahrhydraulik
Fzg	Fahrzeug
Gas	Gaspedal
HA	Hinterachse
HK	Hubkinematik
HP	Hochpass
HW	Hinterwagen

Hub	Hubzylinder der Hubkinematik
K	Kerb
KBK	Kolben-Buchsen-Kontaktpaarung
Ko	Kolben
Kipp	Kippzylinder der Hubkinematik
La	Lager
Lenk	Lenkzylinder
MB	Maschinenbediener
Mess	Messung
Motor	Hydraulikmotor
N	Normal
NS	Neuronen pro Schicht
Pumpe	Hydraulikpumpe
PL	Schüttgut
Präd	Prädiziert
Rad	Maschinenrad
R	Regelung
Re	Reib
Rück	Rückschauzeitraum
S	Schnitt
Sc	Schaufel der Hubkinematik
Sim	Simulation
Sp	Erdsplan
St	Stange der Hubkinematik
Step	Einzelpunkte einer Zeitreihe in einem Segment
Sw	Schwinge der Hubkinematik
Ul	Kraftumlenker der Hubkinematik
V	Verschleiß
VA	Vorderachse
VKM	Verbrennungskraftmaschine
VS	Verborgene Schichten
VW	Vorderwagen
a	Amplitude
fl	Flüssigkeit
fk	Festkörper

ist	Istwert
kalk	kalkuliert
max	maximal
mR	mit Regelung / mit Assistenzsystem
mT	mit Training
nom	Nominal
oR	ohne Regelung / ohne Assistenzsystem
oT	ohne Training
soll	Sollwert
t	Zeitpunkt / Zeitraum

1 Einleitung

Zur Sicherung von Wettbewerbsvorteilen und Kundenbindung rücken die Life-Cycle-Kosten von Systemen immer mehr in den Fokus der Maschinenhersteller. Daraus abgeleitete Entwicklungsziele sind höhere Verfügbarkeiten, bedarfsgerechte Wartungsintervalle, sowie eine Minimierung von Stillstandszeiten und -kosten. Ein Fokus der Entwicklungsingenieure von Herstellern mobiler Arbeitsmaschinen ist es daher, die Systeme diesbezüglich bestmöglich auszulegen. Grundlage dafür sind Lastzyklen, welche aus langjähriger Erfahrung oder aus Messdaten von typischen Einsätzen dieser Maschinen abgeleitet werden. Die Haupteinflussgrößen auf die Belastung einer Maschine sind die Umwelt, die Arbeitsaufgabe und der Maschinenbediener.

Die Arbeitsaufgabe und die durch die Umwelt gegebenen Randbedingungen lassen sich für das Ziel, das geforderte Arbeitsergebnis bei gleichzeitiger Minimierung der Komponentenbelastung zu erreichen, häufig nur schwer beeinflussen. Die Bedienung der Maschine bietet dahingegen eine bessere Möglichkeit zur Belastungs- und Schädigungsreduzierung. Der Maschinenbediener ist als ein komplexes und dynamisches System zu verstehen, welches mit der Umwelt und der Maschine, je nach Arbeitsaufgabe, interagiert.

Aufgrund einer hohen Anzahl an fachfremden Arbeitskräften weisen die Maschinenbediener im Baugewerbe oftmals keinen großen Erfahrungshintergrund mit dem Umgang einer Maschine auf. Die Tatsache, dass Unternehmer, gerade im Bereich von Zusatz- und Spezialmaschinen, bevorzugt Mietmaschinen zum Einsatz bringen und damit die Maschinenbediener ständig mit neuen Maschinen konfrontiert sind, verschärft die Situation. Die individuellen, teils impulsiven und hochdynamischen Arbeits- und Fahrweisen der unterschiedlichen Maschinenbediener führen aus Maschinensicht zu sich ständig ändernden Bewegungsabläufen, Last- und Stabilitätssituationen.

Daraus resultierende, höhere als im Lastzyklus angenommene Belastungen führen zu einer beschleunigten Materialschädigung und zu einem vorzeitigen und unvorhergesehenen Ausfall der Maschine. Dies hat zur Folge, dass zum einen die Tätigkeiten zur Erfüllung der Arbeitsaufgabe nicht weiter verrichtet

werden können und zum anderen eine Instandsetzung oder im schlimmsten Fall ein Neuerwerb der Maschine notwendig ist. Beide Auswirkungen resultieren in einem wirtschaftlichen Schaden für den Betreiber. Mit auf den Maschinenbediener und die Arbeitsaufgabe angepassten Assistenzsystemen, die zu einem schädigungsärmeren Betriebsverhalten anleiten, können die Belastungen und die Schädigungen reduziert werden.

Die Arbeit greift diesen Ansatz auf und stellt modulare Assistenzsysteme zur Reduktion der bedienerinduzierten Komponentenschädigungen bei mobilen Arbeitsmaschinen vor. Als Applikation der vorgestellten Systeme dient ein Radlader im unteren Leistungssegment. Ein wissenschaftliches Alleinstellungsmerkmal ist die Abstimmung der Steuerungsparameter auf die vorliegende Arbeitstätigkeit, den Maschinenzustand und den individuellen Maschinenbediener. Die Arbeitstätigkeit und der Maschinenbediener werden durch selbstlernende Machine Learning Algorithmen anhand charakteristischer Bedienervorgaben und Maschinensignale selbstständig erkannt. Zur Ableitung schädigungsoptimaler Systemparameter werden recheneffiziente Schädigungsmodelle entwickelt, welche unter der Forderung einer hohen Genauigkeit echtzeitfähig die Schädigung von ausfallrelevanten Komponenten berechnen können. Die Funktionalität und Leistungsfähigkeit der Systeme werden durch Messung und Simulation nachgewiesen. Dabei gliedert sich die Arbeit wie folgt.

In Kapitel 2 wird mit einer literaturbasierten Analyse des Bedienereinflusses auf Maschinen- und Prozessgrößen von mobilen Arbeitsmaschinen begonnen. Darauf aufbauend werden Assistenzsysteme vorgestellt, welche den Maschinenbediener bei der Bedienung der Maschine unterstützen und so die Sicherheit, die Effizienz und die Verfügbarkeit erhöhen. Darauf aufbauend wird der sich ergebende Forschungsbedarf und eine Forschungshypothese abgeleitet sowie die mit dieser Arbeit zu beantwortenden Forschungsfragen definiert.

In Kapitel 3 wird der grundlegende Aufbau der Assistenzsysteme zur Reduktion der Komponentenschädigung vorgestellt. Die Assistenzsysteme bestehen aus drei Modultypen: den Steuerungsmodulen, den Identifikationsmodulen und den Schädigungsmodulen. Die Steuerungsmodule haben die Aufgabe, in schädigungsintensiven Betriebszuständen die Schädigung von ausgewählten

Komponenten zu reduzieren. Die Identifikationsmodule stellen den Steuerungsmodulen notwendige Informationen zur Verfügung. Mittels der Schädigungsmodule können die Schädigungen ausfallkritischer Komponenten in einer mobilen Arbeitsmaschine auf Basis komplexitätsreduzierter Ansätze berechnet werden. Die Bewertung der Assistenzsysteme und deren einzelner Module erfolgt auf Basis statistischer Methoden.

In Kapitel 4 wird die der Arbeit zugrunde gelegte Entwicklungsumgebung vorgestellt. Diese ist eine Kombination aus einer realen Maschine in ihrer Arbeitsumgebung und einem holistischen Modellansatz. Die untersuchte Referenzmaschine und deren Antriebsstrukturen werden vorgestellt und der primäre Arbeitseinsatz definiert. Die literaturbasierte Ermittlung ausfallrelevanter Bauteile führt im Anschluss zu einer Einführung des genutzten Versuchsträgers und der für die Arbeit gewählten Testszenarien. Anschließend erfolgt die Darstellung der Modellstruktur unter besonderer Berücksichtigung der Kopplung von Maschinen-, Umwelt-, Maschinenbediener- und Schädigungsmodellen. Der Vergleich von Messergebnissen einsatztypischer Lastszenarien und der Simulation dient zur Parametrierung und Validierung der Entwicklungsumgebung sowie zur Ermittlung derer Einsatzgrenzen.

In Kapitel 5 wird das Potential von schädigungsreduzierenden Assistenzsystemen aufgezeigt. Auf Basis von virtuellen, charakteristischen Arbeitsszenarien werden schädigungsintensive Zeitabschnitte eines Zyklus identifiziert. Während dieser Zeitabschnitte soll der Maschinenbediener durch die Assistenzsysteme unterstützt werden.

In Kapitel 6 wird der Modulbaukasten zur Entwicklung der Assistenzsysteme vorgestellt. Bei den Steuerungsmodulen werden Ansätze aus der adaptiven-linearen Regelungstechnik und aus dem Bereich des Machine Learning eingesetzt. Identifikationsmodule dienen der Erkennung des aktuellen Betriebszustands, des Maschinenbedieners, der Schüttgutmasse und des Schwingungszustands wie auch der Prädiktion von zukünftigen Bedieneraktionen und Systemgrößen. Zur Berechnung der Komponentenschädigung werden in Form der Schädigungsmodule zwei vereinfachte und recheneffiziente Modellansätze exemplarischer Bauteile vorgestellt.

Kapitel 7 führt die einzelnen Assistenzsysteme in einen Wirkzusammenhang und demonstriert die Effektivität der gesamten Prozesskette. Anhand von charakteristischen Arbeitsszenarien werden einzelne Assistenzsysteme auf Basis der modellbasierten Entwicklungsumgebung verifiziert und diskutiert.

Die Zusammenfassung, der wissenschaftliche Beitrag und weiterführende Betrachtungen in Kapitel 8 schließen die Arbeit ab.

Teilergebnisse dieser Arbeit wurden bereits in [1–9] veröffentlicht.

2 Stand der Forschung

Dieses Kapitel stellt für einzelne Forschungsteilbereiche dieser Arbeit den aktuellen Stand der Wissenschaft und Technik vor. Kapitel 2.1 diskutiert den Bedienerinfluss auf den Arbeitsprozess einer mobilen Arbeitsmaschine und die bisherigen Ansätze zur Verhaltensmodellierung eines Maschinenbedieners. Für eine Vielzahl der Assistenzsysteme ist eine Kenntnis über die aktuellen und zukünftigen Maschinenzustände notwendig. Systeme zur automatisierten Erkennung des Betriebszustands werden in Kapitel 2.2 vorgestellt. Im Anschluss werden in Kapitel 2.3 exemplarische Forschungsarbeiten und -konzepte wissenschaftlicher Institutionen zur Bedienerunterstützung und sowohl prototypische als auch serienmäßig verfügbare Assistenzsysteme der Industrie vorgestellt. Dabei wird zwischen sicherheits-, maschineneffizienz-, prozesseffizienz- und verfügbarkeitssteigernden Systemen unterschieden. Auf Basis der Recherche wird in Kapitel 2.4 der Forschungsbedarf abgeleitet und eine Forschungshypothese mit zugehörigen Forschungsfragen aufgestellt.

Die folgenden Beschreibungen beschränken sich auf Maschinen mit erdstoffgebundenen Arbeitsprozessen bei besonderer Fokussierung auf das System „Radlader“. Dieser Maschinentyp dient als Applikationsmaschine der Assistenzsysteme in dieser Arbeit.

2.1 Maschinenbediener

Die Maschinenbediener unterscheiden sich in der Gesamtheit ihrer Eigenschaften (Individualität, Impulsivität, Anpassungs- und Lernfähigkeit), was in Wechselwirkung mit einer mobilen Arbeitsmaschine zu Einflüssen auf die Maschineneffizienz, die Prozesseffizienz und die Belastungen einzelner Maschinenteilsysteme führt.

2.1.1 Bedienerinfluss auf eine mobile Arbeitsmaschine und deren Arbeitsprozess

Der Einfluss des Maschinenbedieners auf die Lastkollektive und die Maschinen- und Prozesseffizienz in Erdbaumaschinen ist Untersuchungsschwerpunkt vieler Forschungsarbeiten, insbesondere [10–14].

Frank ermittelt in [10] den Bedienerinfluss auf die Maschinen- und die Prozesseffizienz für das Verladen von Schüttgut mit Hilfe eines Radladers anhand des kurzen und langen Ladespiels. Dabei werden 73 Maschinenbediener aus vier Qualifikationsstufen unter der Berücksichtigung des Ladens von zwei verschiedenen Materialarten (grobes und feines Gestein) vorgestellt. Bezüglich der Prozesseffizienz liegt der bedienerbedingte Unterschied bei einem Faktor von bis zu acht, bezüglich der Maschineneffizienz bei einem Faktor von bis zu drei. Insbesondere beim langen Ladespiel und beim Arbeiten mit grobem Gestein zeigen sich diese hohen Abweichungen. Die Untersuchung zeigt, dass sich sowohl die Maschinen- als auch Prozesseffizienz annähernd linear steigend mit zunehmender Bedienerqualifikation verhalten. Ähnliche Ergebnisse zeigt Baumgarten in [15] für Verladeprozesse eines Traktors mit angebrachtem Frontlader.

Tikkanen untersucht in [11] ebenfalls die Abhängigkeit des Maschinenbedieners und der Arbeitsaufgabe auf die Zykluszeit, den Leistungs- und Energiebedarf und die energetischen Verluste in einem Radlader. Dabei setzt Tikkanen nicht die Effizienz in Relation zum transportierten Schüttgut, sondern fokussiert die Betrachtung auf die Verlustanteile der beiden Teilsysteme Fahr- und Arbeitsantrieb. Dabei zeigt sich, dass der durchschnittliche Leistungsbedarf des Verbrennungskraftmotors bei einer aggressiven Bedienweise um bis zu 20 % über der einer gemäßigten Bedienung liegt. Die bedienerbedingte reduzierte Zykluszeit um 15 % führt aufgrund zykluszeitproportionaler Abhängigkeiten zu einer Verringerung der konstanten Verluste in Haupt- und Nebenantrieben von bis zu 20 %. Die aufgenommene Schüttgutmasse in den jeweiligen Lastspielen wird nicht betrachtet. Daher kann der absolute Leistungsbedarf nur bedingt verglichen werden.

In [12] stellt Kunze eine Methode vor, mit der es möglich ist, den Einfluss des Maschinenbedieners auf die Erfüllung einer Arbeitsaufgabe zu beschreiben. Dies erfolgt am Beispiel eines Baggers. Mittels einer Clusteranalyse über den Gleichzeitigkeitsgrad kann eine Abgrenzung von erfahrenen gegenüber unerfahrenen Maschinenbedienern erfolgen. Der Gleichzeitigkeitsgrad entspricht einem Maß für die simultane Bedienung von verschiedenen Verbrauchern.

Filla konzentriert sich in [14] auf die Bewertung der Bedienbarkeit einer Maschine für unterschiedliche Bedientypen und Maschinenleistungsniveaus. Hierfür untersucht er 18 Maschinenbediener aus drei Bedienqualifikationsstufen bei der Ausübung eines kurzen Ladespiels mit einem Radlader. Die maximal übertragbare Zugkraft der Maschine wird seitens der Steuerung für jeden Maschinenbediener in drei Stufen variiert. Die Bewertung der Bedienbarkeit der abweichenden Maschinencharakteristika erfolgt mitunter durch eine subjektive Bewertung der einzelnen Maschinenbediener und eine Messung des Bedienaufwandes als Summe der Ansteuersignaländerungen. Bei einer ausbleibenden Limitierung der Zugkraft und damit einem hohen Freiheitsgrad bei der Bedienung der Maschine zeigt sich der messtechnisch erfasste Bedienaufwand für erfahrene Maschinenbediener als gering. Die Maschinenbediener selbst stufen diese Maschineneinstellung subjektiv als am besten ein. Für erfahrene Maschinenbediener stellt sich damit ein antiproportionaler Zusammenhang zwischen der Leistungsfähigkeit einer Maschine und der Bedienerbelastung ein. Unerfahrene Maschinenbediener hingegen sind durch die Funktionalität und Zugkraft der unlimitierten Maschinen zum Teil überfordert. Der Bedienaufwand bei der Bedienung steigt an. Die hohe Leistung wird durch die Maschinenbediener teilweise als negativ empfunden.

In [13] stellt Mieth eine Methode zur Bestimmung von Lastkollektiven für Radlader und Bagger vor, welche neben technologischen Einflussgrößen und dem Prozessmedium zusätzlich den Maschinenbediener als maßgebliche Einflussgröße definiert. Ziel dieser Methode ist die Abschätzung des Schädigungspotentials einzelner Arbeitsprozesse für die Komponenten einer Maschine, um im Anschluss einsatzspezifische Auslegungsgrundlagen abzuleiten. Dabei stellt sich der Maschinenbediener als signifikante Größe heraus.

Drees liefert in [16] auf Basis einer Umfrage bei Baggerherstellern das Ergebnis, dass 12,5 % aller Schäden auf Bedienungs- und Benutzungsfehler zurückzuführen sind. Der häufigste Grund für einen Ausfall sind prozessbedingte Verschleißvorgänge (52 %). Die wissenschaftliche Auswertung von 403 Radladerschadensfällen der Allianz AG aus dem Jahr 1985 [17] zeigt sogar, dass 51,9 % aller versicherten Schäden auf Bedienungsfehler zurückzuführen sind. 42,9 % der Bedienungsfehler sind auf mechanische Überbelastungen und Schwingungen zurückzuführen, die durch Fehlbedienungen entstehen. Regulär auftretender und prozessbedingter Verschleiß ist nicht Bestandteil der Versicherungspakete und wird in der Statistik daher nicht berücksichtigt. Aktuellere Zahlen zu Versicherungsfällen liegen nicht vor. Eine Übereinstimmung dieser Zahlenwerte mit heutigen Versicherungsfällen (35 Jahre später) kann daher nur vermutet werden.

In Unternehmen von Maschinenherstellern und Anwendern werden zukünftige Maschinenbediener auf effiziente und schädigungsarme Bedienstrategien in Form von Weiterbildungen trainiert. Als Beispiel ist hier das Bedienertraining zur Aneignung von effizienten und schonenden Arbeitsmethoden von Forstmaschinen durch die Firma John Deere zu nennen [18]. Diese Schulungen basieren auf Experten- und Erfahrungswissen, verlieren aber nach gewisser Zeit ihre Wirkung, da der Maschinenbediener die Inhalte nicht permanent im Gedächtnis behält und auf gewöhnliche Verhaltensmuster zurückfällt.

Auf Basis dieser Literaturrecherche kann zusammenfassend festgestellt werden, dass der Maschinenbediener und dessen Maschinenführungsverhalten einen signifikanten Einfluss auf die Lastkollektive, die Maschinen-, Komponenten- und Prozesseffizienz sowie die Maschinenschädigung haben. Maschinenbediener mit einem geringeren Erfahrungs- und Qualifikationsniveau können durch die Maschinenfunktionen und -leistungen überfordert sein. Neben der Arbeitsaufgabe und den Umweltbedingungen muss der Maschinenbediener daher zwingend bei der Auslegung und Entwicklung einer Maschine mitberücksichtigt werden. Zur Entwicklung gehören dabei Dimensionierungsprozesse, Betriebsstrategien und nachgelagerte Prozesse, wie beispielsweise eine vorausschauende Wartungs- und Instandhaltungsplanung.

2.1.2 Maschinenbedienermodellierung

Systeme mobiler Arbeitsmaschinen können mittels mathematischer und physikalischer Ansätze modelliert werden. Die Simulationsmodelle ermöglichen unter anderem die Entwicklung und Erprobung neuer Systemkonfigurationen und Steuerungsverfahren. Um diese Systeme und Verfahren zu bewerten, sollte der Maschinenbediener dieser Maschinen in die Simulation einbezogen werden.

Die Bedienung von mobilen Arbeitsmaschinen stellt einen sehr komplexen Prozess dar. Im Vergleich zu einem Personenkraftwagen erfolgt neben der Ansteuerung des Fahrantriebes durch vornehmlich Gas- und Bremspedale die Bedienung des Arbeitsantriebs durch zusätzliche Bedienelemente wie Joysticks. Die Ansteuerung dieser Antriebe ist häufig durch maschinenindividuelle, kinematische Zwangsbedingungen definiert. Für einen Radlader gilt beispielsweise, dass die Schaufel beim Einstechen in ein Haufwerk meist horizontal ausgerichtet sein sollte. Zusätzlich muss ein bedienerindividueller Anteil bei der Modellierung berücksichtigt werden. Dieser zeichnet sich durch variierende Erfahrungen, Reaktions- und Handlungsfähigkeit aus. Aufgrund derartiger Komplexität ist für jeden Typ einer mobilen Arbeitsmaschine ein eigenes Maschinenbedienermodell notwendig.

Die Maschinenbedienermodellierung kann im Wesentlichen durch regelungstechnische [19; 20], zustandsbasierte [14; 21–24] oder statistische [15] Ansätze erfolgen. Das Ziel einer Simulation bestimmt die unterschiedlichen Anforderungen an die Maschinenbedienermodelle.

Thiebes hat in [19] einen regelungstechnischen Ansatz für Radlader entwickelt. Der Ansatz dient dem Folgen eines vorgegebenen, meist aus Messdaten generierten Geschwindigkeitssignals, aus welchem ein Positionssignal integriert wird. Eine dem Ansatz zugrundeliegende Bewertungsfunktion berücksichtigt die aktuelle Position und die Geschwindigkeit unter einer für den Anwendungsfall definierten Gewichtung. Ziel dieses Vorgehens ist die Nachempfindung des intuitiven Bedienerverhaltens. Bei langsamen Bewegungen, wie sie bei Positionierarbeiten auftreten, liegt der Fokus auf der Position, bei

längeren Fahrstrecken und damit verbundenen höheren Geschwindigkeiten auf der Geschwindigkeit.

Einen ähnlichen Ansatz zeigt Mutschler [20] für die Bedienung des Fahrtriebes einer mobilen Arbeitsmaschine. Dem Modell liegt das Ziel zugrunde, die vorgegebene Fahrstrecke in einem möglichst kurzen Zeitabschnitt zurückzulegen. Jegliche Prozessgrößen, wie die Momentangeschwindigkeit, die zu fahrende Reststrecke und die möglichen maximalen Maschinengeschwindigkeiten und -beschleunigungen sind dem Modell bekannt. Diese dienen einer Kaskadenregelung zum Erreichen einer Zielposition. Ein Geschwindigkeitsregler regelt Störungen aus. Ein überlagerter Positionsregler ist für das eigentliche Erreichen der Zielposition zuständig.

Beide genannten Systeme wurden vorwiegend für den Fahrtrieb einer mobilen Arbeitsmaschine eingesetzt, sind aber bei geringer Komplexität des Arbeitsantriebes mit akzeptablem Aufwand auf diesen übertragbar. Vorteil dieser regelungstechnischen Ansätze ist die schnelle Implementierbarkeit des Bedienerverhaltens und die damit mögliche schnelle Erprobung von zu entwickelnden Systemen. Ein Nachteil ist die eingeschränkte Reaktionsfähigkeit und damit das fehlende adaptive Verhalten des Maschinenbedieners auf mögliche Änderungen im Systemverhalten. Individuelle Bedienercharakteristiken einzelner Maschinenbediener können nur bedingt berücksichtigt werden.

Diesem Nachteil stellt sich Filla in seinen Arbeiten [14; 21; 22]. Er setzt voraus, dass die Maschinenbedienermodelle die Fähigkeit haben, sich geänderten Arbeitsbedingungen und neuen Testszenarien anzupassen, und dabei ein nachvollziehbares Verhalten bezüglich interner Modellvorgänge aufweisen. Befragungen von aktiven Radladerbedienern sind dabei die Grundlage des modellierten Bedienerverhaltens. Für die exemplarische Arbeitsaufgabe des kurzen Ladespiels werden zwei Modellansätze für die unterschiedlichen Arbeitsprozesse in einem Zyklus verwendet. Die Beziehungen zwischen wahrnehmbaren Zuständen und Stelleingriffen werden für den Grabprozess über kubisch ganzrationale STEP-Funktionen [21] realisiert. Für die restlichen Zustände des Arbeitsprozesses wird in [22] ein Zustandsautomat vorgestellt, welcher die Handlungsanweisungen in zehn diskreten Zuständen abbildet. Der Abschluss eines Zustands und der damit einhergehende Übergang zu anderen Zuständen erfolgt

durch definierte Ereignisse. In einem ersten Schritt werden hierzu für den Fahrtrieb mögliche Fahrtrajektorien aufgestellt, eine ausgewählt und verfolgt. Abweichungen und Störungen während des Arbeitsprozesses führen zu neuen möglichen Trajektorien. Die Steuerung der Arbeitsantriebe erfolgt auf Basis der Ereignisse und Zustände des Fahrtriebes. Das Modell verfügt über keine Bahnregelung, wodurch es zu einer Abweichung zwischen der geplanten und tatsächlichen Trajektorie kommt.

Ein ähnliches zustandsbasiertes Maschinenbedienermodell für den Ladeprozess eines Radladers stellt Elezaby in [23] vor. Dabei wird der neunstufige Zustandsautomat nicht auf Basis von Befragungen, sondern auf Basis von realen Messdaten ausgelegt. Die Erfüllung der Zustände erfolgt vornehmlich auf Basis von PID-Reglern. Im Vergleich zu einem von einem menschlichen Maschinenbediener durchgeführten und aufgezeichneten Zyklus führen die Befehle des Maschinenbedienermodells zu Abweichungen der zurückgelegten Wegstrecke und der Zykluszeit von maximal 10 %.

Oh entwickelt in [24] ein Zustandsmodell eines Maschinenbedieners, welches das Verladenspiel dabei in vier Zustände unterteilt. Der Übergang zwischen den Zuständen erfolgt ebenfalls auf Basis von Ereignissen, die mittels der Auswertung von exemplarisch gemessenen Zyklen ermittelt werden. Die durch das Modell geplante Trajektorie wird durch linear-quadratische und modellprädiktive Regelungsansätze ausgeführt.

In [15] präsentiert Baumgarten einen weiteren Ansatz, welcher auf Basis von Messdaten ein statistisches Maschinenbedienermodell für einen Traktor bei der Durchführung von Ladeaufgaben nach dem Y-Verladezyklus beschreibt. Es werden auftretende Bedienungsstile identifiziert und bedienerspezifische Modellparameter abgeleitet. Das Modell berücksichtigt eine Kombination aus Reaktivsteuerung und vorausschauender Steuerung. Der jeweilige Anteil und die Parameter werden für einzelne Maschinenbediener je nach Qualifikation festgelegt. Die diesem Modell zugrunde gelegten Verfahren, die Gaussian-Mixture-Models und die Maximum-A-posteriori-Schätzung, stammen aus der Mustererkennung. Mittels dieser Methode ist die Berücksichtigung von verschiedenen Bedienerqualifikationen auf Basis einer automatisierten Messdatenauswertung möglich.

Für eine simulative Entwicklung von Assistenzsystemen zur aktiven Reduktion bedienerinduzierter Maschinenschädigungen muss das Maschinenbedienermodell in der Lage sein, sich an Änderungen der Maschineneigenschaften in Folge von Systemeingriffen anzupassen. Dabei müssen individuelle Charakteristika unterschiedlicher Maschinenbediener berücksichtigt werden können. Die oben aufgeführte Literatur zeigt, dass zustandsbasierte Maschinenbedienermodelle hierzu in der Lage sind.

2.2 Fahr- und Arbeitszustandserkennung und -prädiktion

Die Kenntnis über den aktuell vorliegenden Fahr- und Arbeitszustand ist für einige Assistenz-, Steuerungs- und Regelungssysteme von grundlegender Bedeutung. Generell kann bei der Zustandserkennung und -prädiktion zwischen

- Verfahren aus der Regelungstechnik und
- datenbasierten stochastischen Verfahren

unterschieden werden.

Nilsson stellt in [25] einen auf Expertenwissen basierenden regelungstechnischen Ansatz zur Zustands- und nachgeschalteten Zykluserkennung bei Radladern vor. Für die Zustandserkennung werden auf Basis von logischen Zusammenhängen und Schwellwerten einzelne Ereignisse in Abhängigkeit von gemessenen Druck- und Winkelgrößen definiert. Die Muster bei der Abfolge der einzelnen Ereignisse ermöglichen eine Identifikation von drei verschiedenen Lastzyklen: Ladezyklus, Reinigungszyklus und ruhender Betrieb. Zur nachträglichen Prozessanalyse ist der vorgestellte Ansatz gut geeignet. Je nach Maschinenbediener und zu verladendem Material wird eine Zykluserkennungsgüte von 69 % bis 100 % erreicht.

In [26; 27] wird eine datenbasierte, stochastische Methode zur Online-Prozessmustererkennung für Radlader und Bagger auf Basis von Template-Matching-

Verfahren und Hidden-Markov-Modellen (HMM) entwickelt. Ziel des Algorithmus ist die Erkennung vollständiger Arbeitsspiele. Die Validierung sowie das Training erfolgen an einem Hardware-in-the-Loop Simulator für zwei Probanden. Dabei zeigt sich eine Erkennungsgüte der einzelnen Zyklen von 76 % bis 84 % für den Y-Zyklus beim Radlader. Trainiert wurde der Algorithmus auf Basis eines Maschinenbedieners. In [28] wird der vorgestellte Ansatz des HMMs auf eine reale Maschine appliziert. Das vorgestellte Verfahren liefert eine Erkennungsgüte zwischen 0 und 100 %. Die sich daraus ergebende mittlere Erkennungsgüte von 53,3 % ist für ein Erkennungssystem ungeeignet. Durch eine auf Expertenwissen basierende Vorverarbeitung der Daten werden die einzelnen Datenpunkte 125 Klassen zugeordnet und darauf aufbauend ein neues HMM trainiert. Für die untersuchten Datensätze beträgt die mittlere Erkennungsgüte anschließend 100 %, das heißt alle Zustände werden richtig erkannt. Eine Untersuchung verschiedener Maschinenbediener und deren Auswirkung auf die Erkennungsgüte erfolgt nicht.

Xiang stellt in [29] einen Algorithmus vor, um mittels einer komplexen Kombination aus faltenden neuronalen Netzen (engl. convolutional neural network), rekurrenten neuronalen Netzen und neuronalen Netzen mit Zwischenschichten (engl. deep neural networks) Y-Zyklen zu erfassen. Basierend auf einem Datensatz von 119 Ladezyklen werden Zustände (Fahren, Abladen und Vollfahren) mit einer Testgenauigkeit von 98,2 % richtig erkannt. Trainings- und Testdaten stammen dabei aus einem Datensatz von vier verschiedenen Maschinenbedienern. Dem Training der Zustandserkennung stehen Daten eines jeden Maschinenbedieners zur Verfügung. Wie sich das Modell gegenüber dem Algorithmus unbekanntem Maschinenbedienern und abweichenden Fahrscenarien verhält, wird nicht untersucht.

Schramm hat ein Verfahren der Zustandsprädiktion für eine Ladetätigkeit eines Traktors mit Frontlader entwickelt [30]. Dieses System ist mit dem Radlader vergleichbar, da sich die Bewegungsabläufe bei den Ladetätigkeiten sehr ähneln. Durch eine Merkmalsreduktion mittels einer abschnittswiseen Linearisierung von Messdaten und dem anschließenden Einsatz von HMMs ist es möglich, zukünftige Zustandsgrößen wie Schwingenhöhe und Schaufelwinkel für einen Zeitraum von etwa 20 s unsicherheitsbehaftet vorherzusagen. Die

prädizierten zukünftigen Signale besitzen unterschiedliche Auftretswahrscheinlichkeiten. So kennzeichnet der prädizierte Wert den Zustand des Systems, der nach der Prädiktionszeit zum aktuellen Zeitpunkt am wahrscheinlichsten ist. Das entwickelte Verfahren wurde auf Basis von Messdaten eines Maschinenbedieners trainiert und validiert.

In [31] verwendet Dadhich verschiedene Topologien eines Time-Delayed-Neural-Networks (TDNN) zur Bestimmung von Bedienvorgaben bei automatisierten Grabprozessen eines Radladers. Eingänge des TDNN sind die Zylinderkräfte, die kinematischen Winkelgrößen des Hubgerüsts und die Maschinengeschwindigkeit. Zum Training werden Messdaten aus 96 Zyklen eines professionellen Maschinenbedieners verwendet, anhand derer der Algorithmus einen optimalen Zusammenhang zwischen den Prozessgrößen beim Graben (Kinematikposition und Zylinderkraft) ermittelt. Nach dem Abschluss des Trainings ähneln die Prozesse der automatisierten Grabfunktion den aufgezeichneten Aktionen von professionellen Maschinenbedienern. Bei dieser Ansteuerung handelt es sich nur bedingt um eine Prädiktion von in der Zukunft liegenden Signalen. Vielmehr wird eine Steuerung zur optimalen Bestimmung der Bedieneraktionen auf Basis aktueller und vergangener Prozessgrößen entwickelt.

Pohlandt stellt in [32] ein weiteres Verfahren zur Erkennung und Prädiktion von Betriebszuständen vor. In der Arbeit werden für ein Multifunktionsfahrzeug niedriger Leistungsklasse verschiedene Lastszenarien (Transportfahrten, Winterdiensttätigkeit) im simulativen Prüfstandsverbund durchgeführt. Auf Basis der Simulations- und Messdaten wird eine echtzeitfähige Zustandserkennung und Leistungsprognose abgeleitet. Auf Basis künstlicher neuronaler Netze (KNN), ausgeführt als Multilayer Perceptron (MLP) Netzwerk, können die aktuellen Betriebszustände zuverlässig erkannt werden. Der Leistungsprädiktion für den Prädiktionshorizont von 200 ms steht eine Rückschauzeit von 200 ms zur Verfügung. Die Ergebnisse weisen für diesen vergleichsweise kleinen Prädiktionshorizont einen nicht zu vernachlässigenden Fehler auf. Es gilt zu berücksichtigen, dass das KNN lediglich mit einem Maschinenbediener und der einmaligen Durchführung einer Arbeitsaufgabe trainiert wurde. Dies kann

für die Prädiktion bei möglichen Abweichungen im Leistungsbedarf oder bei Störungen zu Problemen führen.

Eine Erkennung von aktuellen Fahr- und Arbeitszuständen eines Radladers ist mit regelungstechnischen und datenbasierten Methoden möglich. Die Erkennungsgüte weicht stark davon ab, ob es sich bei den Verfahren um nachträgliche Offline-Erkennungsverfahren (bis zu 100 % Güte) oder Online-Erkennungsverfahren (bis zu 98,2 % Güte) handelt. Ein weiterer Einflussfaktor ist die Detaillierungs- und Abbildungstiefe der Zustandserkennung. Diese ist definiert über die Anzahl der definierten möglichen Zustände während eines Arbeitsspiels. Insbesondere die datenbasierten Verfahren zur Zustandserkennung sind auf weitere mobile Arbeitsmaschinen übertragbar, was Applikationen einer Zustandserkennung auf einen Bagger [33], einen Traktor [30] und ein kommunales Multifunktionsfahrzeug [32] zeigen. Eine Prädiktion von zukünftigen Zustandsgrößen ist auf Basis aktueller Forschungsarbeiten nur eingeschränkt möglich. Die Güte hängt dabei wesentlich von der Anwendung und dem Prädiktionshorizont ab.

2.3 Assistenz- und Automatisierungssysteme

Das folgende Kapitel stellt Assistenzsysteme von Radladern und technisch verwandten Maschinen aus Industrie und Forschung vor. Assistenzsysteme lassen sich grundsätzlich in vier Kategorien unterteilen: Sicherheits- und Komfortsteigerung von Maschine und Maschinenbediener (Kapitel 2.3.1), Maschineneffizienzsteigerung (Kapitel 2.3.2), Prozesseffizienzsteigerung (Kapitel 2.3.3) und Verfügbarkeitssteigerung (Kapitel 2.3.4).

2.3.1 Steigerung der Maschinen- und Bediener-sicherheit

Mobile Erdbewegungsmaschinen haben in der Regel keine Radaufhängung und neigen aufgrund der exzentrischen Massenverteilung und der Federwirkung der Reifen zu einem aufschwingenden Verhalten. Folge ist, dass die Ma-

schinenbediener Vibrationen niedriger Frequenz und hoher Amplitude ausgesetzt sind. Diese sind für die Gesundheit, den Komfort, die Produktivität und den Maschinenzustand schädlich [34; 35]. Bös beschäftigt sich daher in [36] mit den Grundlagen der Fahrdynamikeigenschaften eines Radladers und erstellt darauf aufbauend eine simulationsbasierte Vorgehensweise zur Analyse, Bewertung und Optimierung des Schwingungsverhaltens.

Zur Schwingungsreduktion können passive und aktive Systeme eingesetzt werden. Passive Schwingungsdämpfer mit hydraulisch-mechanischen Elementen sind seit Jahren Stand der Technik [37; 38] und in vielen Maschinen serienmäßig verfügbar. Diese Systeme können prinzipbedingt nur für wenige Betriebspunkte optimiert werden. Wenn das System weit von diesen Betriebspunkten entfernt ist, kann die Wirksamkeit stark eingeschränkt sein. Weiter ist der Einbau zusätzlich benötigter Hydraulikkomponenten mit einem gesteigerten Bauraumbedarf verbunden.

Eine Alternative zu den passiven Schwingungssystemen sind aktive Schwingungssysteme. Dabei wird das Hubgerüst des Radladers so zur Bewegung angeregt, dass die Einleitung der Kräfte der Hydraulikzylinder und Lagerpunkte in den Vorderwagen der Maschine zu einer Reduktion der Maschinenschwingung führt.

Dabei wird generell zwischen

- aktiven verdrängergesteuerten Systemen und
- aktiven widerstandsgesteuerten Systemen

unterschieden.

In [39] beschreibt Williamson eine aktive Schwingungsdämpfung, basierend auf der Steuerung des Hubzylindervolumenstroms durch eine verbrauchereigene Verstellpumpe. Die dabei zugrunde gelegte Kaskadenregelung mit Hubkolbendruck- und Pumpenschwenkwinkelrückführung basiert auf dem Skyhook-Dämpfer-Prinzip [40]. Durch das aktive Dämpfungssystem können im Vergleich zum ungedämpften System im betrachteten Radlader Schwin-

gungen um bis zu 34 % reduziert werden. Dies entspricht einer Dämpfungsleistung, die geringfügig unter der eines passiv gedämpften Systems liegt. In [41; 42] wird ein ähnlicher Ansatz mit der Rückführung des Positions- und Beschleunigungssignals untersucht. Hierbei können die Druck- und Beschleunigungsamplituden im optimalen Fall um bis zu 25 % gesenkt werden. Ein Vorteil dieser verdrängergesteuerten Systeme ist, dass bei der Dämpfung die Möglichkeit einer teilweisen Energierückgewinnung besteht. Dem stehen die prinzipbedingten erhöhten Kosten und der notwendige Bauraumeinsatz durch die verbrauchereigenen Verstellpumpen als Nachteil gegenüber.

In [43] schlägt Bianchi eine aktive elektrohydraulische Steuerstruktur für die Hauptsteuersektion der Hubzylinder vor, welche die Frequenzen der zu dämpfenden Schwingung während des Fahrvorganges auf Basis einer Fast-Fourier-Transformation identifiziert und gezielt ausregelt. Die Steuerung wird auf der Grundlage eines fahrdynamischen Modells mit vier Freiheitsgraden und eines sehr vereinfachten dynamischen Ansatzes des Hydrauliksystems simuliert. Die Simulationsergebnisse bestätigen die Wirksamkeit der vorgeschlagenen Steuerungsstrategie durch eine Reduktion der Schwingungen um bis zu 38 %. In [44] stellt Alexander für die gleiche Systemstruktur und die gleichen Systemmodelle eine adaptive PD-Regelung für die Hubsektion vor, welche auf Basis der Ansteuerdaten des Maschinenbedieners und der Zylinderdruck- oder Kabinenbeschleunigungssignale die Schwingungen in der Maschine reduziert. Die Ermittlung der auf die Drucksituation angepassten Parameter erfolgt mit einer Extremwertregelung [45]. Die aktiven Schwingungssysteme sind in der Simulation ähnlich effektiv oder sogar besser als in Serie verfügbare passive Systeme.

In [46] wird durch Ayoub und Berg ein aktives Schwingungssystem für einen Volvo LX-1 Radlader vorgestellt. Zur Dämpfung wird ein PID-Regelungsansatz verwendet. Der um den Mittelwert bereinigte Hubkolbendruck dient als Eingang des Reglers. Die Mittelwertbereinigung erfolgt über den differentiellen Vergleich zwischen dem in einem Tiefpassfilter gefilterten Kolbendrucksignal und dem Signal selbst. In einer Gesamtmaschinensimulation wird für eine exemplarische Teststrecke eine Reduktion der maximalen Amplitude von 18 % erreicht. Der Einsatz der Steuerung in einem Versuchsträger führt

während eines ähnlichen Manövers ebenfalls zu einer Reduktion der Schwingungen. Ein heute schon verfügbares passives Schwingungssystem weist im Vergleich dennoch ein besseres Dämpfungsverhalten auf.

Neben Schwingungen im Radlader ist die Kippsicherheit von wesentlicher Bedeutung. Küppers stellt in [47] ein Sicherheitssystem vor, welches die Standicherheit für Radlader mit unterschiedlichen Lenkkonzepten (Knick-, Achschenkell- und Kombinationslenkung) ermittelt und den Maschinenbediener über den aktuellen Zustand der Maschine informiert. Zinke entwickelt eine Onboard-Diagnose zur Überwachung und Bewertung der Stand- und Kippsicherheit für mobile Arbeitsmaschinen am Beispiel von LKW-Ladekränen und Teleskopradladern [48; 49]. Im Fokus der simulativen und experimentellen Analysen stehen dabei die laterale Kippgefährdung. Neben der Überwachung im Prozess spielt auch eine modellbasierte Vorberechnung im Sinne einer Labilitätsprognose eine bedeutende Rolle.

Alle vorgestellten Ansätze gelten überwiegend für die Fahrprozesse. Eine Schwingungsdämpfung während der Hub- und Senkvorgänge der Schaufel wurde bisher nicht untersucht. Eine für alle Zustände gültige aktive Regelung zur Schwingungsdämpfung, Belastungsreduktion und Kippsicherheitssteigerung in Radladern existiert nicht.

2.3.2 Steigerung der Maschineneffizienz

Nilsson stellt in seinen Arbeiten vorausschauende Betriebsstrategien für unterschiedliche Radladerantriebsstrangtopologien vor. In [50] präsentiert er für ein hydraulisches stufenloses Getriebe zwei Arten einer vorausschauenden Betriebsstrategie. Auf Basis von 27 zur Verfügung stehenden Zyklen wird in einem ersten Ansatz ein HMM trainiert, welches für jeden Zeitpunkt die Wahrscheinlichkeit einer benötigten Leistung zu einer gefahrenen Distanz angibt. In Kombination mit einer Kostenabschätzung wird mit Hilfe dieser Wahrscheinlichkeiten für jeden Einstellungszustand des hydraulischen Getriebes der Energieverbrauch für zukünftige Zyklen minimiert. Diese Methode beruht auf einer Prädiktion, welche einen stochastischen Ansatz durch eine dynamische Pro-

grammierung erweitert. Dies wird als Stochastische-Dynamische-Programmierungsmethode bezeichnet. Durch die Erweiterung des Ansatzes um eine Vorhersage des auftretenden Ölvolu-menstroms im hydraulischen Teil des stufenlosen Getriebes kann die Restkostenabschätzung für den Folgezyklus genauer kalkuliert werden. Zusätzlich wird durch das Einbeziehen einer Prädiktion die Stabilität des Algorithmus positiv beeinflusst. In [51] wird diese Methode auf einen dieselelektrischen Antriebsstrang angewendet und damit eine Kraftstoffersparnis von bis zu 4 % erreicht. Der Nachweis wird sowohl in der Messung als auch in der Simulation erbracht.

Mit Hilfe der in [32] vorgestellten Identifikation von Arbeits- und Fahrprozessen und der Prädiktion von zukünftigen Leistungsanforderungen können heuristische Betriebsstrategien für ein elektrisch angetriebenes Multifunktionsfahrzeug entwickelt werden. Die auf KNNs basierenden Erkennungs- und Prädiktionsergebnisse sind die Grundlage dieser Strategien. Eine situative Anpassung der Zwischenkreisspannung auf Basis der in naher Zukunft vorliegenden Leistungsanforderung ermöglicht eine Effizienzsteigerung der elektrischen Komponenten im Fahrtriebsstrang des Fahrzeuges. Eine Aussage über die konkrete Energieersparnis bleibt offen.

Auf die Vorstellung von unterschiedlichen Systemtopologien zur Effizienzsteigerung wird bewusst verzichtet. Die Ergebnisse der aufgeführten Arbeiten zeigen, dass auch ohne Änderung der Systemtopologien die Effizienz einzelner Teilsysteme durch Eingriffe der Steuerung gesteigert werden kann.

2.3.3 Steigerung der Prozesseffizienz

Der Einsatz von Load-Sensing-Systemen in mobilen Arbeitsmaschinen eliminiert die Lastdruckabhängigkeit des fließenden Volumenstroms über ein Steuerventil. Der Maschinenbediener verliert dadurch die Kenntnis über das Lastniveau im Hydraulikkreislauf. Fehlbedienungen und Überbelastung durch ein Unterschätzen der Last können eine der negativen Folgen darstellen. Filla stellt in [52] eine Betriebsstrategie zur lastabhängigen Verbraucherregelung in Load-Sensing-Systemen vor. Der Lastdruck in den Zylindern wird erfasst und die Ventilsteuerkennlinien werden elektronisch angepasst. Die Ansteuerung

des Joysticks bei hohen Lastdruckniveaus führt zu verringerten Volumenströmen und einer reduzierten Dynamik. Der Maschinenbediener erhält dadurch eine lastfühlende Funktion. Die energetischen Vorteile eines Load-Sensing-Systems bleiben weiter bestehen.

Der Schaufelladevorgang ist einer der wesentlichen Aktionen für den gesamten Ladeprozess. Für Arbeiten, die wiederholt bestimmte Arbeitspositionen des Hubgerüsts erfordern, eignen sich verfügbare Hubhöhen- und Senktiefenbegrenzungen [53]. Durch Programmierung der Stellung in Bodennähe und der Auskipphöhe wird anschließend das Hubgerüst automatisiert in die definierten Begrenzungshöhen gebracht. Bei Ladearbeiten mit fester Schaufelposition bringt eine automatische Schaufelrückführung die Schaufel zurück in den Beladungszustand. Dieses Assistenzsystem beschleunigt die Bewegungsabläufe der Maschine bei unerfahrenen Maschinenbedienern. Kürzere Umschlagszeiten und eine gesteigerte Produktivität sind die Folgen.

Eine Automatisierung der Grabsteuerung ist ein weiteres Assistenzsystem zur Unterstützung von Maschinenbedienern. In der Wissenschaft gibt es zwei Hauptstrategien bei der automatisierten Schaufelbefüllung: die physikalisch motivierte modellbasierte Steuerung und die Steuerung unter Einsatz der Methoden der künstlichen Intelligenz. Eine modellbasierte Steuerung basiert auf Expertenwissen und ist in der Entwicklung sehr anspruchsvoll, da die Kräfte zwischen Schaufel und Haufwerk sehr komplex und damit nur unter hohem Aufwand in Form von Modellen abzubilden sind. Eine Anwendung der klassischen Kontrolltheorieansätze in Form von Trajektorienkontrollen [54; 55], einer Compliance-Kontrolle [56] und einer Feed-Forward-Kontrolle [57] konnte nicht erfolgreich für alle typischen Erdstoffe angewendet werden. Dадhich entfernt sich in [58] von den physikalischen Modellierungsansätzen. Er untersucht, ob Modelle des maschinellen Lernens die Zylinderkräfte eines Radladers auf Basis der Geschwindigkeiten der Hub- und Neigezylinder vorhersagen können. Dafür wird ein lineares Regressionsmodell für die Hub- und Neigungsbewegung vorgestellt, welches einen Lernansatz der automatischen Schaufelladung skizziert. In [31] wird ein darauf aufbauendes TDNN vorgestellt, das in den Schaufelregelkreis eines Radladers integriert ist. Das TDNN-Netzwerk führt alle Schritte der Schaufelbefüllung erfolgreich durch, nachdem

96 Ladespiele zum Trainieren des Prozesses genutzt wurden. Die vorgestellte Lösung zeigt eine 26 % längere Zeit für die Schaufelbefüllung im Vergleich zur Durchführung durch einen Experten. Für fragmentiertes und schweres Gestein sind diese Steuerungssysteme, wie auch bei den modellbasierten Ansätzen, nur eingeschränkt anwendbar. In [59] versucht Dadhich die bisherigen Ansätze mittels eines deterministischen Actor-Critic-Algorithmus von feingranularem Kies auf gröbere Gesteinsstrukturen zu übertragen. Dabei verwendet er die Verfahren aus [31] und nutzt einen Reinforcement-Learning-Ansatz um die Steuerungsparameter auf entsprechendes Material anzupassen. Nach nur 40 Versuchen wird eine Steigerung des Füllgrades um 8 % erreicht. Die Belohnungsfunktion basiert dabei auf der Hubkraft. Eine Belohnung nach der Prozesseffizienzgröße (Schüttgutmasse pro Grabprozess) hat keine Verbesserung des Grabverhaltens ergeben.

Das automatisierte Erfassen der Masse des Schüttguts pro Arbeitsspiel bringt den Vorteil einer einfachen Gesamtprozessbegutachtung und erspart zeitaufwändiges, dem Arbeitsprozess nachgelagertes Wiegen. Der einfachste Ansatz hierfür ist das Aufstellen einer auf Messdaten basierenden Gleichung. Geeignete Messdaten für eine Schüttgutmassenerkennung (SME) sind Druck- und Weggrößen. Nilsson nutzt in [25] für eine Schaufellasterkennung in einem Radlader lediglich den Druck im Hubzylinder und erreicht mit diesem Ansatz eine 18 % Full-Scale-Abweichung (FSA¹). Durch Berücksichtigung von Bewegungsgleichungen, der Drücke im Hub- und Kippzylinder und der Hubzylinderlängen, kann Yung in [60] für eine Parallelkinematik eines Frontladers die FSA auf 4,5 % reduzieren. Die Abweichungen sind mit einem als starr angenommenen Massenschwerpunkt und der vereinfachten Annahme eines reibungslosen Systems zu erklären. Ballaire bestimmt in [61] zusätzlich die Position jedes Einzelbauteils des Hubgerüsts und berücksichtigt Reibungseffekte für statische Betriebspunkte. Dadurch wird eine Reduktion der FSA auf 1,5 % erzielt. Im Patent [62] von Shatters werden bei dynamischen Betriebspunkten zusätzlich die Reibungs- und Trägheitseffekte durch analytische Gleichungen berücksichtigt.

¹ Als Full-Scale-Abweichung (FSA) wird folgend die maximale Abweichung eines Messpunktes bezogen auf die maximale mögliche Messgröße beschrieben.

Hindman erweitert einen zweidimensionalen Kinematik-Ansatz einer Schaufellastererkennung um ein datenbasiertes neuronales Netz und erreicht so eine Reduktion des FSA von 37 % auf 3,5 % [63]. Eine Erweiterung dieses Ansatzes um die fahrdynamisch bedingten Beschleunigungswerte des Vorderwagens verbessern den Algorithmus auf 2 % FSA [64]. Dengler greift in [65] den Ansatz von Hindman aus [63] auf und modelliert unter der Annahme von masselosen Bauteilen und vereinfachten Geometrien eine Z-Hubkinematik eines Radladers als sehr komplexitätsreduziertes System. Mittels einer Momentenbilanz um den Drehpunkt der Schwinge schließt Dengler auf die Masse des Schüttguts in der Schaufel. Die Bestimmung eines konstanten Faktors, welcher die unberücksichtigten Massen und vereinfachten Geometrien kompensiert, erfolgt auf Basis von Versuchsreihen unter Berücksichtigung unterschiedlicher Schaufelmassen und Zylinderausfahrgeschwindigkeiten. Eine Aussage über die Güte dieses vereinfachten Ansatzes zur Schaufellastbestimmung erfolgt nicht.

Sämtliche genannte Systeme sind die Grundlage für vollautomatisierte Steuerungsansätze. Vollautomatisierte Maschinen sind insbesondere aus dem Untertagesektor bekannt, da hier durch die Tunnelstruktur definierte Pfade vorgegeben sind und aufgrund der Wände eine Lokalisierung verhältnismäßig einfach möglich ist. In [66] wird ein autonomes Navigationssystem für einen 30-Tonnen-Fahrlader vorgestellt. Die Steuerungsarchitektur basiert dabei auf einem robusten, reaktiven Wandfolgeverfahren. Dieses Verfahren ermöglicht durch laserbasierte Techniken einen autonomen Hochgeschwindigkeitsbetrieb in einem künstlichen Testbergwerk und erreicht dabei nahezu die Performance eines realen Maschinenbedieners mit langjähriger Erfahrung.

Sarata präsentiert in [67] einen modellhaften Ansatz für eine vollautonome Durchführung eines kurzen Ladespiels über Tage. Das beschriebene System besteht aus der Umgebungsvermessung und -modellierung, der Pfadplanung und der anschließenden Bewegungssteuerung. Das System zur Umgebungsvermessung erfasst die räumliche Umgebung mittels eines 3D-Stereo-Visionsystems. Das System der Pfadplanung bestimmt anhand der Umgebungsmo- delle die Position und Richtung der Schaufel bezogen auf das Haufwerk.

Weiter wird durch die Pfadplanung der V-förmige Weg zwischen dem Entnahmepunkt und dem Ladepunkt konstruiert und in einer Bewegungssteuerung umgesetzt. Der Grabprozess wird modellbasiert über die Widerstandskraft gesteuert, die während der Schaufelbewegung auf die Schaufel ausgeübt wird. Die Ergebnisse der Pfadplanung zeigen realistische Ergebnisse. Für langsame Fahrgeschwindigkeiten werden diese aufgestellten Pfade gut eingeregelt. Die Ergebnisse des Grabprozesses und der Vergleich mit einem realen Maschinenbediener bleiben offen.

Diese Ergebnisse zeigen, dass für einzelne Anwendungen vollautomatisierte Lösungsansätze entwickelt wurden. Unter starken Restriktionen, wie vorgegebenen Pfaden und dem Agieren in abgesperrten Bereichen, ist ein Betrieb mit derartigen Lösungsansätzen denkbar. Die Applikation dieser Verfahren auf Maschinengrößen, welche bevorzugt auf Baustellen und damit in einer sicherheitssensibleren Umgebung eingesetzt werden, ist aufgrund einer erhöhten Zahl an Störgrößen, Sicherheitsrisiken und gesetzlichen Rahmenbedingungen zum aktuellen Zeitpunkt noch nicht möglich. Assistenzsysteme werden daher auch in Zukunft eine bedeutend größere Rolle spielen. Die Forschung an anderen Erdbewegungsmaschinen ist zum Teil weiter fortgeschritten. Ursache ist ein hoher Anteil von Arbeitsprozessen ohne Fahranteile, was eine Automatisierung vereinfacht.

2.3.4 Steigerung der Maschinenverfügbarkeit

In der Forschung untersuchte Systeme zur Verfügbarkeitssteigerung beschäftigen sich primär mit der Entwicklung von Systemen zur Vorhersage der Restlebensdauer einzelner Teilsysteme einer Maschine. Im Allgemeinen wird die Lebensdauer einer Komponente als die Zeitdauer oder die Anzahl der Zyklen definiert, die eine Komponente durchläuft, bevor ein Verlust der Primärfunktion oder ein irreversibler Ausfall auftritt [68]. Ziel von Berechnungsmodellen ist die Vorhersage dieser wahrscheinlichen Zeitdauer bis zum Ausfall. Auf den Komponentenzustand angepasste Wartungs- und Instandhaltungszeitpunkte können Stillstandszeiten und Instandsetzungskosten reduzieren und damit die Verfügbarkeit einer mobilen Arbeitsmaschine steigern.

Bei der Abschätzung der Restlebensdauer wird generell zwischen zwei Ansätzen unterschieden. Im ersten Ansatz werden aktuelle Zustände der Komponenten sensorisch erfasst und datenbasiert zukünftige Zustände abgeschätzt (Condition-Monitoring-Systeme). Im zweiten Ansatz werden aufgrund von aktuellen Belastungen mit Hilfe von Schadenshypothesen die Schädigung und die Restlebensdauer berechnet (Load-Monitoring-Systeme).

Condition-Monitoring-Systeme in hydraulischen Antriebseinheiten mobiler Maschinen sind seit vielen Jahren Forschungs- und Entwicklungsgegenstand. Ein Beispiel ist das von Ramdén [69] entwickelte Condition Monitoring System für hydrostatische Antriebseinheiten. Durch die Aufnahme von Beschleunigungen am Pumpengehäuse und nachgelagerten Frequenzanalysen wird mit Hilfe von KNNs auf den Lager- und Kavitationszustand in der Axialkolbenpumpe geschlossen. Einen ähnlichen Ansatz zeigt Oppermann in [70], der aufgezeichnete Körperschallsignale mittels einer Fast-Fourier-Transformation (FFT) auswertet und damit auf Schäden im hydrostatischen Kreis schließt. Ergänzend führt Oppermann thermodynamische Ansätze zur Erkennung von volumetrischen Verlusten auf Basis von Temperatur- und Drucksignalen ein.

Nicht der Betriebsfestigkeit zuzuordnende Ausfallursachen von hydraulischen Systemen wurden bis heute analytisch und simulativ nur vereinzelt untersucht. Ma entwickelt in [71] ein Verschleißmodell für das Kontaktpaar Gleitschuh-Schrägscheibe einer Axialkolbenpumpe. Dieses Modell basiert auf dem Verschleißmodell von Zou [72] für geschmierte Kontaktpunkte, das ein weiterentwickeltes Verschleißmodell von Archard [73] darstellt. Die Parametrierung und Validierung des Modells erfolgt durch Abtragsmessungen. Ähnliche Simulationsansätze gibt es für weitere hydraulische Komponenten von mobilen Arbeitsmaschinen [74]. Sämtliche detaillierten Ansätze haben aber gemein, dass aufgrund des Komplexitätsgrades eine echtzeitfähige Schadensberechnung nur eingeschränkt möglich ist. Für Load-Monitoring-Methoden müssen diese Modelle daher vereinfacht werden. Boog stellt in [75] ein stark vereinfachtes Belastungsmodell für den Zylinder in der Kolbentrommel einer Axialkolbenpumpe vor. Dieser Ansatz basiert auf der Annahme eines dünnwandigen Rohres und wird genutzt um vorrausschauende, belastungsabhängige Instandhaltungsstrategien zu entwickeln und umzusetzen.

Ein weiterer Ansatz ist die Nutzung von datenbasierten, statistischen Methoden zur Berechnung der Restlebensdauer. Baus stellt in [76] ein Modell zur Berechnung der Restlebensdauer nach einem von Weibull abgeleiteten Ansatz vor. Die dem Ansatz zugrunde gelegten Schädigungsmodelle können sowohl physikalischer als auch statistischer Motivation sein. Auf Ausfalldaten basierende Schädigungsmodelle sind eine weitere Möglichkeit der Schadensmodellierung von Komponenten einer mobilen Arbeitsmaschine [77]. Umfangreiche Datensätze über erfahrene Belastungen und Schadensursachen sind die Grundlage eines solchen Ansatzes. Diese Datenbasis steht aufgrund teurer Sensorik und begrenzter Speicherkapazitäten nur vereinzelt zur Verfügung.

Die vorgestellten Systeme haben eine hinweisende Funktion bezüglich des aktuellen Maschinenzustands. Auf Basis dieser können Ausfälle der Komponenten prognostiziert und Instandhaltungsmaßnahmen vorbereitet werden. Eine Reduktion der Komponentenbelastung, sodass es zu einem späteren Ausfall der Systeme kommt, wird nicht untersucht.

2.4 Forschungsbedarf

Der Maschinenbediener weist bei der Bedienung individuelle Charakteristika auf, die zu einer Varianz in den Leistungsflüssen und den wirkenden Kräften und Momenten führen, vgl. Kapitel 2.1.1. Daraus resultierende erhöhte Bauteilbelastungen können zu einem vorzeitigen Versagen und damit dem Ausfall der Maschine führen.

Die Verfügbarkeit heutiger Maschinen wird durch konstruktive Maßnahmen gesteigert, sodass erhöhte Belastungen beispielsweise durch Material-, Gestalt- und Strukturanpassungen ertragen werden können. Eine Vermeidung dieser erhöhten Belastungen durch intelligente Steuerungssysteme wird heute nicht untersucht und umgesetzt. Dem Problem vermeintlich zuzuordnende Ansätze, vgl. Kapitel 2.3, dienen vorwiegend der Steigerung der Maschinen- und Prozesseffizienz sowie des Komforts des Maschinenbedieners.

Aufgrund der in Kapitel 2.3.3 aufgezeigten, zum aktuellen Forschungszeitpunkt noch vorliegenden Defizite stellt sich eine vollständige Automatisierung

der Gesamtmaschine “Radlader” und somit die Elimination des Bedienerinflusses sowohl technisch als auch wirtschaftlich als nicht umsetzbar heraus. Die Entwicklung weiterer Assistenzsysteme, insbesondere für Radlader kleiner Baureihen, stellt wegen des in dieser Maschinenklasse häufig anzutreffenden niedrigeren Bedienerqualifikationsniveaus eine deutlich sinnvollere Alternative dar.

Diese Arbeit soll genau hier ansetzen und durch intelligente und sich adaptierende Verfahren die bedienerindividuellen Einflüsse auf die Schädigung einer Maschine reduzieren. Die Vorteile sind eine erhöhte Lebensdauer und Verfügbarkeit der mobilen Arbeitsmaschine sowie geringe Wartungs- und Instandhaltungskosten. Dabei wird auf die bestehenden Erkenntnisse aus den in Kapitel 2.3 vorliegenden Assistenzsystemen aufgebaut und diese um intelligente Modellansätze erweitert. Die Besonderheit liegt in der Berücksichtigung des individuellen Maschinenbediener und des aktuellen Fahr- und Arbeitszustands bei der Ausführung einer Arbeitstätigkeit.

Daraus ergibt sich folgende Forschungshypothese, die im Rahmen der Arbeit bestätigt oder widerlegt werden soll:

Auf den Maschinenbediener und den Betriebszustand abgestimmte Assistenzsysteme können bei der Belastungs- und Schädigungsreduktion von Komponenten mobiler Arbeitsmaschinen unterstützen.

Folgende Fragestellungen müssen zur Prüfung dieser Hypothese beantwortet werden:

- *Wie können bediener- und zustandsindividuelle Assistenzsysteme zur Schädigungsminimierung und damit zur Verfügbarkeitssteigerung von mobilen Arbeitsmaschinen aufgebaut sein?*
- *Sind Musterkennungsverfahren geeignet, den Maschinenbediener, den Fahr- und Arbeitszustand, aber auch Systemgrößen einer mobilen Arbeitsmaschine in ausreichender Güte richtig zu erkennen, zu beschreiben und vorherzusagen?*
- *Gibt es Modelltypen, die genutzt werden können, um die Schädigungsintensität einzelner Belastungen für die Komponenten richtig abzubilden?*

Können diese Modelltypen in eine Maschinensteuerung integriert werden?

- *Kann eine Übersteuerung des Bedienerbefehls realisiert werden, ohne dass diese sich negativ auf die Maschinenbedienung² auswirkt?*

Zur Erprobung des Ansatzes wird ein digitaler Zwilling der Maschine Radlader und seiner Umgebung erstellt. Die aufgezeigte methodische Vorgehensweise ist dabei auf weitere mobile Arbeitsmaschinen, welche sich durch wiederkehrende Prozesse bei der Erfüllung von Arbeitsaufgaben auszeichnen, übertragbar.

² Die Definition der Maschinenbedienung erfolgt unter den zwei Aspekten der Prozesseffizienz und der Trägheit bei der Bedienung der Maschine.

3 **Schadigungsreduzierende Assistenzsysteme**

Assistenzsysteme können eine hinweisende oder eingreifende Funktion haben. Hinweisende Systeme geben bezogen auf ein aktuelles oder in Kürze bevorstehendes Ereignis ein visuelles, akustisches oder haptisches Signal an den Maschinenbediener. Durch einen intuitiven oder angelernten Zusammenhang zwischen dem Signal und einer vorliegenden Situation im Maschinen- und Prozesskontext erfolgt eine durch den Maschinenbediener initiierte Reaktion. Der menschliche Körper hat eine Reaktionszeit auf ein zu erwartendes Signal von 200 bis 300 ms. Als Reaktionszeit ist die Zeitspanne definiert, zwischen derer ein körperlicher Sinn angesprochen wird und eine Reaktion des motorischen Systems erfolgt. Bei einem unerwarteten Signal übersteigt die Reaktionszeit eine Zeitspanne von 500 ms [78]. Untersuchungen von hinweisenden Assistenzsystemen bei Personenkraftwagen [79] haben gezeigt, dass die Reaktionszeit zwischen Signal und Handlung sogar auf bis zu zwei Sekunden ansteigen kann. Aufgrund der zusätzlichen Trägheit des technischen Systems Radlader bei der Ausübung einer reaktiven Handlung kann die Reaktion des Maschinenbedieners erst bis zu drei Sekunden nach der Signalisierung wirksam werden. Diese Latenzzeit kann aufgrund der hohen Aktions- und Prozessdynamik während eines Arbeitsspiels die Wirksamkeit einer Schädigungsreduktion deutlich einschränken.

Bei eingreifenden Systemen erfolgt zusätzlich oder anstelle der Signalmeldung ein aktiver Eingriff in die Maschinensteuerung, sodass eine aktive Unterstützung für den Maschinenbediener vorliegt.

Im Rahmen dieser Arbeit werden aufgrund der möglich hohen Latenzzeit zwischen Signalisierung und Wirkung einer aktiven Bedieneraktion ausschließlich eingreifende Assistenzsysteme untersucht. Der Begriff Steuerung wird in diesem Zusammenhang als Homonym für die Begriffe der digitalen Regelung und digitalen Steuerung eingeführt.

In Kapitel 3.1 wird die Architektur, in Kapitel 3.2 die Entwicklung und in Kapitel 3.3 die statistischen Methoden zur Entwicklung und Bewertung von schädigungsreduzierenden Assistenzsystemen vorgestellt.

3.1 Architektur schädigungsreduzierender Assistenzsysteme

Ein schädigungsreduzierendes Assistenzsystem besteht im Wesentlichen aus drei Modultypen: Steuerungsmodulen, Identifikationsmodulen und Schädigungsmodulen. Abbildung 3.1 zeigt die grundlegende Architektur.

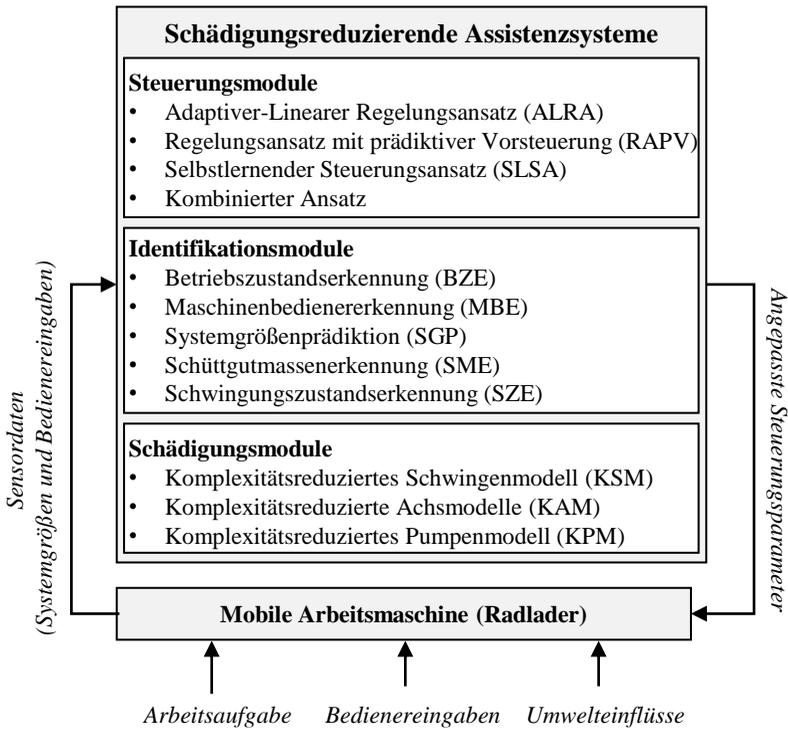


Abbildung 3.1: Architektur schädigungsreduzierender Assistenzsysteme

Für die Steuerungsmodule können adaptive-lineare (ALRA), prädiktive (RAPV), selbstlernende Ansätze (SLSA) und Kombinationen dieser verwendet werden. Abhängig von der gewählten Steuerungsstrategie im Steuerungsmodul und der zu beeinflussenden Komponente müssen variierende Zustandsgrößen durch die Identifikationsmodule bereitgestellt werden. Dazu gehören Module für eine Erkennung des aktuellen Betriebszustands (BZE), für eine Erkennung des aktuellen Maschinenbedieners (MBE), für eine Prädiktion zukünftiger Systemgrößen (SGP), für eine Erkennung der Schüttgutmasse in der Schaufel (SME) und für eine Erkennung des aktuellen Schwingungszustands (SZE). Die Auswahl recheneffizienter Schädigungsmodule richtet sich nach der zu optimierenden Komponente. Die Maschinensystemgrößen werden durch die mit der Arbeitsaufgabe zusammenhängenden Prozessschritte, die Interaktion zwischen der Maschine und dem Maschinenbediener und die Umwelteinflüsse bestimmt. In der mobilen Arbeitsmaschine installierte Sensoren erfassen die Maschinensystemgrößen und die Bedieneringaben und dienen als Eingang der Assistenzsysteme.

3.2 Entwicklung schädigungsreduzierender Assistenzsysteme

Die Entwicklung der schädigungsreduzierenden Assistenzsysteme erfolgt in einer modellbasierten Entwicklungsumgebung. Der der Entwicklung zugrundeliegende Prozess teilt sich in drei Phasen, vgl. Abbildung 3.2.

In der ersten Phase wird ein Modell der Maschine, des Maschinenbedieners und der Umgebung abgeleitet. Die Komponentenauswahl zur Schädigungsreduktion ist der Ausgangspunkt der Entwicklung. Sie legt den notwendigen Detaillierungsgrad der Simulation fest. Dafür wird der belastungsbestimmende Kraftfluss der ausgewählten Komponenten im Radlader analysiert. Das Ergebnis ist ein digitaler Zwilling der Gesamtmaschine und deren Umgebung.

In der zweiten Phase folgt der modulare Entwurf des Assistenzsystems. Unter Berücksichtigung der Arbeitsaufgabe und der Bedienerqualifikation werden

die Schädigungen der ausgewählten Komponenten berechnet. Diese unterscheiden sich signifikant je nach Betriebszustand (BZ) der Maschine. Mit Hilfe einer Potentialanalyse werden jene BZs ermittelt, welche das größte Schädigungsreduktionspotential für die zu untersuchenden Komponenten aufweisen. Unter Berücksichtigung der BZs und deren Randbedingungen werden die Steuerungsmodule ausgewählt. Die Auswahl bestimmt gleichzeitig die Informationen, welche der Steuerung durch Identifikationsmodule zur Verfügung gestellt werden müssen. Das Ergebnis ist ein Konzept für das Assistenzsystem.

In der dritten Phase wird das Konzept für das Assistenzsystem bezüglich seiner Eignung untersucht und Steuerungsparameter für das Arbeitsszenario angepasst. Das System wird dafür mittels des Simulationsmodells auf die sich verändernde Schädigungswirkung der Komponenten untersucht. Ein Vergleich der Maschinenschädigungen mit bzw. ohne Assistenzsystem liefert die Bewertungsgrundlage der Assistenzsysteme. Solange vorgegebene Optimierungskriterien nicht erreicht sind, werden die Anpassung der Steuerungsparameter und die Ermittlung der Auswirkungen wiederholt. Solche Optimierungskriterien können eine maximale Anzahl an Iterationsschleifen bzw. ein vordefinierter Optimierungsgrad sein.

Die nachfolgenden Beschreibungen orientieren sich an diesen drei Phasen.

- Phase 1: Modellerstellung
In Kapitel 4 wird die Applikationsmaschine vorgestellt, ausfallkritische Komponenten identifiziert, eine modellbasierte Entwicklungsumgebung entwickelt und ein digitaler Zwilling der Maschine abgeleitet.
- Phase 2: Entwurf des Assistenzsystems
Auf Basis der in Kapitel 5 definierten Arbeitsszenarien erfolgt die Berechnung der Komponentenschädigung für den Radlader ohne Assistenzsystem. Kapitel 6 liefert den zur Assistenzsystementwicklung notwendigen Modulbaukasten der drei Modultypen: Steuerungsmodule, Identifikationsmodule und Schädigungsmodule.
- Phase 3: Prüfung und Optimierung
Vier exemplarische Assistenzsysteme werden anhand der definierten Arbeitsszenarien in Kapitel 7 vorgestellt, analysiert und optimiert.

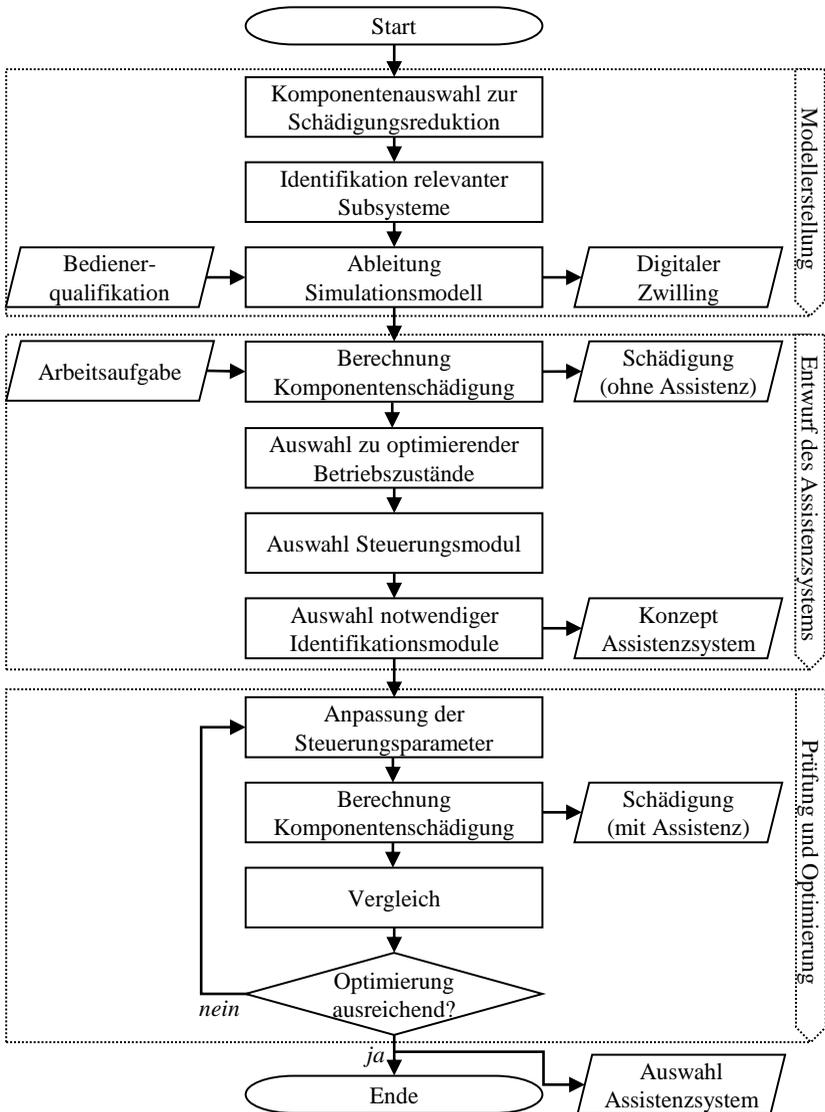


Abbildung 3.2: Vorgehen bei der Entwicklung schädigungsreduzierender Assistenzsysteme

3.3 Statistische Methoden zur Entwicklung schädigungsreduzierender Assistenzsysteme

Die Bewertung einzelner Assistenzsystemmodule erfolgt mit Hilfe von statistischen Methoden. Hierzu werden zumeist unterschiedliche Datensätze miteinander verglichen. Dazu seien im Folgenden \vec{x} und \vec{y} zwei zu vergleichende Datenreihen mit den n Datenpunkten x_i (Istwert) und y_i (Sollwert), $i \in \{1; 2; \dots; n\}$.

Generell kann zwischen graphischen und merkmalsbasierten Vergleichstechniken unterschieden werden.

Bei den graphischen Vergleichstechniken werden die zu vergleichenden Datensätze über eine Referenzvariable gegeneinander aufgetragen. Der Vergleich und die Bewertung erfolgen durch die Auswertungsperson und zeigen einen hohen individuellen und subjektiven Charakter. Eine quantitative Gegenüberstellung von Abweichungen in den Datensätzen erfolgt lediglich für gesondert ausgewählte Punkte.

Um die Subjektivität zu minimieren, können mittels merkmalsbasierter Vergleichstechniken objektive Kriterien auf der Grundlage berechenbarer Kennzahlen definiert werden. Hierfür werden Vergleichsmetriken in Form von charakteristischen, mathematisch deterministischen Maßzahlen ermittelt. Diese Maßzahlen quantifizieren den Grad der Übereinstimmung. Die bei der Assistenzsystementwicklung eingesetzten Techniken können weiter in einzelpunktvergleichende (point-to-point comparison metrics) und formvergleichende Verfahren (shape comparison metrics) unterteilt werden [80].

Bei Einzelpunktvergleichen erfolgt ein direkter Vergleich über die Residuen r der beiden Datenreihen. Die Sortierung der zu vergleichenden Datenpunkte x_i und y_i erfolgt über eine Referenzvariable. Bei einem Vergleich von aufgezeichneten Messreihen ist die Referenzvariable häufig die Zeit t . Das Residuum zweier Datenpunkte beschreibt deren Differenz, Gleichung (3.1).

$$r_i = x_i - y_i \quad (3.1)$$

Je kleiner der Betrag des Residuums ist, desto besser stimmen die Datenpunkte überein. [81]

Bei formvergleichenden Verfahren werden alle Datenpunkte der Datenreihen berücksichtigt. Dies bietet die Möglichkeit eine auf die Referenzvariable bezogene Verschiebung der Signale gesondert zu betrachten.

Im Folgenden erfolgt eine Vorstellung der für die Assistenzsystementwicklung relevanten Kennzahlen.

3.3.1 Einzelpunktvergleich

Durch die Untersuchung der zu vergleichenden Datenreihen zu unterschiedlichen Werten i der Referenzvariable, z.B. zu unterschiedlichen Zeitpunkten t_i , ergibt sich eine Residuenverteilung. Maßzahlen dienen zur Beschreibung und Interpretation dieser Verteilung.

Das Lagemaß beschreibt das Zentrum einer Verteilung durch einen numerischen Wert. Welches Lagemaß sinnvoll ist, hängt vom Kontext, der Datensituation und dem Skalenniveau des Residuums ab. Bei einer metrischen Skalierung und reellen Zahlenwerten werden häufig der arithmetische Mittelwert \bar{r} und der Median r_{med} verwendet.

Der arithmetische Mittelwert der Residuenverteilung \bar{r} ist definiert als die Summe der Einzelresiduen r_i , geteilt durch die Anzahl der Beobachtungen n :

$$\bar{r} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n r_i \quad (3.2)$$

Auch bei einer geringen Anzahl an Beobachtungen mit unterschiedlicher Merkmalsausprägung charakterisiert der arithmetische Mittelwert den Durchschnitt der Residuen sehr gut. Allerdings führen Extremwerte, die von dem Großteil der Residuen abweichen, zur Verschiebung des Mittelwertes, trotz gegebenenfalls nur vereinzelt auftretender Ereignisse. [81; 82]

Ein Lagemaß, welches den Einfluss gegenüber Extremwerten begrenzt, ist der Median. Der Median teilt die Einzelwerte der Residuen so auf, dass 50 % der Werte oberhalb und 50 % der Werte unterhalb des Medians liegen. Hierfür werden die Einzelresiduen r_i der Größe nach aufsteigend sortiert und in eine geordnete Liste \vec{r}^\blacksquare überführt. Für eine ungerade Anzahl n an Werten in der Liste \vec{r}^\blacksquare entspricht der Median r_{med} dem mittleren Wert $r_{(n+1)/2}^\blacksquare$ der Liste. Für eine gerade Anzahl n an Daten ist der Median r_{med} als der arithmetische Mittelwert der beiden in der Mitte der Liste liegenden Residuen $r_{n/2}^\blacksquare$ und $r_{n/2+1}^\blacksquare$ definiert, Gleichung (3.3). [81; 82]

$$r_{\text{med}} = \begin{cases} \frac{r_{n+1}^\blacksquare}{2} & \text{für } n \text{ ungerade} \\ \frac{1}{2} \cdot \left(r_{\frac{n}{2}}^\blacksquare + r_{\frac{n}{2}+1}^\blacksquare \right) & \text{für } n \text{ gerade} \end{cases} \quad (3.3)$$

Der Median liefert neben der Resistenz gegenüber Extremwerten den Vorteil einer einfachen Interpretierbarkeit der Ergebnisse. Grundlage für einen aussagekräftigen Median ist eine hohe Anzahl der Datenpunkte. Da diese grundlegende Voraussetzung für die bei der Assistenzsystementwicklung zu untersuchenden Datenreihen erfüllt ist, werden im Folgenden überwiegend der Median und mit dem Median verbundene Kennzahlen diskutiert. [81; 82]

Für eine zusammenfassende Beschreibung der Verteilungen müssen die Lagemaße noch durch Angaben zur Streuung der Daten um ihr Zentrum ergänzt werden. Die Maxima r_{max} und Minima r_{min} werden durch die Randwerte der geordneten Liste \vec{r}^\blacksquare definiert. Die Differenz von r_{max} und r_{min} wird als Spannweite bezeichnet und weist bei zum Median r_{med} stark abweichenden Werten auf Ausreißer hin. Eine allgemeingültige Charakterisierung der Streuung über die Spannweite ist nicht möglich. Ein aussagekräftigeres Ergebnis liefert die Ermittlung und Analyse von Quantilen. Für $p \in [0 ; 1]$ sind p-Quantile einer Residuenverteilung so definiert, dass diese die Daten in zwei Teile trennen: $p \cdot 100$ % der Daten sind kleiner gleich und $(1-p) \cdot 100$ % sind größer gleich dem p-Quantil, Gleichung (3.4). [82]

$$r_p = \begin{cases} r_{\lceil n \cdot p \rceil} & \text{für } n \cdot p \notin \mathbb{N} \\ \frac{1}{2} \cdot (r_{n \cdot p} + r_{n \cdot p + 1}) & \text{für } n \cdot p \in \mathbb{N} \end{cases} \quad (3.4)$$

Der Median ist damit das 50 % Quantil $r_{\text{med}} = r_{0.5}$. Weitere häufig verwendete Quantile sind das untere Quartil (25 % Quantil $r_{0.25}$) und das obere Quartil (75 % Quantil $r_{0.75}$). Zwischen beiden liegen damit 50 % der Werte. Der Interquartilsabstand gibt die Distanz zwischen den beiden Quartilen an. [82]

Mittels Boxplots können diese Kennzahlen visualisiert werden. Zur Erläuterung der Boxplots werden folgende zwei Datenreihen A und B verwendet:

A: \vec{r} ist ein Zufallsvektor aus 30 gleichverteilten Elementen r_i des ganzzahligen Gebiets $X = \{1; 2; \dots; 100\}$. Die Wahrscheinlichkeitsdichte f_A für die Gleichverteilung ist gemäß Gleichung (3.5) definiert.

$$f_A(r_i) = \frac{1}{100} \quad \text{für } r_i \in X \quad (3.5)$$

B: \vec{r} ist ein Zufallsvektor aus 1000 normalverteilten Elementen r_i mit einem Erwartungswert $\mu = 50$ und einer Standardabweichung $\sigma = 10$. Die Wahrscheinlichkeitsdichte f_B ist gemäß Gleichung (3.6) definiert.

$$f_B(r_i) = \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2 \cdot \pi}} \cdot e^{-\frac{(r_i - \mu)^2}{2 \cdot \sigma^2}} \quad \text{für } r_i \in \mathbb{R} \quad (3.6)$$

Abbildung 3.3 zeigt die Boxplots (linke Graphik) und die relative Häufigkeitsverteilung der beiden Datenreihen (rechte Graphik). Die rote Linie stellt den Median dar. Der blaue Kasten kennzeichnet die Grenzen des unteren ($r_{0.25}$) und oberen Quartils ($r_{0.75}$). Die Länge der Whiskers (schwarz) sind optische Verlängerungen der Quantile und werden auf maximal das 1,5-fache des Interquartilsabstands beschränkt. Sie enden bei dem letzten Datenpunkt innerhalb dieser Grenzen. Punkte außerhalb der Whisker sind Ausreißer (rote Kreuze). Als zusätzliche Information wird der arithmetische Mittelwert (schwarzes Kreuzchen) der Datenreihen abgebildet. Weichen der Mittelwert und der Median stark voneinander ab, dann weist dies auf eine asymmetrische Verteilung oder eine hohe Anzahl an Ausreißer hin, wie z.B. bei Datenreihe A.

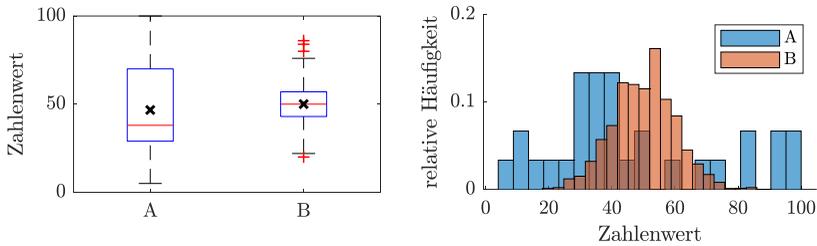


Abbildung 3.3: Boxplot-Darstellung und Häufigkeitsverteilung

3.3.2 Formvergleich

Sind die zu vergleichenden Datenreihen bezogen auf die Referenzvariable verschoben, ergeben sich, auch wenn der generelle Verlauf übereinstimmt, für die Residuen und die Lage- und Streumaße große Werte. Eine Verschiebung kann beispielsweise durch dezentral ausgewertete Messsignale in einem Messverbund auftreten. Für eine Betrachtung derartiger Signalverschiebungen eignen sich Verfahren, die neben einer Amplitudenabweichung, vergleichbar zur Berechnung eines Residuums r_i , zusätzlich eine Phasenabweichung berechnen können. Diese Verfahren sind mathematisch so definiert, dass sich die Abweichungen nicht gegenseitig in der Bewertung beeinflussen.

Den bei der Assistenzsystementwicklung verwendeten Ansatz liefert Geer durch die Einführung des „Geer’s Comprehensive Error Factors“ (GCEF [83]).

Die Amplitudenabweichung M_G der beiden Werte x_i und y_i wird durch Gleichung (3.7) berechnet. Aufgrund der datenreihen-individuellen Summation der quadratischen Einzelwerte erfolgt keine Abweichungsberechnung zu einzelnen Referenzpunkten. Eine auf die Referenzvariable bezogene Verschiebung zwischen den beiden Datenreihen hat keinen Einfluss auf M_G . M_G ist damit unempfindlich gegenüber Phasenabweichungen zwischen den beiden Datenreihen.

$$M_G = \sqrt{\frac{\sum x_i^2}{\sum y_i^2}} - 1 \quad (3.7)$$

Die Berechnung der Phasenabweichung P_G erfolgt über Gleichung (3.8). P_G ist dabei unempfindlich gegen Amplitudenabweichungen, aber sensitiv gegenüber Unterschieden in der Phasenlage zwischen den beiden zu vergleichenden Datenreihen.

$$P_G = 1 - \frac{\sum(x_i \cdot y_i)}{\sqrt{\sum x_i^2} \cdot \sqrt{\sum y_i^2}} \quad (3.8)$$

Die beiden Faktoren M_G und P_G ermöglichen damit die Identifikation von Abweichungen zwischen den beiden Datenreihen. Über Gleichung (3.9) werden diese zu einem Gesamtfehlerfaktor C_G zusammengefasst.

$$C_G = \sqrt{M_G^2 + P_G^2} \quad (3.9)$$

Ist $C_G = 0$ dann bedeutet dies, dass die beiden Datenreihen identisch sind. Die Werte, die C_G für eine gute Übereinstimmung annehmen darf, sind von der jeweiligen Anwendung abhängig. Da für die Berechnung der beiden Faktoren P_G und M_G die Solldatenreihe \vec{y} als Divisor dient, kann es bei kleinen Werten zu hohen Faktorwerten kommen.

4 Entwicklungsumgebung

Die Entwicklung der Assistenzsysteme erfolgt sowohl in einer realen als auch in einer modellbasierten Umgebung. In diesem Kapitel erfolgt die Beschreibung der zugrundeliegenden Entwicklungsumgebung. Die Assistenzsystementwicklung konzentriert sich dabei auf den Maschinentyp Radlader.

Zur Definition des Anwendungsfalls dient die Einordnung des Radladers und dessen Anwendungsgebiets nach gültiger Norm, vgl. Kapitel 4.1.1. Die Identifikation hochbelasteter Bauteile eines Radladers erfolgt auf Basis wissenschaftlicher und industrieller Studien, vgl. Kapitel 4.1.2.

Im Anschluss wird in Kapitel 4.2 die reale Entwicklungsumgebung vorgestellt. In Kapitel 4.2.1 wird der für die Arbeit zur Verfügung stehende Versuchsträger und dessen Messtechnik beschrieben. Kapitel 4.2.2 führt die untersuchungsrelevanten Versuchsfahrten auf.

In Kapitel 4.3 folgt die Vorstellung der modellbasierten Entwicklungsumgebung. Kapitel 4.3.1 behandelt den Aufbau und die Parametrierung des dynamischen Gesamtmaschinenmodells. Die Abbildung der Arbeitsumgebung wird in Kapitel 4.3.2 vorgestellt. In Kapitel 4.3.3 wird gesondert auf das reaktive Maschinenbedienermodell eingegangen. Kapitel 4.3.4 zeigt die Modellierungsansätze zur Schädigungsberechnung der hochbelasteten Komponenten des Radladers. In Kapitel 4.3.5 werden die Entwicklungsumgebung validiert und die Einsatzgrenzen des entwickelten Modellansatzes diskutiert.

4.1 Radlader als mobile Arbeitsmaschine

Der „Lader“ ist nach DIN EN 474-3 eine „selbstfahrende Maschine auf Raupen oder Rädern und einer vorn angebrachten Einrichtung, die primär zum Laden (Schaufeleinsatz) konstruiert ist und durch eine Vorwärtsbewegung der Maschine lädt oder gräbt.“ [84].

Ein Radlader ist vornehmlich durch den Fahrzeugrahmen, die Hubkinematik, das Anbaugerät und das Antriebskonzept gekennzeichnet. Der Fahrzeugrahmen ist häufig durch ein Knick- oder Pendelgelenk getrennt. Die Z- und die Parallel-Kinematik sind die häufigsten Ausführungen der Hubkinematik. Das Anbaugerät ist variabel und kann von Ladeschaufeln über Ladegabeln bis hin zu Ballenzangen reichen. Das Antriebskonzept wird vornehmlich durch das Betriebsgewicht bestimmt. Kleine Radlader (bis zu 7,5 t) werden häufig mit einem hydrostatischen Fahrtrieb, größere Radlader (bis zu 90 t) mit einem hydrodynamischen Fahrtrieb ausgestattet. Heutzutage sind zusätzlich elektrische (insbesondere bei einem Einsatzgewicht < 5 t) und hybride Antriebsstrukturen vertreten. [85]

4.1.1 Arbeitsspiele

Die Arbeitsaufgaben von Erdbaumaschinen gliedern sich in Arbeitsspiele. Nach DIN ISO 9245 ist ein Arbeitsspiel ein „Vorgang, der mit gleicher Abfolge der einzelnen Teilvorgänge mehrfach wiederholt wird.“ [86]. Das Arbeitsspiel eines Radladers „beinhaltet im Allgemeinen Füllen, Heben, Transportieren und Entladen von Material.“ [84]. Die Entfernung zwischen der Quelle des Materials und seinem Bestimmungsort kann wenige bis einige hundert Meter betragen.

Diese Unterscheidung führt zu den zwei Hauptklassen von Arbeitsspielen: dem Transportzyklus, auch langes Ladespiel genannt, und dem Ladezyklus, auch kurzes Ladespiel genannt. Im Transportzyklus besteht ein signifikanter Abstand zwischen Beladepunkt und Entladepunkt, das heißt der Fahrtrieb weist den überwiegenden Leistungsanteil gegenüber dem Arbeitsantrieb auf. In einem kurzen Ladezyklus befindet sich der Entladepunkt in unmittelbarer Nähe des Beladepunktes.

Das im Rahmen der Arbeit hauptsächlich betrachtete Arbeitsspiel ist der Ladezyklus, auch Y-Zyklus genannt. Abbildung 4.1 zeigt die einzelnen Bewegungsabläufe des Arbeitsspiels.

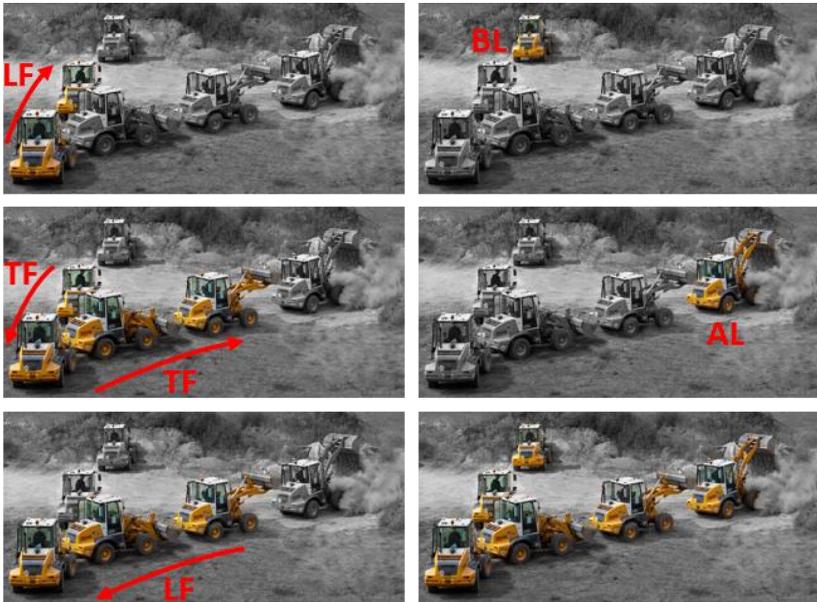


Abbildung 4.1: Ladezyklus: l.o. Leerfahrt (LF), r.o. Beladen (BL), l.m. Transportfahrt (TF), r.m. Abladen (AL), l.u. Leerfahrt (LF), r.u. gesamt

Der Radlader fährt vorwärts von einem Ausgangspunkt zu einem Beladepunkt – Leerfahrt (LF). Kurz vor dem Haufwerk wird die Ladeschaufel knapp über dem Untergrund positioniert und in das Haufwerk eingestochen. Im nachfolgenden Grabprozess wird die Schaufel gefüllt, indem diese eingekippt und leicht angehoben wird. Die auftretenden Widerstände zum Eindringen ins Haufwerk und zum Füllen der Schaufel werden dabei durch den Fahrantrieb überwunden – Beladen (BL). Im Anschluss erfolgen der Reversiervorgang zum Ausgangspunkt und die anschließende Fahrt zum Entladepunkt – Transportfahrt (TF). Schon während des Fahrprozesses wird die Schaufel aus der bodennahen Position angehoben und am Entladepunkt das Schüttgut ausgekippt – Abladen (AL). Anschließend erfolgt das Zurücksetzen zum Umkehrpunkt – Leerfahrt (LF). Während der Rückwärtsfahrt wird die Schaufel wieder auf Transportstellung abgesenkt. Das Arbeitsspiel wiederholt sich so lange, bis die Arbeitsaufgabe erfüllt ist. [4; 5]

4.1.2 Hochbelastete Bauteile

Zur Identifikation von ausfallrelevanten Bauteilen werden die belastungsintensiven Prozesse und häufig auftretende Schadensbilder analysiert.

Die höchsten Belastungen auf die Schaufel, die Hubkinematik, den Rad-Boden-Kontakt und die die Struktur verbindenden Teile entstehen beim Einstechen der Schaufel in das Haufwerk. Während der Fahr-, Hub-, Auskipp- und Senkprozesse bilden die Hubkinematik, die Arbeitshydraulik, die Maschinenbereifung und die Masse des Schüttguts ein Schwingungssystem. Bei Bewegung der Schaufel wird über den Hebelarm ein Impuls in den steifen Rahmen der Maschine eingeleitet. Bei Überfahrprozessen von rauen Untergründen, Bodenwellen und Hindernissen läuft der Bewegungsimpuls in umgekehrter Richtung ab. Diese Schwingungen können insbesondere bei hoher Schüttgutmasse oder eine durch Impulseinleitung erzeugte konstruktive Schwingungsinterferenz zur Schädigung von Komponenten der Maschine führen.

Achelpohl beschreibt in [87] die aufgrund von Überbelastung durch überdimensionale Lastaufnahme auftretenden Schäden an strukturellen Bauteilen von Radladern. Die Betrachtung zielt dabei auf Radlader mit Einsatzmassen von 55 - 80 t ab. Für kleinere Radlader dieser Klasse zeigen sich auf Basis von Wartungs- und Instandhaltungsprotokollen die höchsten Anteile an Schäden für die Schwinge (42 %), die Hinterachse (30 %), den Hinterrahmen (17 %) und den Kraftumlenker (6 %). Bei großen Maschinen liegt eine ähnliche Verteilung vor, hier liegt lediglich die Zahl der defekten Hinterrahmen vor der Zahl der defekten Hinterachsen. Für die mittlere Lebensdauer ergibt sich nach der Weibull-Verteilung ein ähnliches Bild – der Hinterrahmen weist dicht gefolgt von der Hinterachse und dem Hubarm die geringste Lebensdauer auf.

Ähnliche Ergebnisse wie für die Überlastbedingung sind durch Fehlbedienungen unerfahrener Maschinenbediener zu erwarten. Anhand der Auswertung von 403 Versicherungs-Schadensfällen dokumentiert Muffert in [17], dass 30,7 % aller Radladerschäden an mechanischen und hydraulischen Getrieben, 15,1 % an Achsen und Wellen und 14,7 % an Ladeeinrichtungen auftreten. 51,9 % dieser Schäden sind dabei auf Bedienungsfehler zurückzuführen.

Samanta zeigt in [88], dass es bei Fahrladern aufgrund der mangelnden Zuverlässigkeit der Hydraulik und des Getriebes häufig zu Stillständen der Maschine kommt. Die Bauteile können durch Bruch, aufgrund einer unzulässig hohen Bauteilbelastung oder des Erreichens der Bauteilzeitfestigkeit, oder durch Verschleiß versagen.

Die Ergebnisse der oben genannten Studien dienen als Grundlage für die Festlegung der in dieser Arbeit zu betrachtenden Bauteile, für welche die Schädigung mit Hilfe der Assistenzsysteme reduziert werden soll. In dieser Arbeit werden daher die Schädigungen von folgenden Bauteilen berücksichtigt: Schwinge, Vorder- und Hinterachse, (Fahr-)Hydraulikpumpe.

4.2 Reale Entwicklungsumgebung

Die Entwicklung der Assistenzsysteme erfolgt exemplarisch für einen Radlader vom Typ L509 Speeder der Firma Liebherr. Eine entsprechende Maschine aus dem Jahr 2003 steht für die Untersuchungszwecke zur Verfügung.

4.2.1 Versuchsträger und Messtechnik

Als Primärenergiequelle des Radladers dient ein Dieselmotor. Die bereitgestellte Energie wird auf den Fahr-, Arbeits- und Lenkantrieb aufgeteilt.

Hauptkomponenten des hydrostatischen Fahrtriebs sind eine Hydraulikpumpe und ein Hydraulikmotor. Das Fördervolumen der Pumpe stellt sich abhängig von der Dieseldrehzahl, der anliegenden Lastdruckdifferenz und der Fahrtrichtung ein. In der ersten der beiden möglichen Fahrstufen ist der Motor voll ausgeschwenkt, in der zweiten Fahrstufe wird mit steigender Dieseldrehzahl die Ausschwenkung reduziert und damit die Abtriebsdrehzahl erhöht. Die abgegebene Leistung des Hydraulikmotors wird über eine Stirnradstufe auf die Vorder- und Hinterachse verteilt. Differentialgetriebe ermöglichen den Drehzahlausgleich zwischen rechtem und linkem Rad einer Achse. Die Maschine erreicht beim Betrieb dabei Fahrgeschwindigkeiten von 0 bis 7 km/h im ersten Fahrbereich und 0 bis 30 km/h im zweiten Fahrbereich.

Die Kreise der Arbeits- und Lenkfunktion werden durch eine zentrale Quelle gespeist. Eine Konstantpumpe stellt die hierfür notwendige Leistung durch einen konstanten, lastunabhängigen Volumenstrom bereit. Der Systemdruck richtet sich nach der höchsten Last der Arbeits- oder Lenkfunktion. Das Prioritätsventil gibt der Volumenstromanforderung der Lenkung den Vorzug. Das im Lenkkreis nachfolgende Orbitrol leitet in Abhängigkeit der Lenkraddrehzahl den Volumenstrom an den Lenkzylinder weiter, der eine Lenkbewegung der Maschine induziert. Bei der in der Maschine verbauten Stereolenkung handelt es sich um eine gewöhnliche Knicklenkung mit zusätzlicher kinematisch gekoppelter Achsschenkellenkung an den Hinterrädern.

Die Hubkinematik ist als Z-Kinematik ausgeführt und setzt sich aus acht Starrkörpern zusammen. Im ebenen Betrachtungsfall besitzt die Kinematik neun Drehgelenke und zwei Schubgelenke. Die Lage der Starrkörper kann über die beiden Freiheitsgrade der Schubgelenke eindeutig bestimmt werden. 6-3- und 6-4-Open-Center-Proportional-Wegeventile teilen den vom Prioritätsventil aufgeprägten Volumenstrom zwischen den Verbrauchern und dem Reststrom zum Tank auf.

Die für diese Arbeit relevanten und damit berücksichtigten Teilsysteme sind in Abbildung 4.2 aufgeführt.

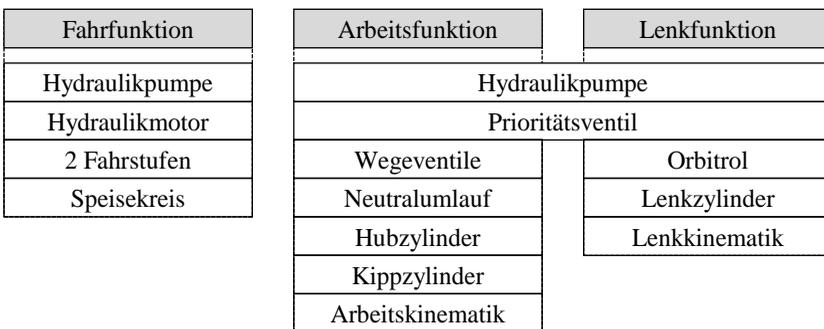
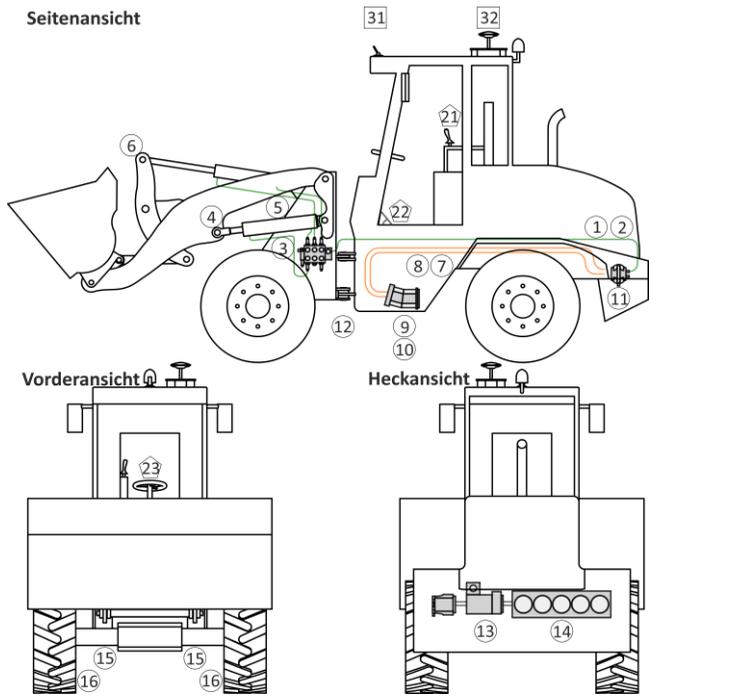


Abbildung 4.2: Versuchsträger – Berücksichtigte Teilsysteme

Zur Parametrierung des modellbasierten Entwicklungsansatzes und zur Entwicklung der Assistenzsysteme wurde der Versuchsträger mit Messtechnik ausgerüstet, vgl. Abbildung 4.3.



Nr. Sensorsignal	Nr. Sensorsignal
1 Druck Arbeitshydr.-Pumpe $p_{AH,Pumpe}$	12 Ausfahrhub Lenkzylinder l_{Lenk}
2 Volumenstrom Arbeitshydr.-Pumpe Q_{AH}	13 Steuerdruck Fahrhydr.-Pumpe $p_{FH,Pumpe-Ctrl}$
3 Drücke Hubzylinder $p_{AH,Hub,i}$	14 Drehzahl Verbrennungskraftmaschine n_{VKM}
4 Ausfahrhub Hubzylinder l_{Hub}	15 Radaufstandskräfte $F_{Rad,i}$
5 Drücke Kippzylinder $p_{AH,Kipp,i}$	16 Raddrehzahlen $n_{Rad,i}$
6 Ausfahrhub Kippzylinder l_{Kipp}	21 Steuerdrücke Arbeitshydr. $p_{Hub-Ctrl}, p_{Kipp-Ctrl}$
7 Drücke Fahrhydr.-Kreislauf $p_{FH,i}$	22 Gas- und Brems(Inch)pedal $u_{MB,Gas}, u_{MB,Bremse}$
8 Volumenströme Fahrhydr. $Q_{FH,i}$	23 Lenkraddrehzahl n_{Lenk}
9 Steuerdruck Fahrhydr.-Motor $p_{FH,Motor-Ctrl}$	31 2D-Kamera
10 Drehzahl Fahrhydr.-Motor n_{FH}	32 GPS-Modul
11 Temperatur Hydrauliköl	

Abbildung 4.3: Versuchsträger – Messtechnik

Gemessene physikalische Größen sind unter anderem Drücke, Volumenströme, Drehzahlen, Wege, Temperaturen und Radaufstandskräfte. Weiter sind Sensoren für die Bestimmung von Bedienersignalen wie Lenkwinkeländerung, Brems- und Gasbetätigung und Joysticksignale vorhanden. Neben diesen physikalischen Sensoren sind Sensoren zur Lokalisierung (GPS-Daten) und zur optischen Erfassung des Arbeitsbereiches verbaut. Die Daten werden mit einer Frequenz zwischen 50 und 1.000 Hz aufgezeichnet.

Zur Messung der Radaufstandskräfte wurde an der Maschinenachse auf jeder Radseite eine Dehnmessstreifen-Vollbrücke installiert. Diese dienen zur Bestimmung der Materialdehnung in Folge von Schubspannungen in den neutralen Phasen der Achsen und können nach erfolgter Kalibrierung in Radaufstandskräfte umgewandelt werden. Das Vorgehen orientiert sich an den Installationen nach [36; 47; 89].

4.2.2 Versuchsfahrten

Die Aufnahme der Messdaten erfolgte über mehrere Messkampagnen in den Jahren 2018 und 2019. Es wird zwischen Einzelsystemvermessungen und der Vermessung von typischen Arbeitseinsätzen am Beispiel des kurzen Ladespiels unterschieden. Die Einzelsystemvermessung dienen vornehmlich der Parametrierung des dynamischen Radladergesamtmodells (Kapitel 4.3.1). Die Vermessung typischer Arbeitseinsätze dienen der Entwicklung des Maschinenbedienermodells (Kapitel 4.3.3) und der Assistenzsystemmodule (Kapitel 6). Die Arbeitsaufgabe wurde von sieben unterschiedlichen Maschinenbedienern durchgeführt. Dabei wurden bewusst Personen mit einem unterschiedlichen Erfahrungsschatz bei der Bedienung der Maschine gewählt. Die Unterscheidung der Qualifikation der einzelnen Maschinenbediener erfolgt nach Tabelle 4.1. Bei allen Maschinenbedienern handelt es sich um körperlich gesunde Personen, welche zum Zeitpunkt der Messkampagnen im Besitz der Führerscheinklasse B waren.

Den einzelnen Personen wurde vor der Aufzeichnung der Messdaten die Möglichkeit gegeben, sich anhand der Durchführung des kurzen Ladespiels mit der Maschine und der Arbeitsaufgabe vertraut zu machen.

Tabelle 4.1: Maschinenbediener Qualifikationsniveaus

Qualifikationsniveau	Beschreibung	Maschinenbediener
Level 1 – Anfänger	Person fährt selten bis gar nicht Radlader	1, 3, 4, 5, 6
Level 2 – Erfahrener	Person fährt regelmäßig Radlader	2, 7
Level 3 – Profi	Person fährt hauptberuflich Radlader	-

4.3 Modellbasierte Entwicklungsumgebung

Die Entwicklung der Assistenzsysteme erfolgt zusätzlich durch einen modellbasierten Entwicklungsansatz. Mittels Simulationsmodellen des Radladers, des Maschinenbediener und der Arbeitsumgebung können verschiedene Ansätze und Einsatzbedingungen getestet werden. Gefahren für die Maschine, den Maschinenbediener und in der Nähe befindlichen Personen werden vermieden.

Ein Gesamtmodellansatz erfüllt dabei folgenden Zweck:

- Ausführung einer maschinenspezifischen Arbeitsaufgabe
- Abbildung des Fahrdynamik-, des Schwingungs- und des Schädigungsverhaltens der ausfallkritischen Komponenten hinsichtlich der charakteristischen Ausübung der Arbeitsaufgabe durch einen Maschinenbediener

Um diesen Zweck zu erfüllen, bildet das Modell die vollständige Maschine (Dynamisches Radladermodell), komponentenspezifische Schädigungsmodelle (Schädigungsmodelle), die Fahr- und Arbeitsumgebung (Fahr- und Arbeitsumgebungsmodell) und den Maschinenbediener (Maschinenbedienermodell) ab, vgl. Abbildung 4.4.

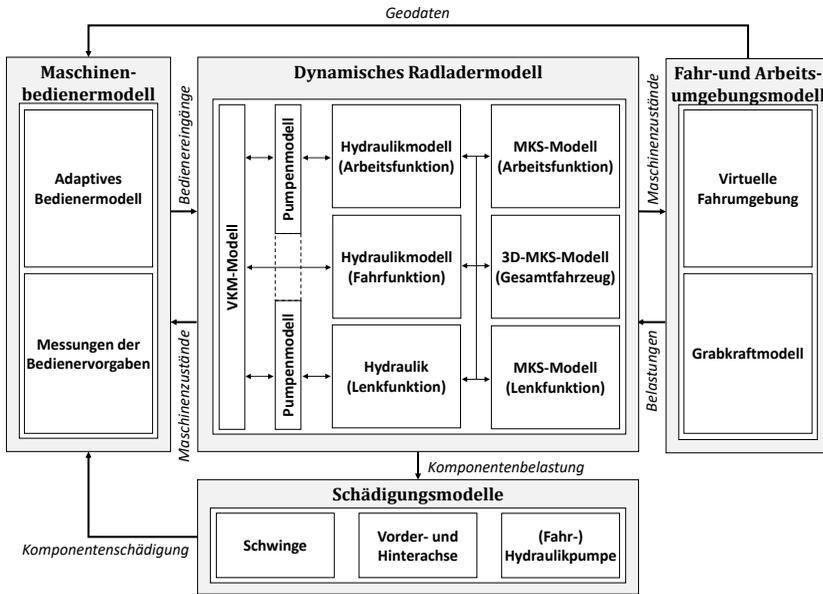


Abbildung 4.4: Gesamtmodellansatz

Das dynamische Radladermodell beinhaltet ein Modell der Verbrennungskraftmaschine (VKM-Modell), welches die Leistung mittels einer drehzahlfesten Übersetzung dem Arbeits-, Lenk- und Fahrsystemmodell zur Verfügung stellt. Eine detaillierte Abbildung der Prozesse der VKM erfolgt nicht, diese ist als konstante Drehzahlquelle modelliert. Das Pumpenmodell wandelt dabei einen Teil der mechanischen Leistung in hydraulische Leistung um und leitet diese an die Arbeits- und Lenkfunktionsmodelle weiter. Die Ausgänge dieser beiden Modelle sind Aktuatorkräfte, welche auf die 2D-Mehrkörpersimulation (MKS) der Arbeits- und Lenkinematik aufgeprägt werden. Die sich in den MKS-Modellen einstellenden Bewegungen der Aktuatoren werden wiederum den Hydraulikzylindern aufgeprägt. Der zweite Teil der Leistung des VKM-Modells wird dem Modell des hydrostatischen Fahrantriebes zur Verfügung gestellt. Neben der Abbildung der nachfolgenden Komponenten des Antriebstranges (z.B. Achsverteil- und Achsdifferentialgetriebe) bildet dieses 3D-

MKS-Modell ein Dynamikmodell der wesentlichen Masse- und Trägheitspunkte der Gesamtmaschine ab.

Die dem dynamischen Radladermodell aufzuprägenden realitätsnahen Belastungen werden durch das Umgebungsmodell in Form einer virtuellen Fahr- und Arbeitsumgebung berechnet. Die Schnittstellen zwischen den Modellen sind der Reifen-Boden- und der Schaufel-Boden-Kontakt, auf Basis derer aus den zur Verfügung stehenden Kräften und Momenten resultierende Maschinengrößen berechnet werden.

Die Schädigungsmodelle wandeln die auf die zu betrachtenden Komponenten Schwinge, Hydraulikpumpe, Vorder- und Hinterachse wirkenden Kräfte und Momente in Belastungen und Schädigungen um. Diese bilden die Bewertungsgrundlage für die entwickelten Assistenzsysteme.

Die komplexen Arbeitsprozesse stellen hohe Anforderungen an den Maschinenbediener. Ein Maschinenbediener nutzt überwiegend seine visuelle, auditive und taktile Sinneswahrnehmung zur Bedienung der Maschine. Die damit verbundenen Entscheidungsfindungsprozesse müssen in der Entwicklung der Assistenzsysteme berücksichtigt werden. Um die Ausführung einer Arbeitsaufgabe zu simulieren, wird daher ein Maschinenbedienermodell vorgesehen, das aktuelle und gewünschte Bewegung der Maschine und deren Aktuatoren vergleicht und die Abweichungen durch maschinentypische Bedienelemente ausregelt. Das adaptive Maschinenbedienermodell bildet das Verhalten des Maschinenbedieners auf sich ändernde Systemgrößen (Positionsdaten und Maschinenzustände) realitätsnah ab und bearbeitet die definierte Arbeitsaufgabe des Verladens selbstständig. Das Maschinenbedienermodell analysiert die herangerufenen Aktionen der Assistenzsysteme und reagiert auf diese. Eine weitere Möglichkeit der Maschinenbedienermodellierung ist die Übertragung von aufgezeichneten Bedieneraktionen aus den Messszenarien in die Simulation.

Das Simulationsmodell besitzt eine modulare Struktur, sodass zur Reduktion des Rechenaufwands einzelne Teilsystemmodelle durch physikalisch reduzierte Simulationsmodelle ausgetauscht werden können. Dies ermöglicht es, komplexe Assistenzsysteme für einzelne Teilsysteme aufzubauen, zu paramet-

rieren, zu testen und zu optimieren, ohne andere Teilsysteme, die keinen Einfluss auf diesen Optimierungsprozess haben, mit einer hohen physikalischen Modelltiefe abzubilden. Die Kopplung der einzelnen Simulationsprogramme erfolgt auf Integratorebene (Multi-Solver-Solution), d.h. die Auswertung der Teilsysteme erfolgt über eigene Integrationsalgorithmen mit einem Datenaustausch zu zeitdiskreten Punkten [90]. Die Masterschnittstelle ist MATLAB, für die domänenspezifischen Simulationen werden MATLAB-Simulink-Simscape, IPG-TruckMaker, ANSYS APDL und SiKoBu eingesetzt.

4.3.1 Dynamisches Radladermodell

Die berücksichtigten Teilsysteme des Radladers sind den Domänen der Mechanik und Hydraulik zuzuordnen. In den nachfolgenden Kapiteln erfolgt eine vereinfachte, modellhafte Funktionsbeschreibung der Systeme. Die verwendeten Hydraulik- und Sensorsymbole orientieren sich an der DIN-ISO-1219 Teil 1 [91], die der Mechanik an der DIN-ISO-3952 Teil 1-2 [92; 93]. Die Schnittstellen definierenden Eingangs- und damit Vorgabegrößen sind in den Abbildungen fett markiert, Ausgangsgrößen werden durch Sensorsymbole gekennzeichnet. Eine Auflistung sämtlicher Ein- und Ausgangsgrößen kann dem Anhang, vgl. Tabelle A.1, entnommen werden.

4.3.1.1 Gesamtmaschinen 3D-MKS-Modell

Zur Abbildung der fahrdynamischen Eigenschaften wird die Maschine im Modell in sieben Massepunkte aufgeteilt: Hinterwagen inklusive Kabine m_{HW} , Vorderwagen m_{VW} , Hubkinematik m_{HK} , Schaufel m_{SC} und Schüttgut m_{PL} , Vorderachse m_{VA} und Hinterachse m_{HA} . Diese Aufteilung ermöglicht es, unter Berücksichtigung der Trägheitsmomente die dynamischen Effekte des Lenk- und des Arbeitssystems auf die Maschine und umgekehrt zu untersuchen, vgl. Abbildung 4.5.

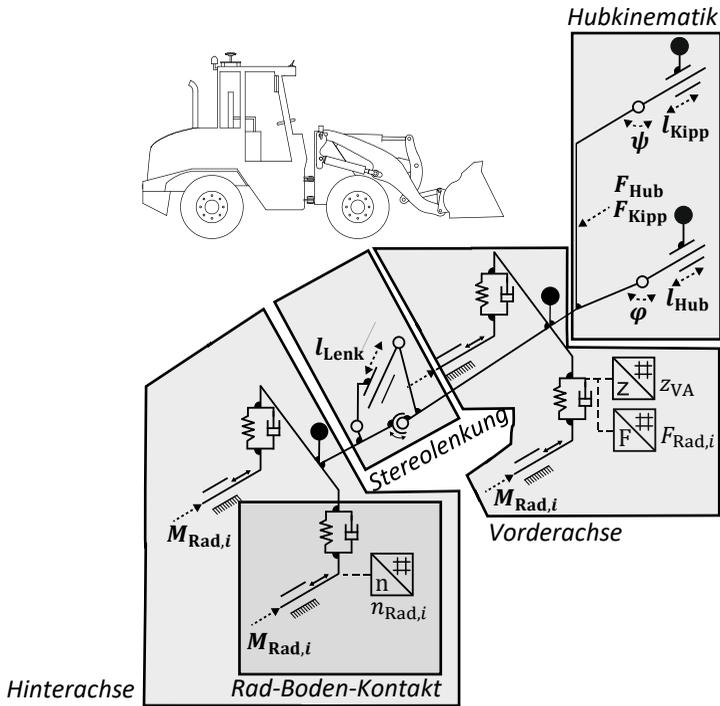


Abbildung 4.5: 3D-MKS-Modell (vereinfachte Darstellung)

Die Hubkinematik ist durch die beiden Freiheitsgrade des Hub- und Kippzylinderhubs (l_{Hub} und l_{Kipp}) gekennzeichnet. Diese bilden eine geschlossene kinematische Kette. Zur Reduktion des Rechenaufwandes bei der Lösung dieser kinematischen Kette werden die einzelnen Winkelbeziehungen in Form von Lookup-Tabellen im Modell hinterlegt. Die der Bewegung entgegengesetzten Trägheitskräfte und Gewichtskräfte des Hubgerüsts (F_{Hub} und F_{Kipp}) werden über die Zylinderanbindungen in den Vorderwagen der Maschine eingeleitet.

Die Stereolenkung wird durch eine Superposition der jeweiligen Effekte der Knick- und Achsschenkellenkung realisiert. Der Ausfahrhub des Lenkzylinders l_{Lenk} dient dabei als Eingang in die Simulation. Der im Stand wirkende

Lenkwiderstand ergibt sich aus der Lenkdrehachsen-Spreizung basierenden Rückstellkraft und dem Reibwiderstand aufgrund des Verdrehens und Abrollens des Reifens auf dem Untergrund. Da es beim Lenken während des Fahrens vermehrt zu Abrollbewegungen des Reifens kommt, reduziert sich hier der Reibwiderstand. Die beim Lenkvorgang auf das Rad einwirkenden Kräfte resultieren daher aus separaten Modellen [94] für den Stand- und Fahrbetrieb.

Die Reifen sind Feder-Dämpfer-Elemente in einem sonst vorwiegend unge-dämpften System. Mangels spezifischer Messtechnik an den Reifen wird anstelle eines empirischen Reifenmodelles das physikalisch motivierte Magic-Formula-Modell [95] als Punktkontaktmodell für den Rad-Boden-Kontakt verwendet. Die Radlast $F_{Rad,i}$ führt zu einer Deformation des Reifens i , die mit einer räumlichen Achsverschiebung z_{VA} einhergeht.

Die Abbildung der Gesamtmaschine erfolgt in der Simulationsumgebung IPG-TruckMaker.

4.3.1.2 Fahrtriebsmodell

Das hydrostatische Getriebe mit zwei Fahrstufen bildet die Grundlage des Rad-lader-Fahrtriebes, vgl. Abbildung 4.6.

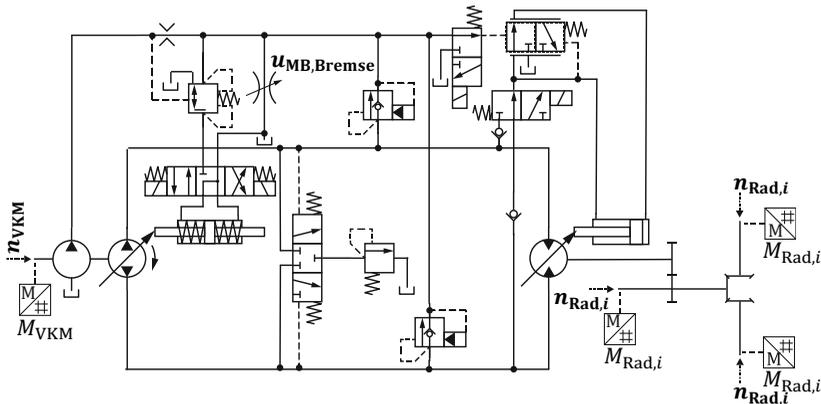


Abbildung 4.6: Fahrtriebsmodell (vereinfachte Darstellung)

Das Modell der leistungsgeregelten schwenkbaren (Axialkolben-)Hydraulikpumpe ist direkt mit dem VKM-Modell verbunden. Der Schwenkwinkel der Pumpe (α_{Pumpe}) wird durch die Pumpendrehzahl (n_{VKM}), das Brems(Inch)-Pedal ($u_{\text{MB,Bremse}}$) und der anliegenden Lastdruckdifferenz (Δp_{FH}) bestimmt. Für die ersten beiden Einflussfaktoren wurde der Speisekreislauf des Getriebes detailliert abgebildet. Der Einfluss des anliegenden Drucks wird in Form von virtuellen Wirkungsgradkennfeldern berücksichtigt. Diese berücksichtigen neben den primär druckabhängigen volumetrischen Verlusten ebenfalls den druckbedingten Schwenkvorgang. Die Wirkungsgradkennfelder der Pumpe sowie des Motors wurden mittels Gesamtfahrzeugversuchen auf einem Rollenprüfstand [96] ermittelt. Der in der ersten Fahrstufe konstante und im zweiten Fahrbereich schwenkbare Hydraulikmotor ist über eine Stirnradstufe und eine Kardanwelle mit den Differentialen der Vorder- und Hinterachse verbunden. Das Drehmoment des Hydromotors wird auf die einzelnen Räder der Maschine ($M_{\text{Rad},i}$) aufgeteilt, wohingegen sich auf Basis der Interaktion mit dem 3D-MKS-Modell der Gesamtmaschine und dem Rad-Boden-Kontakt die jeweiligen Raddrehzahlen ($n_{\text{Rad},i}$) einstellen.

Die Modellierung des hydraulischen Teils des Fahrantriebes erfolgt in der Simulationsumgebung MATLAB-Simulink-SimHydraulics, die des mechanischen Teils in IPG-TruckMaker.

4.3.1.3 Arbeitsantriebs- und Lenkantriebsmodell

Die Arbeitshydraulikpumpe versorgt die Lenkung und die Arbeitshydraulik mit hydraulischer Leistung. Dem Pumpenmodell wird dabei die Motordrehzahl der VKM (n_{VKM}) als Eingang aufgeprägt. Für den resultierenden Volumenstrom wird der Einfluss des anliegenden Lastdrucks in Form von messtechnisch erfassten Wirkungsgradkennfeldern berücksichtigt. Ein nachfolgendes Prioritätsventil priorisiert zu jedem Zeitpunkt den Lenkkreislauf.

Die Ventilsektion für den Hubvorgang ist durch ein 6-4-Wegeventil gekennzeichnet, der für den Kippvorgang durch ein 6-3-Wegeventil. Diese Ventile verbinden die Pumpenseite mit den jeweiligen Zylinderseiten oder bei Nichtbetätigung des Ventils mit dem Neutralumlauf. Die Verbindung der Zylinderseiten mit der Tankleitung erfolgt ebenfalls über diese Ventile. Die einzelnen

Sektionen sind hydraulisch ($p_{\text{Hub-Ctrl}}$ und $p_{\text{Kipp-Ctrl}}$) vorgesteuert. Dies erfolgt über den Steuerblock im Vorsteuerkreis der Arbeitshydraulik. Eine physikalische Abbildung des Vorsteuerkreislaufes erfolgt nicht. Der Bedienervorgabe ($u_{\text{MB,Hub}}$ und $u_{\text{MB,Kipp}}$) wird durch ein nachgeschaltetes PT₁T_r-Element das reale Vorsteuerventilverhalten aufgeprägt und dies an die Hauptventile weitergegeben. Die Modellierung der Leitungsverluste erfolgt über in Reihe geschaltete drossel- und blendenförmige Widerstände. Die Ventilkennlinien basieren auf einer Komponentenvermessung [97].

Die Mechanik der Arbeitsfunktion wird als Starrkörpersystem modelliert und besteht aus acht zueinander beweglichen Einzelstarrkörpern, welche eine geschlossene kinematische Kette bilden. Im ebenen Fall sind dies ein Hubzylinder und ein Kippzylinder, welche sich jeweils aus zwei Elementen, dem Zylinder und der Stange, zusammensetzen. Weitere Bestandteile der Mechanik sind die Schwinge, der Kraftumlenker, die Adapterstange und der Adapter. Die Kinematik besitzt mit neun Rotations- und zwei Schubgelenken zwei Freiheitsgrade, welche durch die beiden Zylinderausfahrängen (l_{Hub} und l_{Kipp}) beschrieben werden können. Für die Schubgelenke erfolgt eine Berücksichtigung der Haft-, Gleit- und viskosen Reibung. In den Rotationsgelenken wird lediglich die viskose Reibung berücksichtigt. Die Reibparameter basieren auf der Vermessung der Zylinderdrucksignale ($p_{\text{AH,Hub},i}$ und $p_{\text{AH,Kipp},i}$) bei verschiedenen Lasten und Ausfahrgeschwindigkeiten. Die Lagerpunkte von Schwinge und Vorderwagen sowie die Verbindung der Zylinder mit dem Vorderwagen bewegen sich auf Basis der aus der 3D-MKS-Umgebung resultierenden Verschiebung der Vorderachse z_{VA} .

Die Hydraulik- und Mechaniksysteme stehen über die aus den Zylinderdrücken resultierenden Zylinderkräfte (F_{Hub} und F_{Kipp}) und die Zylinderausfahrhübe (l_{Hub} und l_{Kipp}) in Wechselwirkung zueinander.

Den vereinfachten Aufbau des Hydraulik- und Mechaniksystems des Arbeitsantriebssystems zeigt Abbildung 4.7.

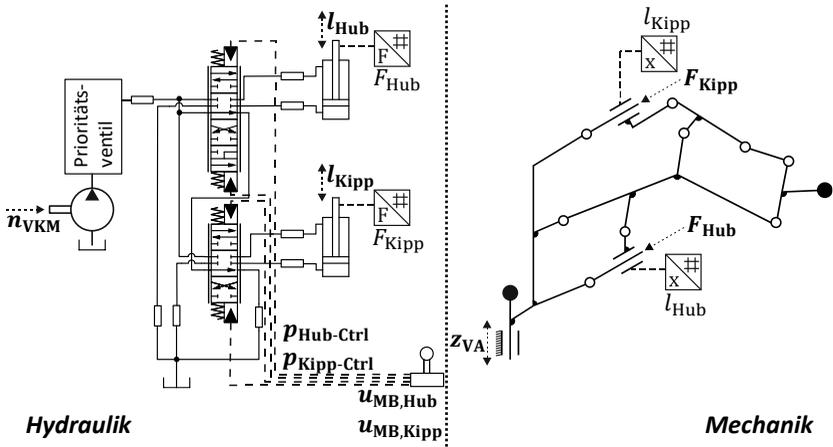


Abbildung 4.7: Arbeitsantriebsmodell (vereinfachte Darstellung)

Das vom Prioritätsventil für die Lenkung zur Verfügung gestellte Hydraulikmedium wird über den Servostaten an den Lenkzylinder geleitet. Der Servostat besteht aus einer Dosierpumpe mit der Drehzahl des Lenkrades (n_{Lenk}), einem Orbitrol und einer Kammerabschaltung zur Notlenkfunktion. Zur Lastmeldung an das Prioritätsventil wird der Druck vor dem Orbitrol hydraulisch an das Prioritätsventil gemeldet. Mit Ausnahme der Notlenkfunktion werden die einzelnen Baugruppen in der Simulation umgesetzt.

Die im Lenkzylinder wirkende Kraft (F_{Lenk}) resultiert in einer Aus- oder Einfahrbewegung des Zylinders (l_{Lenk}). Dabei knicken Vorder- und Hinterwagen zueinander. Am Vorderwagen befinden sich zudem sphärisch gelagerte Lenkstangen. Diese Lenkstangen dienen als Führungsstangen für die Achsschenkel, die eine Lenkbewegung der Hinterräder ermöglichen. Von außen aufgeprägte Kräfte ($F_{\text{Rad,Lenk}}$) stehen in Wechselwirkung mit den Drücken in den Kammern des Lenkzylinders, der daraus resultierenden Zylinderkraft und führen zu einer Rotation der Räder ($n_{\text{Rad,Lenk},i}$).

Den vereinfachten Aufbau des Hydraulik- und Mechaniksystems des Lenksystems zeigt Abbildung 4.8.

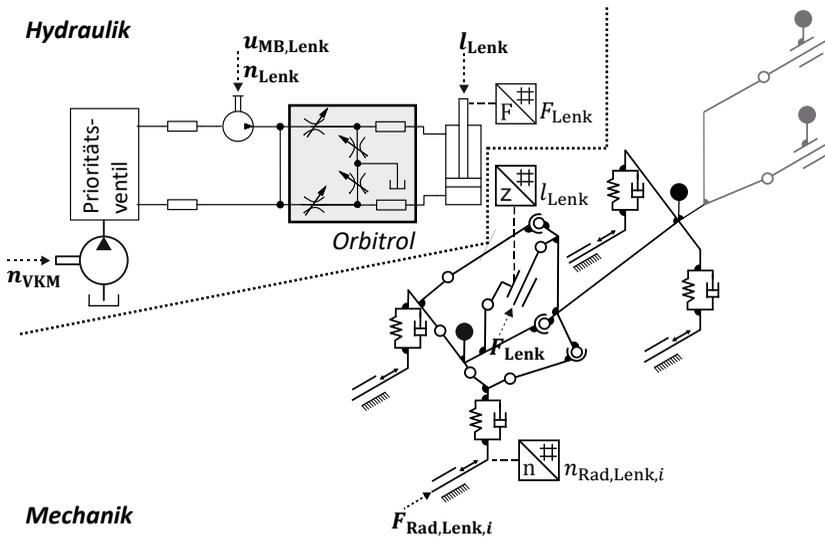


Abbildung 4.8: Lenkantriebsmodell (vereinfachte Darstellung)

Die Modellierung der hydraulischen Teile erfolgt in der Simulationsumgebung MATLAB-Simulink-SimHydraulics, die der mechanischen Teile in MATLAB-Simulink-SimMechanics.

4.3.1.4 Vernachlässigte Effekte und Teilsysteme

Bei der Modellierung wird auf Systeme verzichtet, welche für die Entwicklung der Assistenzsysteme nicht von Bedeutung sind. Dazu gehören mitunter:

- Zusatzfunktionen des Arbeitsantriebes (z.B. Ballenzange)
- Notfunktionskreis des Lenksystems
- Spülkreisläufe zur Kühlung und Reinigung des Hydraulikmediums

Alle Hydraulikvorgänge werden als isotherm angenommen.

4.3.2 Virtuelles Fahr- und Arbeitsumgebungsmodell

Die Abbildung der Fahrumgebung erfolgt in der Simulationsumgebung IPG-TruckMaker. TruckMaker bietet die Möglichkeit einer realitätsgetreuen Umgebungsbedingung, gekennzeichnet durch Hindernisse, Untergrundneigung und -reibungskoeffizienten. Durch die Interaktion der Räder mit der Umgebung stellen sich die Drehmoment-Drehzahl-Verhältnisse an den Rädern ein. Diese stehen in Wechselwirkungen mit dem Teilsystem des Fahrtriebwerkes. Der Einfluss der Lenkkräfte durch die Interaktion zwischen Rad und Boden wird an die Simulation des Lenksystems weitergegeben. Eine Deformation des Untergrundes aufgrund des Rad-Boden-Kontaktes erfolgt nicht. Abbildung 4.9 zeigt die Abbildung des Radladers in einer exemplarischen virtuellen Baustellenumgebung bei dem Verladeprozess auf einen LKW.



Abbildung 4.9: Virtuelle Fahrumgebung

Die mit dem Grabprozess verbundene Grabkraft wird durch einen analytischen Ansatz bestimmt.

Der Grabvorgang basiert dabei unter stark vereinfachten Annahmen auf theoretischen Betrachtungen:

- Das Schüttgutmaterial wird als homogen angenommen. Interne Reibungsprozesse im Schüttgut werden vernachlässigt.
- Die Reibungseffekte an den Seitenschneidern werden vernachlässigt.
- Die Form des Haufwerkes bleibt konstant. Es wird angenommen, dass nach erfolgtem Grabprozess, die Erde in den entstandenen Hohlraum ideal

nachrutscht und damit die ursprüngliche Form des Haufwerks wieder vorhanden ist.

Bei der Berechnung der Grabkraft werden die Schnittkraft $F_{GK,S}$ an der Schaufelspitze, die Reibungskraft $F_{GK,Re}$ zwischen Schaufel und Boden, die Gewichtskraft $F_{G,PL}$ und die Trägheitskraft $F_{T,PL}$ des ausgehobenen Bodens berücksichtigt, vgl. Abbildung 4.10.

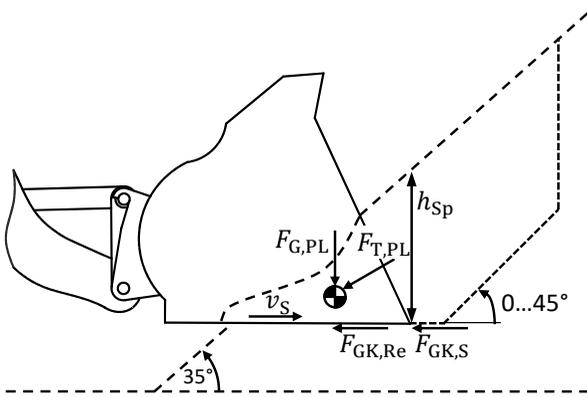


Abbildung 4.10: Grabkraftmodell (vereinfachte Darstellung)

Die Schnittkraft $F_{GK,S}$ greift an der Schaufelschneide an und wirkt tangential zur Schnittrichtung. Eine Berechnung der Schnittkraft erfolgt anhand des von Bertolds postulierten Ansatzes in [98], Gleichung (4.1).

$$F_{GK,S} = \rho_{Erde} \cdot v_S^2 \cdot b_{Sp} \cdot h_{Sp} \cdot I_1 \left(\frac{v_S}{\sqrt{b_{Sp} \cdot g}} \right)^{-I_2} \left(\frac{\rho_{Erde} \cdot g \cdot b_{Sp}}{c_{Erde}} \right)^{-I_3} \quad (4.1)$$

ρ_{Erde} ist die Dichte und c_{Erde} die Kohäsion des Erdstoffes. v_S ist die Schnittgeschwindigkeit des Erdstoffes, welche sich aus der Fahrgeschwindigkeit des Radladers und der Bewegung der Schaufel relativ zur Maschine ergibt. b_{Sp} und h_{Sp} sind die Breite und Höhe des Erdspans, berechenbar aus der Position der

Schaufel relativ zum Haufwerk. Die Parameter I_1 , I_2 und I_3 sind Werkzeug- und Materialabhängige Schnittparameter.

Die Berechnung der Reibkraft $F_{GK,Re}$ basiert auf dem Coulomb'schen Reibungsansatz. Sie wirkt tangential zur Bewegungsrichtung der Schaufel und ist ein Produkt des Reibkoeffizienten μ_{Erde} zwischen Erdstoff und Schaufel und der sich durch das Schüttgewicht einstellenden Normalkraft $F_{GK,N}$:

$$F_{GK,Re} = \mu_{Erde} \cdot F_{GK,N} \quad (4.2)$$

Die Gewichts- und Trägheitskräfte des Schüttguts basieren auf der momentan aufgenommenen Schüttgutmasse m_{pL} . Diese ergibt sich aus der aktuellen Schaufelposition relativ zum Haufwerk. Sie wird an das dynamische Radladermodell übergeben und in entsprechenden Differentialgleichungen berücksichtigt. Zur Parametrierung des Erdstoffs werden die von Kunze in [85] postulierten Materialparameter für einen leicht bindigen Mutterboden mit geringem Wassergehalt angenommen.

Die Reduktion der Schüttgutmasse beim Ausschüttvorgang (Zustand AL) wird linear zur einfahrenden Kippzylinderbewegung, entsprechend einer auskippenden Schaufel, modelliert. Dynamische Vorgänge im Materialfluss bleiben so unberücksichtigt.

4.3.3 Maschinenbedienermodell

Als Eingänge für das Maschinenbedienermodell werden die Belade-, Ablade- und Startpositionen des Radladers, die aufzunehmende Schüttgutmasse, die Bedienerqualifikation und Informationen über das Ablademanöver übergeben. Mit diesen Informationen ist das Modell eigenständig in der Lage, die geforderte Ladetätigkeit nach einem kurzen Ladezyklus, vgl. Kapitel 4.1.1, selbstständig durchzuführen. Das Maschinenbedienermodell interagiert dabei mit dem Radlader und der Arbeitsumgebung. Es werden Befehle vom Maschinenbedienermodell an die Teilsysteme des Radladers übergeben und zur Simulation verwendet. Systemgrößen des Radladers, dessen Positionierung und Orientierung im Raum sowie Informationen über einen gegebenenfalls

vorliegenden Grabprozess werden an das Maschinenbedienermodell zurückgespiegelt. Das Maschinenbedienermodell und das Radladermodell verhalten sich wie Blackboxes zueinander, sodass die Reaktionen des Maschinenmodells auf Aktionen des Maschinenbedieners erst nach Aktionsdurchführung dem Maschinenbediener zur weiteren Aktionsplanung zur Verfügung stehen.

Das Maschinenbedienermodell besteht im Wesentlichen aus den zwei Elementen Pfadplanung und Regelung.

Die Pfadplanung erfolgt über einen Zustandsautomaten. Dieser richtet sich im Wesentlichen nach den in nach Kapitel 4.1.1 definierten vier Fahr- und Arbeitszuständen LF, BL, TF und AL. Diese Zustände werden weiter aufgeteilt, sodass sich in Summe 33 mögliche durchlaufbare Subzustände ergeben. Der Wechsel zwischen den Zuständen erfolgt durch externe Ereignisse, wie zum Beispiel dem Erreichen einer Sollposition. Die Aufgabe der Pfadplanung liegt in der Definition von geometrischen Pfaden, welchen die Systeme des Radladers folgen sollen. Bei der Pfadplanung wird zwischen der Fahrtrajektorie des Radladers im ebenen Raum und der Schaufelführung im horizontalen und vertikalen Raum unterschieden. Die Form der gewünschten Trajektorien orientiert sich an messtechnisch erfassten realen Fahrmanövern aus Kapitel 4.2.2.

Für die Fahrtrajektorie werden folgende Annahmen getroffen:

- Die Anfahrt zum Beladepunkt (BP) erfolgt auf einer zur Haufwerkskante senkrechten Geraden. Die gleiche Annahme gilt für den Abladepunkt (AP).
- Der Umkehrpunkt (UP) liegt auf der Winkelhalbierenden dieser beiden Geraden.
- Der Übergang zwischen den Geraden und der Winkelhalbierenden erfolgt über Übergangsbögen. Diese Übergangsbögen entsprechen graphisch Klothoiden.

Die Planung der Fahrtrajektorie erfolgt zu Beginn eines jeden Teilabschnitts des Verladspiels, d.h. zwischen Startpunkt (SP) und BP, BP und UP, UP und AP sowie AP und UP.

Abbildung 4.11 zeigt für messtechnisch erfasste Arbeitsspiele die vom Maschinenbedienermodell aufgestellten Hilfsgeraden und die berechneten Trajektorien im Vergleich zu Messfahrten für Maschinenbediener bei leicht unterschiedlichen Arbeitsszenarios.

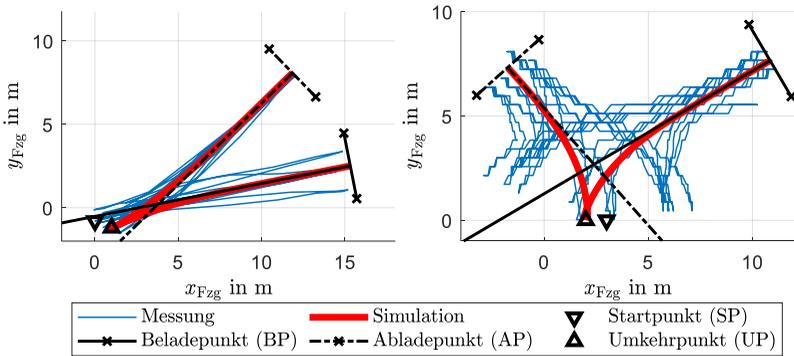


Abbildung 4.11: Maschinenbedienermodell – Pfadplanung (links Bedienerqualifikation Level 1, rechts Bedienerqualifikation Level 2)

Es ist erkennbar, dass die Reproduzierbarkeit der messtechnisch erfassten Fahrtrajektorien bedeutend mit der Lage und Orientierung der beiden Haufwerke zusammenhängt. Als ein Maß kann der Winkel zwischen den beiden Normalen zu den Belade- und Abladepunkten herangezogen werden. Bei kleinen Winkeln, vgl. Abbildung 4.11 links, ähneln sich die Fahrwege für jeden Zyklus bedeutend mehr als für Haufwerkspositionen, welche einen großen Winkel, vgl. Abbildung 4.11 rechts, aufspannen. In diesem Fall liegen bei der Fahrt zum UP sowohl der BP als auch der AP im Blickfeld des Maschinenbedieners, sodass für den Maschinenbediener eine einfachere und reproduzierbare Pfadplanung möglich ist. Die Pfadplanung des Maschinenbedienermodells deckt sich mit den Messdaten sehr gut. Bei kleinen Winkeln entspricht sie den gefahrenen Trajektorien, für größere Schnittwinkel deckt die Planung des Maschinenbedienermodells den durchschnittlichen Fall gut ab.

Die Querregelung zur aufgestellten Fahrtrajektorie erfolgt als Kaskadenregelung mit einer Zwei-Freiheitsgrade-Struktur aus Vorsteuerung und Zustandsregler. Die Vorsteuerung ermittelt auf Basis eines Einspurmodells des Radladers die Sollkrümmung der Maschine. Der Zustandsregler dient zum Ausgleich der sich einstellenden Positionsfehler. Ein P-Regler regelt den sich daraus ergebenden erforderlichen Lenkzylinderausfahrhub ein. Die Sollgeschwindigkeit des Radladers dient als Führungsgröße für die Längsregelung des Maschinenbedienermodells. Ein PID-Regler zur Aktuierung des Gaspedals dient als Regeleinrichtung.

Die Pfadplanung des Arbeitsantriebes erfolgt auf Basis der Positionierung und Orientierung der Schaufelspitze. Für die Fahrzustände LF und TF werden auf Basis der Messfahrten charakteristische Schaufelspitzenpositionen und -winkel relativ zur Maschine ermittelt. Beim Grabprozess wird über die Kenntnis der aufzunehmenden Schüttgutmasse eine Schnitttrajektorie der Schaufelspitze im Haufwerk abgeleitet und diese in Trajektorien relativ zur Maschine und der Umgebung transferiert. Die Folgeregelung der Schaufelspitzentrajektorie wird durch einen P-Regler umgesetzt. Ein Modell zur Berücksichtigung einer Vorsteuerung, wie dies beim Einspurmodell der Querregelung verwendet wird, würde aufgrund der Komplexität einer lastabhängigen Parallelbewegung des Arbeitsantriebes vom realen Maschinenbedienerverhalten abweichen.

Das Maschinenbedienermodell berücksichtigt die aus Messdaten gewonnenen, individuellen Bedienercharakteristiken in folgenden Parametern:

- Fahrgeschwindigkeiten, Schaufelspitzenpositionen und -rotationen während der Fahrzustände LF und TF
- Bedienung des Inpedals bei Grab-, Hub- und Senkprozessen der Schaufel
- Joystickaktuationen durch unterschiedliche Grade des vorausschauenden Denkens des Maschinenbediener
- Masse des aufzunehmenden Schüttguts

Die Adaptivität und Reaktionsfähigkeit des Maschinenbedienermodells auf sich ändernde Systemgrößen ermöglicht eine Erprobung und Gegenüberstellung der zu entwickelnden Assistenzsysteme eines Radladers. Der Aufbau des

vorgestellten Maschinenbedienermodells orientiert sich an den Ideen von [14; 24; 99]. Die Umsetzung des Maschinenbedienermodells erfolgt in der Simulationsumgebung MATLAB-Simulink.

Anstelle des adaptiven Maschinenbedienermodells ist die Übertragung von aufgezeichneten Bedieneraktionen aus den Messszenarien in die Simulation möglich.

4.3.4 Schädigungsmodelle

Bauteile einer mobilen Arbeitsmaschine können durch einmalige unzulässig hohe Belastungen, durch Erreichen der Zeitfestigkeit oder durch einen zunehmenden Verschleiß das Ende ihrer Lebensdauer erreichen. Mit der Analyse der auf die Bauteile wirkenden Belastungen können die dominierenden Schädigungsmechanismen bestimmt werden. Die Berechnung der Schädigung erfolgt mit Hilfe von modellhaft abgebildeten Schädigungshypothesen, welche die Schädigung in Korrelation zur zugrundeliegenden Belastung setzen.

Für die Komponenten Schwinge, Vorder- und Hinterachse wird Versagen durch Ermüdung zugrunde gelegt. Die während eines Arbeitsspiels auftretenden Spannungen an den hochbelasteten Stellen werden durch eine Rainflow-Zählung in einzelne Schwingungssegmente aufgeteilt. Die Rainflow-Zählung ist das Zählverfahren, mit dem der Schädigungsinhalt einer Beanspruchungszeitfunktion am besten erfasst werden kann. Für die Umrechnung der Spannungen in eine Teilbauteilschädigung D_j werden die Wöhlerkurve und die elementare Form der Miner-Regel verwendet, Gleichung (4.3). [68]

$$D_j = \frac{N_j}{N_{D,\sigma_j}} = \frac{N_j}{10^6 \cdot \left(\frac{\sigma_{a,j}}{\sigma_{aD}}\right)^{-k}} \quad (4.3)$$

$\sigma_{a,j}$ beschreibt die Spannungsamplitude, welche mit einer Häufigkeit N_i bei einer bestimmten Mittelspannung auftritt. N_{D,σ_j} ist die ertragbare Schwingungszahl für diesen Lastfall. σ_{aD} ist die dauerhaft ertragbare Amplitude. Der Wöhler-Exponent k wird auf der Grundlage der FKM-Richtlinie [100] mit $k=5$

angenommen. Die Summe der n Teilschädigungen ergibt den Gesamtschaden D , Gleichung (4.4). [68]

$$D = \sum_{j=1}^n D_j \quad (4.4)$$

Für die Komponente Axialkolbenpumpe wird der Verschleiß der inneren tribologischen Kontakte als Ausfallursache festgelegt.

Die den Schadenshypothesen zugrunde gelegten Schädigungsmechanismen berücksichtigen aufgrund von vereinfachten Geometrie- und Lastannahmen immer nur einen Teil der schädigungsbestimmenden Zusammenhänge.

4.3.4.1 Schädigungsmodell Schwinge

Mechanische Betriebsfestigkeitsrechnungen auf Basis von linearen Schadensakkumulationshypothesen sind heute Stand der Technik. Die Auslegung der Bauteile erfolgt dabei mit Hilfe von softwaregestützten Finite-Elemente-Methoden (FEM). Die Belastungen auf Bauteile (z.B. Kräfte, Momente) werden gemessen, simulativ hergeleitet oder aus Erfahrungswerten abgeleitet.

Die auf die Schwinge wirkenden Kräfte resultieren aus den Hydraulikzylinderkräften, den Gewicht- und Beschleunigungskräften der Hubkinematik, der Gewicht- und Beschleunigungskraft des aufgenommenen Schüttguts und der aufgrund des Grabprozesses angreifenden Grabkraft. Der Lastfall kann dabei mit dem in Abbildung 4.12 gezeigten Modell dargestellt werden. Die Grab-, Gewicht- und Trägheitskräfte der nicht abgebildeten Hubkinematikkomponenten verteilen sich auf Basis der kinematischen Beziehungen auf die Krafteinleitungspunkte des Kraftumlenkers (F_{U1}) und der Schaufel (F_{Sc}). Die Modellierung der Schwinge erfolgt als Gesamtbauteil, Schweißnähte werden nicht berücksichtigt.

Zur Bestimmung der belastungsintensivsten Stellen der Schwinge wird eine FEM-Studie durchgeführt. Dabei werden die Hub- und Kippzylinderlängen, die Schüttgutmassen und die angreifenden Grabkräfte variiert.

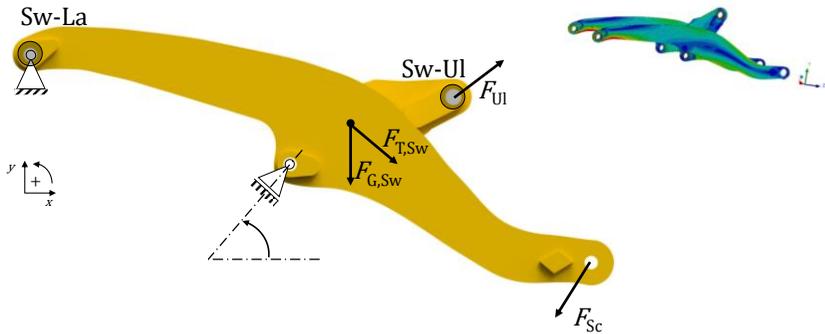


Abbildung 4.12: Schädigungsmodell Schwinge – Kräfte nach [6]

Für die überwiegende Anzahl an Lastfällen treten die höchsten Spannungen an den Verbindungsstellen zwischen der Schwinge und dem Vorderwagen (Sw-La) sowie an der Verbindungsstelle zwischen der Schwinge und dem Kraftumlenker (Sw-UI) auf. Aufgrund der Normalspannungsrichtung kann in diesen Punkten von einer reinen Zug-Druck-Belastung ausgegangen werden. Das Netz wird bei diesen Belastungsstellen verfeinert, sodass eine genauere Auflösung der Spannungen möglich ist.

Eine Rainflow-Analyse clustert die Spannungsverläufe σ_i der hochbelasteten Stellen $i \in \{\text{Sw-La} ; \text{Sw-UI}\}$. Auf Basis der elementaren Form der Miner-Regel werden im Anschluss die Teilschädigungen $D_{i,j}$ der einzelnen Stellen i berechnet, Gleichung (4.3). Die Summe der Teilschädigungen ergibt den Gesamtschaden der einzelnen Stellen D_i , Gleichung (4.4).

Die strukturmechanischen Berechnungen werden mit dem FEM-Solver ANSYS Mechanical APDL durchgeführt. Eine detailliertere Beschreibung der Annahmen und des Aufbaus des Schädigungsmodells der Schwinge, sowie die zugrundeliegende FEM-Berechnung können [6] entnommen werden.

4.3.4.2 Schädigungsmodell Achse

Die Vorder- und Hinterachsen der Maschine können vereinfacht als Konstruktion von Vierkantrohren mit unterschiedlichen Außen- und Innenabmaßen angenommen werden. Um die Radaufstandskräfte auf einen Schädigungswert zu beziehen, wird in diesem Fall die Biegebalkentheorie angewandt. Die Kraft wird an den Radbefestigungspunkten aufgebracht. Die Mitte der vierkantförmigen Hohlachse ist starr mit dem Chassis der Maschine verbunden. Abbildung 4.13 zeigt eine vereinfachte Darstellung des auftretenden Belastungsfalls.

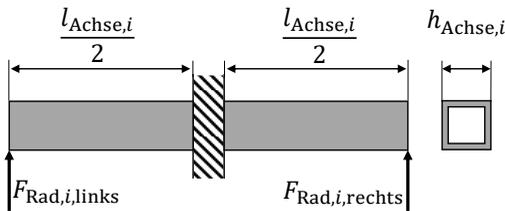


Abbildung 4.13: Schädigungsmodell Achse: Kräfte

Der Biegebelastungsfall stellt zu einem großen Zeitanteil des Betriebes den Hauptlastfall dar. In Realität treten insbesondere beim Grabprozess und in dynamischen Vorgängen mit hohen Quer- und Längsbeschleunigungen weitere Lastfälle auf, die jedoch an dieser Stelle nicht berücksichtigt werden. Für den Biegebelastungsfall tritt das maximale Biegemoment $M_{B,i}$ der Achse $i \in \{VA ; HA\}$ an der Verbindung zwischen der Achse und dem Chassis auf und kann stark vereinfacht wie folgt berechnet werden:

$$M_{B,i} = \frac{F_{\text{Rad},i,\text{links}} + F_{\text{Rad},i,\text{rechts}}}{2} \cdot \frac{l_{\text{Achse},i}}{2} = \bar{F}_i \cdot \frac{l_{\text{Achse},i}}{2} \quad (4.5)$$

Die Materialspannung infolge der Biegung kann durch das Widerstandsmoment $W_{\text{Achse},i}$, abgeleitet von den Achsabmessungen und dem Flächenträgheitsmoment $I_{\text{Achse},i}$ der Vierkantrohre, berechnet werden, Gleichung (4.6).

$$\sigma_i = \frac{M_{B,i}}{W_{Achse,i}} = \frac{\bar{F}_i \cdot \frac{l_{Achse,i}}{2}}{2 \cdot \frac{I_{Achse,i}}{h_{Achse,i}}} = \frac{\bar{F}_i \cdot l_{Achse,i} \cdot h_{Achse,i}}{4 \cdot I_{Achse,i}} \quad (4.6)$$

Der Spannungsverlauf σ_i wird durch eine Rainflow-Analyse geclustert. Auf Basis der elementaren Form der Miner-Regel werden im Anschluss die Teilschädigungen $D_{i,j}$ der einzelnen Achsen i berechnet, Gleichung (4.3). Die Summe der Teilschäden j ergibt den Gesamtschaden der einzelnen Achsen D_i , Gleichung (4.4).

Auftretende Kerbeffekte werden vernachlässigt. Auf einen FEM-Simulationsansatz der Achse wird mangels detaillierten 3D-Modellen an dieser Stelle verzichtet. Ein analoges Vorgehen zu Kapitel 4.3.4.1 wäre aber möglich.

4.3.4.3 Schädigungsmodell Pumpe

Axialkolbenpumpen in Schrägscheibenbauweise (Bauform der Fahrhydraulikpumpe) versagen hauptsächlich durch Fertigungsfehler, kurzzeitige Überbelastung oder auftretenden Verschleiß in den drei tribologischen Kontaktpaaren Schrägscheibe-Gleitschuh, Kolben-Buchse und Zylinderblock-Verteilerplatte. Der Verschleiß zwischen den sich relativ zueinander bewegenden Kontaktpartnern wird sowohl durch den Einfluss eines feststoffverschmutzten Hydraulikmediums als auch durch unterschiedliche Reibungsarten bestimmt. Aufgrund von umfangreichen Filtersystemen in einer mobilen Arbeitsmaschine kann der durch die Feststoffverschmutzung auftretende Verschleiß vernachlässigt werden. Nachfolgend wird ein Verschleißmodell für die Kolben-Buchse-Kontaktpaarung (KBK) vorgestellt.

Auf Basis der Parameter des Betriebsdrucks $p_{FH,max}$, der Pumpendrehzahl n_{Pumpe} , des Schrägscheibenwinkels α_{Pumpe} , der Fluidviskosität sowie den Konturen der Buchse und des Kolbens wird der Verschleiß an der weicheren Komponente Buchse berechnet. Dabei wird das für diese Kontaktpaarung erprobte und validierte Reibungsmodell SiKoBu von Gels [101] um Verschleißansätze erweitert. Für definierte Betriebsparameter kann so der lokale Materialabtrag in einzelnen Kontaktpunkten berechnet werden.

SiKoBu berechnet auf Basis der kinematischen Beziehungen im Triebwerk, der lokalen Drücke und der Spaltweite die Reibungskräfte für jeden Fluidknoten und diskretisierte Zeitpunkte einer Pumpenumdrehung. Der Kolben ist dabei in Scheiben unterteilt, der Schmierfilm in Schmierfilmknoten und Schmierfilmelemente. Die einzelnen Schmierfilmelemente setzen sich dabei aus den einzelnen Schmierfilmknoten zusammen. Für jede Kolbenscheibe werden die Querkraft, das Biegemoment und die jeweilige Verschiebung in vertikaler und horizontaler Richtung berechnet. Für die Schmierfilmknoten erfolgt eine Berechnung des lokalen Drucks und der druckabhängigen Viskosität. Auf Basis dieser beiden Größen wird ermittelt, ob ein Festkörperkontakt im jeweiligen Zustand auftritt. Die resultierenden Kontaktkräfte liefern die notwendigen Informationen für die anschließende Verschleißsimulation.

Zur Modellierung des Verschleißes werden zwei Ansätze verwendet. Liegt ein Festkörperkontakt vor, wird der Verschleißansatz nach Archard $V_{V,fk,i,j}$ [73] verwendet. Für Flüssigkeitsreibung wird der Verschleiß durch den Ansatz nach Fleischer $V_{V,fl,i,j}$ [102] berechnet, Gleichung (4.7). Die Verschleißberechnung erfolgt für jeden Buchsenknoten i zu jedem diskretisierten Zeitpunkt j .

$$V_{V,i,j} = \begin{cases} V_{V,fk,i,j} & \text{bei vorliegender Festkörperreibung} \\ V_{V,fl,i,j} & \text{bei vorliegender Flüssigkeitsreibung} \end{cases} \quad (4.7)$$

Nach Archard ist das Verschleißvolumen $V_{V,fk,i,j}$ proportional zur Belastung, zum Kehrwert der Härte H des weicheren Materials und zum Verschleißkoeffizienten k_{ad} . Die Belastung wird als Produkt aus der Normalkraft $F_{N,i,j}$ und dem Reibungsweg $l_{Re,j}$ berechnet, Gleichung (4.8).

$$V_{V,fk,i,j} = k_{ad} \cdot F_{N,i,j} \cdot \frac{l_{Re,j}}{H} \quad (4.8)$$

Der energetische Ansatz nach Fleischer basiert auf der Vorstellung, dass ein gewisser Energiebedarf besteht, um Verschleißpartikel zu bilden. Gemäß Fleischer wird bei jedem Reibungskontakt Energie an die Oberfläche abgegeben. Der größte Teil der Energie wird in Wärme umgewandelt, während der Rest der Energie Gitterfehler bewirkt. Wenn die angesammelte Energie der Gitterfehler ein kritisches Niveau erreicht, werden Verschleißpartikel gebildet und

diese aus dem Material ausgelöst. Das Verschleißvolumen des ausgelösten Materials wird als Produkt aus Reibkraft $F_{Re,i,j}$, Reibungsweg $l_{Re,j}$ und dem Kehrwert des Verschleißkoeffizienten e_R^* berechnet, Gleichung (4.9).

$$V_{V,fl,i,j} = \frac{1}{e_R^*} \cdot F_{Re,i,j} \cdot l_{Re,j} \quad (4.9)$$

Über eine Umdrehung wird für jedes Buchsenelement der Verschleiß aller Zeitpunkte j aufsummiert, Gleichung (4.10).

$$V_{V,i} = \sum_j V_{V,i,j} \quad (4.10)$$

Abbildung 4.14 zeigt die Verschleißintensität, d.h. die Intensität des Materialabtrags $V_{V,i}$ der einzelnen Buchsenknoten, bei einer verschlissenen Buchse.

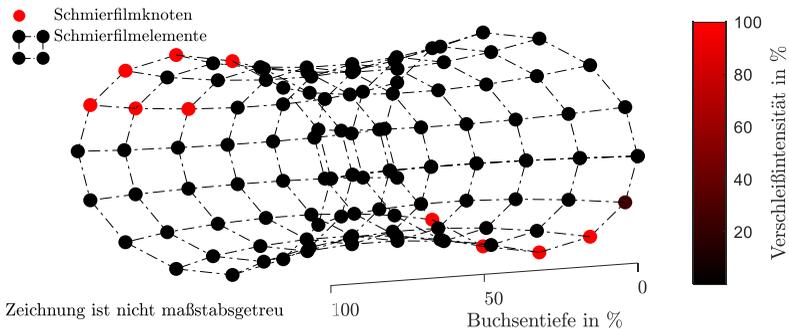


Abbildung 4.14: Schädigungsmodell Axialkolbenpumpe – Buchsenkontur und Verschleißintensität

Die Einfärbung der Knotenpunkte gibt die örtlich aufgelöste Intensität des Verschleißabtrags für einen einsatztypischen Belastungsfall pro Umdrehung an. Es ist zu erkennen, dass die örtlich-äußeren Bereiche (0 - 20 % und 80 - 100 % Buchsentiefe) in der Verschleißintensität dominieren. Der Verschleiß in den Schmierfilmelementen wird für jede Umdrehung und jeden auftretenden Belastungsfall in den jeweiligen Buchsenelementen aufaddiert.

Zur Berechnung des Verschleißabtrages während des Betriebes werden die Lastdaten über definierte Zeitbereiche nach vorgegebenen Stufen für die Eingangsgrößen Druck, Schwenkwinkel und Drehzahl nach erfolgten Einzeldrehungen geclustert. Anschließend wird für die einzelnen Betriebsparameterkombinationen der Verschleißabtrag für jedes Buchsenelement berechnet und je nach Umdrehungsanzahl elementweise akkumuliert. Die Schädigung der Buchse D_{KBK} ist der Quotient aus dem Abtrag des höchst verschlissenen Buchsenelements zu einem kritisch definierten Verschleißabtrag für ein Buchsenelement $V_{\text{V,krit}}$, Gleichung (4.11).

$$D_{\text{KBK}} = \frac{\max(V_{\text{V},i})}{V_{\text{V,krit}}} \quad (4.11)$$

Der Modellansatz wurde bereits in [3] für einen anderen Anwendungsfall vorgestellt, parametrisiert und validiert. Die Verschleißparameter k_{ad} und e_{R}^* wurden durch Belastungsversuche und Vermessung der tribologischen Kontakte im Versuchsnachgang ermittelt. Die Ergebnisse aus Versuch und Simulation zeigten eine sehr gute Übereinstimmung.

Der Simulationsansatz wird auf die in der Applikationsmaschine verbauten Pumpe des Fahrtriebes, vgl. Abbildung 4.6, angepasst. Die ermittelten Verschleißkoeffizienten werden übernommen. Eine auf Verschleißmessung basierende Validierung des Simulationsmodells dieser Pumpe ist nicht erfolgt. Die Gültigkeit des Modellierungsansatzes wird aufgrund der erbrachten Nachweise in [3] angenommen.

Eine ergänzende Modellierung von verformungsbedingten Spannungen im Kolben ist ebenfalls möglich und wurde in [1] vorgestellt. Dieser betriebsfestigkeitsbasierte Ansatz wird im Rahmen dieser Arbeit nicht berücksichtigt.

4.3.5 Validierung der Entwicklungsumgebung

Trotz großer Modellierungstiefe kann ein Modell die Realität nie exakt wiedergeben. Zur Validierung, ob das Modell das reale Systemverhalten in hinreichender Genauigkeit abbildet, werden für das in Kapitel 4.1.1 beschriebene

Arbeitsspiel Simulationsergebnisse mit einer durchgeführten Messung verglichen.

Die Validierung erfolgt in zwei Stufen. In der ersten Stufe werden die gemessenen Bedienervorgaben (Gas- und Bremspedal, Lenkraddrehzahl, Joystickaktuation) als Eingang für die Simulation verwendet. In der zweiten Stufe erfolgt eine eigene Validierung des adaptiven Maschinenbedienermodells.

4.3.5.1 Simulation mit gemessenen Bedienervorgaben

Abbildung 4.15 zeigt die Abtriebsdrehzahl des Hydraulikmotors n_{FH} , den Volumenstrom in der Fahrhydraulik Q_{FH} und die Druckdifferenz über den Hydraulikmotor Δp_{FH} .

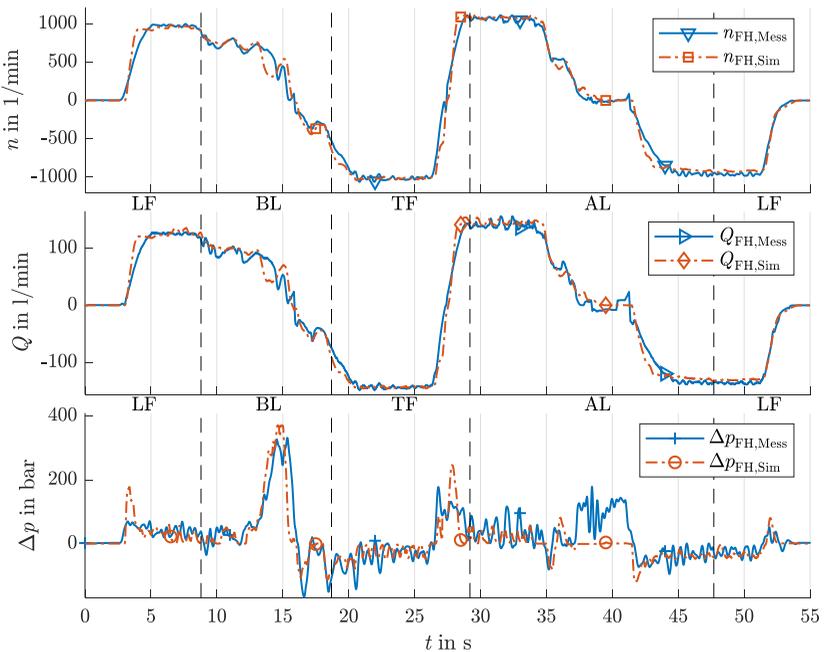


Abbildung 4.15: Validierung – Fahrentrieb

Die Volllinien kennzeichnen die Messergebnisse, die Strichpunktlinien die Simulationsergebnisse.

Die dargestellten Simulationsgrößen und Messdaten stimmen zu den meisten Zeitpunkten überein.

In der Simulation kommt es in Zeitbereichen mit großen Abtriebsdrehzahländerungen zu dynamischeren Beschleunigungsvorgängen und höheren Druckdifferenzamplituden als dies in der Messung der Fall ist. Während der Fahrprozesse (Zustände LF und TF) weisen die Messdaten ein erhöhtes Schwingungsverhalten in der Druckdifferenz auf. Beide Phänomene sind auf die abweichende Modellierung der Bodenverhältnisse zurückzuführen. Der Untergrund während der Messungen entspricht dem einer Baustelle: ein aufgelockerter Boden mit Unebenheiten und einem geringem Haftreibungskoeffizienten. In der Simulation wird von einem ebenen, straßenähnlichen Untergrund ausgegangen.

Beim Einstechen in das Haufwerk (Zustand BL – $t = 13$ s) erfährt der Radlader einen erhöhten Widerstand, welcher einen Druckdifferenzaufbau zur Folge hat. Es kommt zu einer Reduktion des Schwenkwinkels der Hydraulikpumpe, einer geringen geförderten Ölmenge und einer reduzierten Abtriebsdrehzahl des Hydromotors. Diese Effekte zeigen sich sowohl in der Messung als auch in der Simulation.

Beim Abladen (Zustand AL) fährt der Radlader zum Zeitpunkt $t = 37$ s mit den Vorderrädern in die Ausläufer des Abladeaufwerks. Der Widerstand gegen die Fahrtrichtung führt zu einem erhöhten Druckniveau. Der geförderte Volumenstrom und die Abtriebsdrehzahl kommen zum Erliegen. Dieser Effekt wird in der Simulation nicht berücksichtigt, so dass hier die Erhöhung der Druckdifferenz ausbleibt.

Abbildung 4.16 zeigt die Zylinderkräfte der Hubkinematik (F_{Hub} und F_{Kipp}), den Pumpendruck ($p_{\text{AH,Pumpe}}$) und die Zylinderausfahrhübe (l_{Hub} und l_{Kipp}).

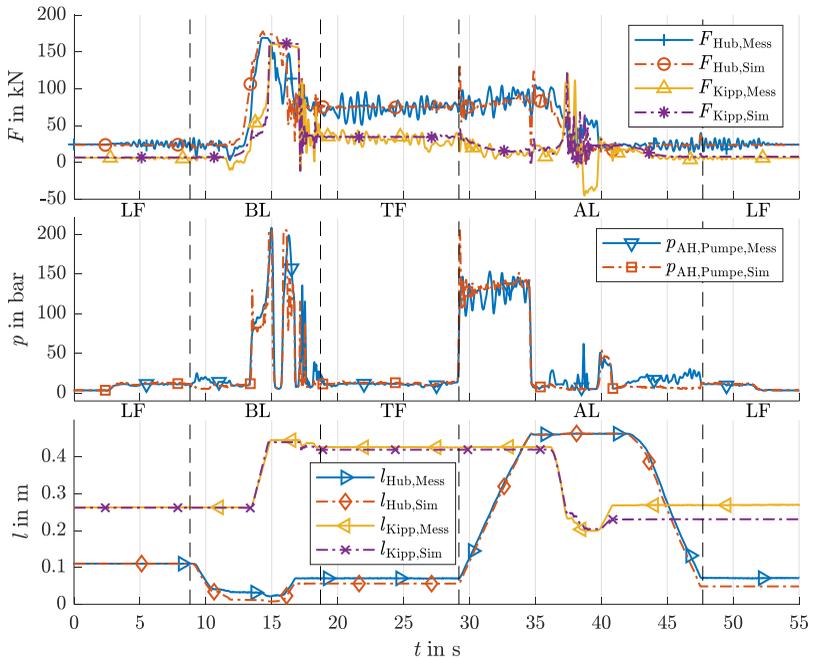


Abbildung 4.16: Validierung – Arbeitsantrieb

Beim Einstechen in das Haufwerk (Zustand BL – $t = 13$ s) werden hohe Kräfte in die Schaufel eingeleitet. Die aus der Kinematik resultierenden Kräfte im Hub- und Kippzylinder werden in der Simulation gut abgebildet. Durch die Ölkompression bei einwirkender Kraft kommt es in der Simulation zu einem leichten Senken der Schaufel. Bei der Messung liegt die Schaufel auf dem darunterliegenden Boden auf und kann keine Senkbewegung durchführen. Sonstige Aus- und Einfahrvorgänge der Hub- und Kippzylinder werden realitätsnah wiedergegeben.

Beim Transport (Zustand TF) stimmen die gemessenen und simulierten Kräfte für Hub- und Kippzylinder gut überein. Die geringen, dynamischen Abweichungen sind auf die unebenen Bodenverhältnisse während der Messung zurückzuführen.

Die Bewegungsvorgänge der Schaufel beim Abladen (Zustand AL) führen aufgrund der kinematischen Zwangsbedingungen, der Trägheitseffekte und der Reibungsverhältnisse zu einem dynamischen Verhalten der Hub- und Kippzylinderkräfte. Diese werden auch in der Simulation gut abgebildet. Bei den Zylinderpositionen und -bewegungen zeigt sich ebenfalls eine sehr gute Übereinstimmung. Die gemessenen Kraftschwingungen bei der Leerfahrt (Zustand LF) werden durch die oben genannten Bodenverhältnisse verursacht.

Abbildung 4.17 zeigt die vorderen und hinteren Achslasten im Vergleich zwischen Messung und Simulation (F_{VA} und F_{HA}).

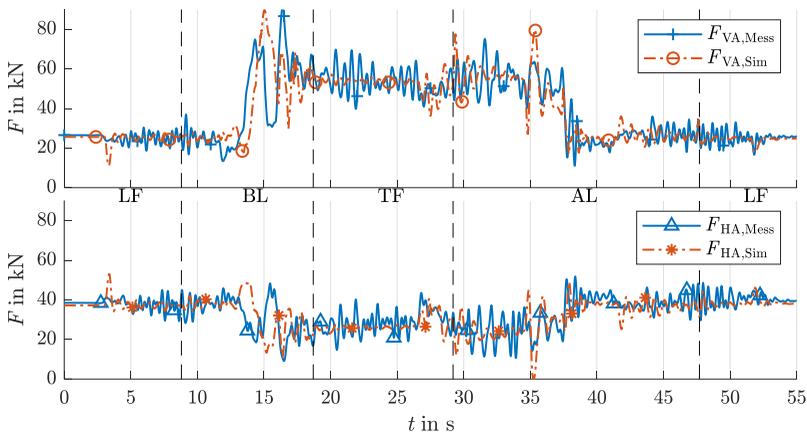


Abbildung 4.17: Validierung – Maschinenachsen

Das Aufnehmen des Schüttguts während des Beladens (Zustand BL – $t = 13$ s) führt zu einer Erhöhung der vorderen Achslast. Dies tritt in der Simulation leicht verzögert zur Messung auf. Die Niveaus der Lastanstiege sind ähnlich. Mit der Erhöhung der Vorderachslast geht gleichzeitig eine Reduktion der Hinterachslast einher. Diese dynamische Schwerpunktsverschiebung ist sowohl in der Messung als auch in der Simulation gut zu erkennen.

Bei Abschluss des Hubvorgangs im Zustand AL ($t = 35$ s) kommt es aufgrund der Trägheit zu einem Rückschwingen der Maschine, was einen Anstieg der Vorder- und Hinterachslast zur Folge hat. Die Simulation zeigt eine höhere Schwingungsintensität als die Messung. Die messtechnisch erfassten Schwingungen beim Fahren (Zustände LF und TF) können mit den abweichenden Bodenverhältnissen erklärt werden.

Für den merkmalsbasierten Vergleich werden wegen möglicher Verschiebungen in den Signalen die Faktoren nach Geer (GCEF) verwendet, vgl. Kapitel 3.3.2. Der Vergleich konzentriert sich auf die schädigungsbestimmenden Größen der zu betrachtenden Systeme Arbeitsantrieb, Fahrtrieb und Maschinenachsen. Für eine detaillierte Beurteilung erfolgt neben der Betrachtung des gesamten Zyklus, die Aufteilung des Zyklus in seine charakteristischen Zustände (LF, BL, TF, AL). Tabelle 4.2 zeigt die wesentlichen Validierungsergebnisse.

Tabelle 4.2: Validierung – Maschinenmodell (GCEF)

Größe x	$M_G(x)$ in %					$P_G(x)$ in %					$C_G(x)$ in %					
	Zustand	LF	BL	TF	AL	Gesamt	LF	BL	TF	AL	Gesamt	LF	BL	TF	AL	Gesamt
Arbeitsantrieb																
F_{Hub}	-5,0	11,0	2,0	-9,1	1,7	0,8	4,1	0,9	3,3	3,2	5,1	11,7	2,2	9,7	3,6	
l_{Hub}	-7,0	17,9	20,2	-1,3	-2,0	1,1	2,6	0,0	0,0	0,2	7,1	18,1	20,2	1,3	2,0	
F_{Kipp}	21,0	0,0	8,5	-4,0	0,7	1,2	3,2	2,1	41,3	7,8	21,0	3,2	8,8	41,5	7,8	
l_{Kipp}	-6,6	-0,7	-1,6	-4,2	-3,1	0,3	0,0	0,0	0,2	0,1	6,6	0,7	1,6	4,2	3,1	
Fahrtrieb																
Q_{FH}	0,5	4,2	4,5	2,4	2,7	0,5	2,4	0,6	0,6	0,8	0,7	4,8	4,5	2,5	2,8	
n_{FH}	-0,5	1,5	4,2	1,4	1,7	0,4	2,1	0,7	0,4	0,7	0,6	2,6	4,3	1,5	1,8	
Δp_{FH}	24,9	0,7	13,9	38,4	-2,2	22,7	11,4	28,4	56,2	22,9	33,7	11,4	31,6	68,1	23,0	
Maschinenachsen																
F_{VA}	-2,5	-0,8	-1,6	-0,2	-1,1	0,8	7,0	0,9	1,8	2,6	2,6	7,0	1,8	1,8	2,8	
F_{HA}	-2,5	1,7	-6,2	-4,5	-2,9	0,4	5,2	1,7	2,2	2,0	2,5	5,5	6,4	5,0	3,5	

Obwohl der akzeptable Bereich der Fehlerwerte für ein valides Modell zwangsläufig subjektiv ist, werden Werte, die betragsmäßig zwischen 20 % und 30 % liegen, als Hinweis auf eine akzeptable Übereinstimmung interpretiert [103]. Betragsmäßige Werte kleiner 20 % werden nachfolgend als gute Übereinstimmung, betragsmäßige Werte kleiner 10 % als sehr gut bewertet.

Bei den auftretenden Kräften im Hubzylinder des Arbeitsantriebes stimmen die Phasenverläufe zu allen Zuständen sehr gut überein ($P_G(F_{\text{Hub}}) < 5 \%$). Die Amplitudenvergleichswerte $M_G(F_{\text{Hub}})$ weisen in den Zuständen BL und AL betragsmäßig eine Abweichung von $|M_G(F_{\text{Hub}})| \leq 11,0 \%$ auf. Diese Abweichungen sind auf die vereinfachten Modellierungsansätze beim Graben und Auskippen zurückzuführen, vgl. Kapitel 4.3.2. Die betragsmäßige Abweichung der Ausfahrposition des Hubzylinders ist im Phasenvergleich $P_G(l_{\text{Hub}}) \leq 2,6 \%$, im Amplitudenvergleich $|M_G(l_{\text{Hub}})| \leq 20,2 \%$. Der hohe Wert im Zustand TF ist mathematisch begründet. Eine Hubzylinderabweichung bei relativ gesehen kleinen Absolutwerten (11,3 % vom Maximalwert) führt zu hohen Abweichungen im Gesamtwert. Für den Kippzylinder tritt dieses mathematische Phänomen ebenfalls auf. Die Kippzylinderkraft zeigt beispielsweise für den Zustand LF eine Abweichung von $M_G(F_{\text{Kipp}}) = 21,0 \%$. Die im Zustand AL hohe Phasenabweichung von $P_G(F_{\text{Kipp}}) = 41,3 \%$ ist auf den idealisiert betrachteten Auskippvorgang der Schaufel zurückzuführen. Die Amplitudenabweichung beträgt hier lediglich $M_G(F_{\text{Kipp}}) = -4,0 \%$.

Die Simulationsergebnisse des geförderten Volumenstroms der Fahrhydraulikpumpe und der Abtriebsdrehzahl des Hydromotors zeigen eine sehr gute Übereinstimmung mit den Messwerten ($|M_G(Q_{\text{FH}})| \leq 4,5 \%$, $P_G(Q_{\text{FH}}) \leq 2,4 \%$). Die Abweichungen im Differenzdruck im Zustand LF ($M_G(\Delta p_{\text{FH}}) = 24,9 \%$ und $P_G(\Delta p_{\text{FH}}) = 22,7 \%$) sind durch die Drucküberhöhungen bei Beschleunigungsprozessen zu erklären. Die Abweichungen im Zustand AL ($M_G(\Delta p_{\text{FH}}) = -38,4 \%$ und $P_G(\Delta p_{\text{FH}}) = 56,2 \%$) sind auf den fehlenden Widerstand des Abladehaufwerkes zurückzuführen.

Die zur Achskraft kombinierten Radaufstandskräfte weisen in allen Zuständen eine absolute Abweichung ($|M_G| \leq 6,2 \%$, $P_G \leq 7,0 \%$) auf und bilden damit das reale Verhalten sehr gut ab.

Trotz der zustandsspezifischen teils hohen Abweichung sind die Gesamtfehlereraten $C_G(x)$ aller Größen über den gesamten Zyklus $C_G(x) \leq 23\%$ und damit im akzeptablen Bereich.

Eine ergänzende Validierung des Gesamtmodellansatzes auf Basis zusätzlicher Fahr- und Arbeitsmanöver kann [7] und [9] entnommen werden.

4.3.5.2 Simulation mit adaptivem Maschinenbedienermodell

Für eine Erprobung von bedieneradaptiven Assistenzsystemen muss neben der Maschinensimulation zusätzlich die Modellierung des Maschinenbedieners validiert werden. Dies erfolgt ebenfalls für einen Ladezyklus. Dem Maschinenbedienermodell werden neben den Belade-, Ablade- und Startpunkten noch die aufzunehmende Schüttgutmasse und das Bediener-Qualifikationsniveau (Level 1) vorgegeben. Validiert werden die Größen Fahrweg (l_{Fzg}), Fahrgeschwindigkeit (v_{Fzg}) und die Ausfahrhöhe des Hub- und Kippzylinders (l_{Hub} und l_{Kipp}). Analog zu Kapitel 4.3.5.1 erfolgt dies über einen graphischen und merkmalsbasierten Vergleich.

Die Fahrwege in Abbildung 4.18 weisen die typische Y-förmige Gestalt des Arbeitsspiels auf.

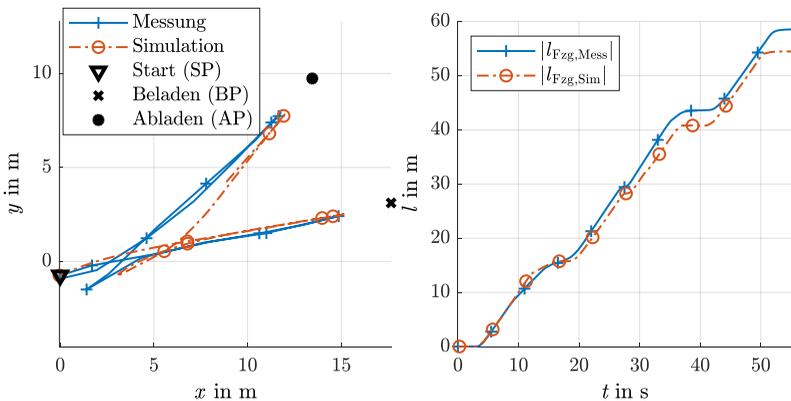


Abbildung 4.18: Validierung – Maschinenbedienermodell (Maschinen trajektorie)

Die Be- und Entladepunkte werden senkrecht zur Haufwerkskante angefahren. Die Positionen des Umkehrpunktes stimmen in Messung und Simulation überein. Die simulierte Trajektorie zwischen Umkehr- und Entladepunkt weicht geringfügig von der in der Messung ab. Der Grund hierfür liegt in der idealisierten Pfadplanung durch Klothoiden und Geraden. Die zurückgelegte Distanz $|l_{Fzg}|$ weist eine Abweichung von 9,3 % auf. Die Zykluszeiten von Simulation und Messung weichen um 1 % ab.

Abbildung 4.19 zeigt die Ausfahrhöhe des Hub- und Kippzylinders (l_{Hub} und l_{Kipp}) und die Fahrgeschwindigkeit (v_{Fzg}). Die eingezeichneten Zustände orientieren sich an der aufgezeichneten Messfahrt.

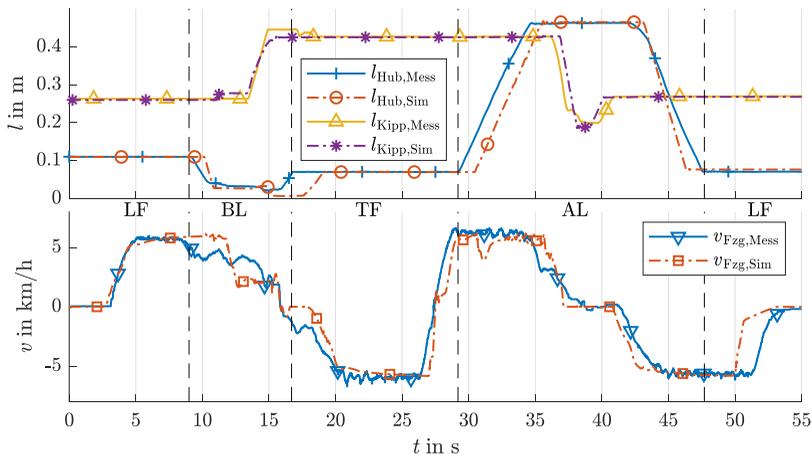


Abbildung 4.19: Validierung – Maschinenbedienermodell (Maschinen Größen)

Die Fahrgeschwindigkeiten weisen zu den Zuständen LF, TF und AL eine sehr gute Übereinstimmung auf. Während des Grabens im Zustand BL werden in der Realität geringfügig höhere Geschwindigkeiten der Maschine erreicht. Durch vorangegangene Grabprozesse ist während der Messfahrt die Erde auf-

gelockert, sodass der Grabwiderstand geringer und damit ein leichteres Eindringen der Schaufel in das Haufwerk möglich ist. In der Simulation kommt es zum Ende des Grabprozesses ($t = 17$ s) bei Maschinenbedienern mit dem Qualifikationsniveau Level 1 zu einem Stillstand der Maschine. Der Maschinenbediener regelt die Transportlage der Schaufel ein und initiiert anschließend die Fahrt zum Abladepunkt. In der Messung erfolgt dieser Nivellierungsvorgang parallel zum Fahrprozess.

Die Positioniervorgänge der Schaufel weisen in den Ausfahrlängen gute Übereinstimmungen auf. Die Führung der Schaufel erfolgt durch vorab berechnete Trajektorien und wird durch den entsprechenden Regler in einer geschlossenen Bewegung nachgefahren. Der Kippzylinder wird in der Messung bis in den Anschlag ausgefahren ($t = 15$ s), in der Simulation erfolgt dies nicht. Die Entscheidung, ob der Zylinder in den Anschlag gefahren wird, ist einer der variablen Bedienerparameter. Während des Abladeprozesses (Zustand AL) kommt es zu einem zeitlichen Versatz beim Anheben des Hubgerüsts ($t = 29$ s bis $t = 35$ s). Dieser kann auf die Standverzögerung am Ende des Grabprozesses (Zustand BL) zurückgeführt werden. Der Gradient beim Senken der Schaufel (Ende Zustand AL – $t = 43$ s bis $t = 47$ s) ist in der Simulation größer als in der Versuchsfahrt. Ursache ist auch hier ein individueller Bedienerparameter.

Die Auswertung nach dem merkmalsbasierten Vergleich erfolgt analog zu Kapitel 4.3.5.1 mit den Faktoren nach Geer (GCEF). Zur Bewertung der einzelnen Zustände werden der Mess- und Simulationsschrieb in die Zustände der Messung segmentiert. Tabelle 4.3 zeigt die wesentlichen Validierungsergebnisse.

Die anhand der obigen Abbildungen beschriebenen Phänomene sind ebenfalls in der statistischen Auswertung sichtbar. Für alle betrachteten Größen ist die betragsmäßige Amplitudenabweichung $|M_G(x)| \leq 30,7$ %. Die größte Abweichung liegt beim Kippzylinder. Ursache ist das Ausbleiben des Fahrens des Kippzylinders in dessen Anschlag. Bei 77,8 % der Größen ist die betragsmäßige Amplitudenabweichung $|M_G(x)| \leq 10$ % und damit als sehr gut zu bewerten. Die Phasenabweichungen aller Größen sind $P_G(x) \leq 43,2$ %. Diese Abweichungen sind auf die beschriebene Phasenverschiebung einzelner Zustände zurückzuführen.

Tabelle 4.3: Validierung – Maschinenbedienermodell (GCEF)

Größe x	$M_G(x)$ in %					$P_G(x)$ in %					$C_G(x)$ in %				
	LF	BL	TF	AL	Gesamt	LF	BL	TF	AL	Gesamt	LF	BL	TF	AL	Gesamt
Arbeitsantrieb															
F_{Hub}	-5,2	29,4	-9,3	-4,7	7,6	0,8	7,0	0,9	13,5	8,4	5,3	30,2	9,3	14,3	11,3
l_{Hub}	1,9	-23,9	-0,5	-5,0	-4,7	0,1	6,9	0,0	1,2	1,2	1,9	24,9	0,5	5,1	4,9
F_{Kipp}	13,8	-55,5	-10,7	33,3	-30,7	1,0	18,8	2,1	65,9	36,8	13,8	58,6	10,9	73,8	47,9
l_{Kipp}	-0,9	2,9	-0,3	-1,1	0,0	0,0	0,6	0,0	0,4	0,3	0,9	3,0	0,3	1,2	0,3
Fahrertrieb															
Q_{FH}	-13,7	-5,1	-7,4	-3	-7,2	13,4	11,3	2,1	5,0	6,9	19,2	12,4	7,7	5,8	10,0
n_{FH}	-11,9	-6,7	-7,1	-2,7	-6,7	12,1	9,7	2,1	4,5	6,4	17,0	11,8	7,4	5,2	9,3
Δp_{FH}	15,3	16,3	20,3	-9,5	11,0	33,0	31,7	39,4	80,8	43,2	36,4	35,6	44,3	81,4	44,6
Maschinenachsen															
F_{VA}	-2,1	4,1	-7,6	-3,4	-2,8	0,7	4,8	1,1	1,8	2,3	2,2	6,3	7,7	3,8	3,6
F_{HA}	-3,0	1,9	-2,8	-3,6	-2,3	0,4	3,0	2,7	1,9	1,7	3,0	3,6	3,9	4,1	2,9

4.3.5.3 Zusammenfassung

Die graphischen und merkmalsbasierten Vergleiche zeigen eine gute Übereinstimmung von Versuch und Simulation. Das Maschinenbedienermodell bildet das Verhalten in Form der aufgezeichneten Größen Fahrweg, Hubzylinderweg und Kippzylinderweg gut ab. Auch die belastungs- und schädigungsbestimmenden Größen wie die Zylinderkräfte, Drücke und Radaufstandskräfte weisen eine sehr gute Übereinstimmung zwischen Messung und Simulation auf. Die Ausreißer sind primär durch die Unterschiede der Bodenbeschaffenheit und die vereinfachten Modellabbildungen des Grabvorgangs zu begründen.

Es kann davon ausgegangen werden, dass sich Modellierungsfehler unter den Vergleichssimulationen gleich auswirken. Insgesamt kann deshalb das Modell unter Berücksichtigung dieser Einschränkungen für vergleichende Untersuchungen unterschiedlicher Assistenzsysteme als geeignet angesehen werden.

5 Potentialidentifikation

Für die Entwicklung der Assistenzsysteme wird auf Basis einsatztypischer Arbeitsszenarien eine Potentialanalyse des bestehenden, unregulierten Systems mit Hilfe der modellbasierten Entwicklungsumgebung durchgeführt. Das Ziel ist die Identifikation von Zeitintervallen innerhalb von typischen Arbeitsszenarien, in denen die ausgewählten Komponenten vergleichsweise hoch belastet sind und damit eine erhöhte Schädigung erfahren.

5.1 Arbeitsszenarien

Zur Erprobung und Validierung der Assistenzsysteme werden zwei Arbeitsszenarien nach dem Ladezyklus (AS 1 und AS 2), vgl. Kapitel 4.1.1, eingeführt. Abbildung 5.1 zeigt diese ASs.

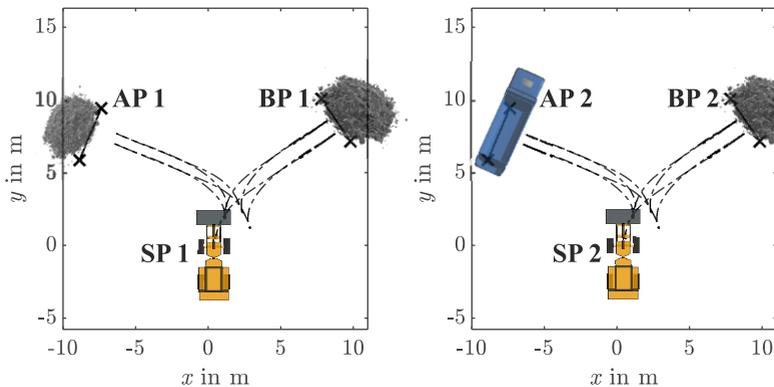


Abbildung 5.1: Arbeitsszenarien – links AS 1, rechts AS 2

Die Beladung erfolgt bei beiden ASs von einem Haufwerk mit einer Beladehöhe nahe dem Boden. Das Entladeszenario wird variiert. In AS 1 erfolgt die

Abladung auf ein Haufwerk, in AS 2 wird in den Laderaum eines LKW entladen. Für beide Szenarien werden zwei aufeinanderfolgende komplette Ladespiele simuliert und ausgewertet. Die Lage der Haufwerke und des LKW sind dabei fest definiert. Die Positionen der Beladepunkte (BPs) und Abladepunkte (APs) werden, limitiert durch die Haufwerks- und LKW-Breite, für den Referenzzyklus zufällig bestimmt. Die aufzunehmende Masse beträgt für beide ASs 1.500 kg. Die schwarze Strichlinie kennzeichnet die gefahrene Trajektorie des Radladers ohne Assistenzsysteme.

Neben den Ladeaufgaben können Radlader weitere Tätigkeiten (Transportaufgaben, Planieren etc.) verrichten. Um einer vollständigeren Abdeckung der Arbeitstätigkeiten gerecht zu werden, wird daher eine Transportfahrt als zusätzliches Arbeitsszenario AS 3 eingeführt. Abbildung 5.2 zeigt dieses Arbeitsszenario. Der Start der Fahrt (SP 3) entspricht den Startpunkten von AS 1 und AS 2. Die Maschine überwindet eine trapezförmige Schwerlastkabelbrücke (schwarzer Balken), bevor sie bei einer Grube (AP 3) zum Stehen kommt. Die Fahrtstrecke wird als eben angenommen. Die Masse in der Schaufel beträgt 1.500 kg. Die Strich-Zweipunktlinie kennzeichnet die gefahrene Trajektorie des Radladers ohne Assistenzsysteme.

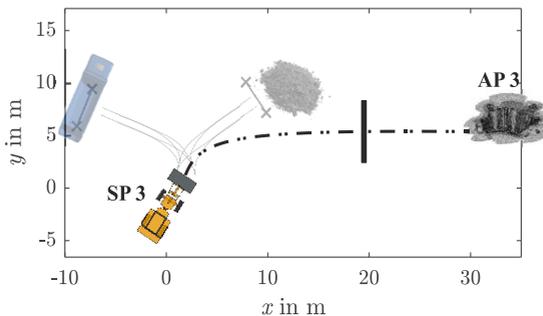


Abbildung 5.2: Arbeitsszenario AS 3

Das Auftreten der ASs kann je nach Einsatz der Maschine variieren. Bei vorbereitenden Bauprozessen (Bodenaushub mit einem Bagger, Verladung des Aushubs mit einem Radlader auf ein Transportfahrzeug, Abtransport mit einem Transportfahrzeug) überwiegen für den Radlader Fahr- und Arbeitsprozesse nach AS 1 oder AS 2. Im innerstädtischen Bereich werden Radlader aufgrund ihrer Wendigkeit auch vermehrt für Transporttätigkeiten auf Baustellen eingesetzt. Bei diesen Einsätzen überwiegen die Fahr- und Transportprozesse nach AS 3. Aufgrund der vielseitigen Aufgaben auf einer Baustelle kommt es im realen Einsatz der Maschine zu kombinierten Einsatzprofilen, vgl. [75].

5.2 Belastungs- und Schädigungsanalyse

Das Belastungs- und Schädigungspotential eines Betriebszustands (BZ) definiert den geeigneten Einsatz eines belastungs- und schädigungsreduzierenden Assistenzsystems. Zur Identifikation von Zeitabschnitten mit einer hohen Komponentenbelastung dient die Analyse der in der Simulation auf Basis der Modelle aus Kapitel 6.3 ermittelten Komponentenschädigung des AS 1 ohne zusätzliche schädigungsreduzierende Assistenzsysteme. Abbildung 5.3 zeigt den Verlauf der Hub- und Kipppositionen der Hubkinematikzylinder (l_{Hub} und l_{Kipp}), den Spannungsverlauf der hochbelasteten Stellen der Schwinge ($\sigma_{\text{Sw-La}}$ und $\sigma_{\text{Sw-U1}}$) und der Achsen (σ_{VA} und σ_{HA}) und den über die Hydraulikpumpe kumulierten Verschleißabtrag pro Sekunde ($\dot{V}_{\text{V,KBK}}$). Die unterteste Darstellung visualisiert die relativen Schädigungsanteile $D'_{i,j}$ der Komponenten j für die nach Kapitel 4.1.1 definierten BZs $i \in \{\text{LF;BL;TF;AL}\}$, Gleichung (5.1).

$$D'_{i,j} = \frac{D_{i,j}}{\sum_i D_{i,j}} \quad (5.1)$$

Durch die Aufteilung eines Zyklus in Teilabschnitte kommt es bei der Rainflow-Signalanalyse¹ zu Informationsverlusten. Bei zeitlich verkürzten Signa-

¹ Die Rainflow-Signalanalyse dient zur Ermittlung schädigungsbestimmender Schwingzahlen und -amplituden, vgl. Kapitel 4.3.4.

len können Amplituden an den Grenzen des analysierten Zeitabschnittes mathematisch verkleinert werden. Eine zeitliche Segmentierung in infinitesimal viele Bereiche würde aufgrund dieser Amplitudenreduktion sogar in der Summe eine Schädigung von $\sum_j D_{i,j} = 0$ ergeben. Der Informationsverlust wird hingenommen, da dieser bei allen Zuständen auftritt, die Analyse der Zustände vornehmlich zur Identifikation der schädigungsbestimmenden Zeitabschnitte dient und die Zeitabschnitte nicht infinitesimal klein gewählt werden.

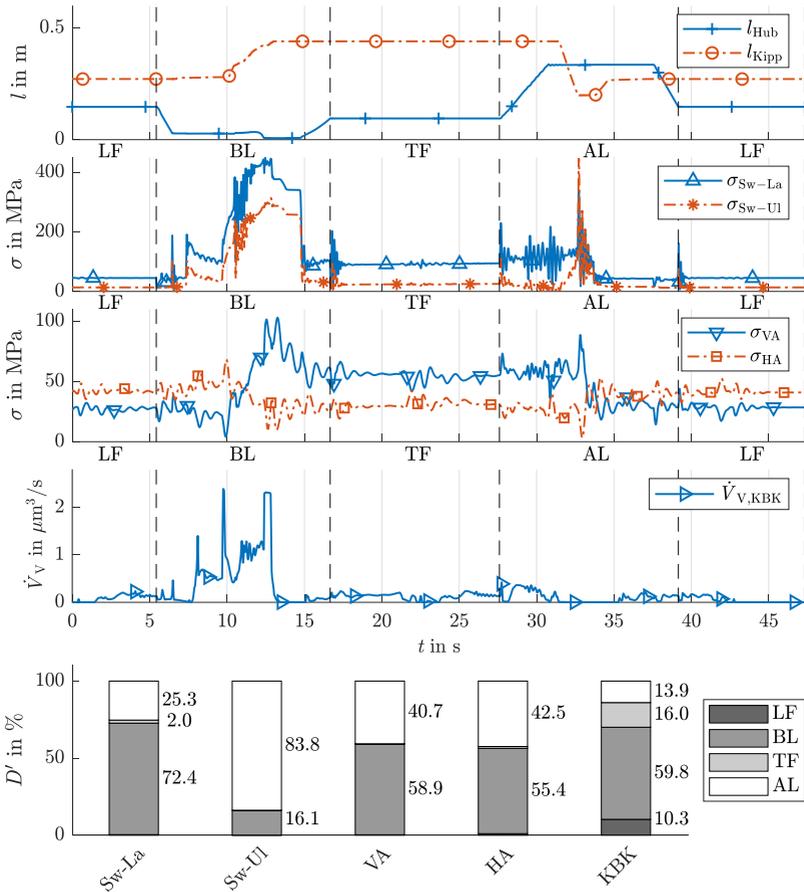


Abbildung 5.3: Potentialanalyse AS 1

Während der Zustände des Beladens (BL), der Transportfahrt (TF) und des Abladens (AL) unterliegen die Maschinenkomponenten einer erhöhten Belastung. Die Schädigung während des Leerfahrens (LF) hat am Gesamtzyklus für die betrachteten Komponenten einen vergleichsweise geringen Anteil.

Die schädigungsdominanteste Phase ist der Grabprozess während des BL-Zustands. Neben der Belastung in der Schwinde verursachen die Kräfte, die auf das Hubgerüst wirken, kraftflussbedingt erhöhte Belastungen der Vorder- und Hinterachsen. Aufgrund der hohen Drücke während dieser Zeit erreicht der Verschleißabtrag in der KBK ebenfalls seine maximalen Werte. Die Kräfte des Grabprozesses sind prozessbedingt notwendig, um das Schüttgut aus dem Haufwerk zu lösen und in der Schaufel aufzunehmen. Eine erhöhte Belastung der betrachteten Komponenten kann daher nicht vermieden werden, sodass eine nennenswerte, assistenzsystembasierende Schädigungsreduktion für den Zustand BL nicht zu erwarten ist.

Der auf den Grabvorgang folgende Fahrprozess (Zustand TF), bestehend aus Anfahr-, Fahr- und Bremsprozessen, zeigt nur für die Hydraulikpumpe des Fahrtriebes einen signifikanten Anteil an der Gesamtschädigung. Die Schwingungen in den Hub- und Kippssystemen sowie die Schwingungen in den Achsen werden aufgrund des eben-modellierten Untergrundes, vgl. Kapitel 4.3, lediglich durch die Verzögerungs- und Beschleunigungsvorgänge der Maschine induziert.

Der Abladeprozess (Zustand AL) ist neben dem Grabprozess der zweite belastungsintensivste Zeitabschnitt für die betrachteten Komponenten. Beim Anheben und Absenken der Schaufel erfährt insbesondere das Schwingenlager erhöhte Belastungen. Während des Auskippvorganges ist insbesondere die Schwinde-Umlenker (Sw-UI) Anbindung hohen Belastungen ausgesetzt. Die wirkenden Kräfte in den Zylindern der Hubkinematik induzieren aufgrund des Kraftflusses Schwingungen, Belastungen und Schädigungen in den Maschinenachsen. Beim Zustand AL ist der Einsatz von schädigungsreduzierenden Assistenzsystemen für die Komponenten Schwinde und Achsen daher lohnenswert.

Das Gegengewicht des Radladers, die Reifen, die Hubkinematik und die zusätzliche Masse in der Schaufel bilden während der Fahrt ein schwingfähiges System. In AS 3 kommt es aufgrund des Überfahrprozesses der Schwerlastkabelbrücke und der damit verbunden stoßartigen Anregung der Gesamtmaschine zu einer verstärkten Schädigung der Maschinenachsen. Diese entspricht $D'_{VA,AS\ 3/AS\ 1} = 3,6\ %$ der Vorderachs- und $D'_{HA,AS\ 3/AS\ 1} = 35,2\ %$ der Hinterachsschädigung verglichen zur auftretenden Schädigung bei AS 1. Der Anteil der Schwingenschädigung ist verglichen zu AS 1 aufgrund der ausbleibenden Grab- und Auskippprozesse vernachlässigbar klein. Die KBK-Schädigung ist mit $D'_{KBK,AS\ 3/AS\ 1} = 13,0\ %$ ebenfalls vergleichsweise gering. Für das AS 3 eignet sich daher insbesondere die Entwicklung eines schädigungsreduzierenden Ansatzes für die Achsen der Maschine.

6 Modulbaukasten

In diesem Kapitel erfolgen die Beschreibungen der einzelnen Modultypen der schädigungsreduzierenden Assistenzsysteme und der zugrundeliegenden Ansätze. Auf Basis der simulationsgestützten Analyse aus Kapitel 5 werden in Kapitel 6.1 Steuerungsmodule zur Schädigungsreduktion der Komponenten für belastungsintensive Betriebszustände entwickelt. In Kapitel 6.2 werden die für die Assistenzsysteme notwendigen Zustandsidentifikatoren eingeführt und anhand von Messdaten trainiert und validiert. Kapitel 6.3 stellt die Ansätze zur Rechenaufwandsreduktion bei der Abschätzung der Schädigung der ausgewählten Komponenten vor und prüft deren Güte durch einen Vergleich mit den in Kapitel 4.3.4 vorgestellten komplexen Schädigungs-Modellierungsansätzen.

6.1 Steuerungsmodule

Das Ziel der zu entwickelnden Steuerungsmodule ist es, dem durch diese Module zu beeinflussenden Komponenten eine reduzierte Belastung aufzuprägen und damit die Schädigung zu verringern. Dabei soll dem System Radlader kein unkontrollierbares und maschinenuntypisches Verhalten aufgeprägt werden. Die Module sind als assistierende eingreifende Funktionen zu verstehen und müssen jederzeit einen übergeordneten Bedienereingriff zulassen. Für die Reduktion der Komponentenschädigung eignen sich je nach Komponente und BZ unterschiedliche Ansätze:

- Eine Regelung auf Basis der linearen Regelungstechnik, mit auf den Betriebszustand (BZ) und den Maschinenbediener (MB) adaptierten Regelungsparametern. Dem Regler stehen Messgrößen des aktuellen Zeitpunktes und gegebenenfalls aus der nahen Vergangenheit zur Verfügung. Dieser Ansatz wird im Folgenden als adaptiver-linearer Regelungsansatz (ALRA) bezeichnet.

- Um die Schädigung bei dynamischen Ereignissen zu reduzieren, wird der MB durch eine modellbasierte Vorsteuerung unterstützt. Modelle prädictieren belastungs- und schädigungsbestimmende Ansteuerungen des Maschinenbedieners und ermitteln geeignete Gegenmaßnahmen, die kumulativ zum aktuellen Bedienerwunsch berücksichtigt werden. Dieser Ansatz wird im Folgenden als Regelungsansatz mit prädictiver Vorsteuerung (RAPV) bezeichnet.
- Als weiterer Ansatz wird ein selbstlernendes System durch den Einsatz einer Reinforcement-Learning (RL) Architektur diskutiert. Dieser Ansatz wird im Folgenden als selbstlernender Steuerungsansatz (SLSA) bezeichnet.

Zusätzlich sind Kombinationen dieser Ansätze möglich.

6.1.1 Adaptiver-Linearer Regelungsansatz (ALRA)

Im Rahmen dieser Arbeit wird bei einer Regelung von einem geschlossenen Regelkreis gesprochen. Dieser besteht aus einem Regelglied G_R , der Strecke G_S , welche geregelt und damit beeinflusst werden soll, und einer Rückführung der Steuergröße H . Dem Regelglied wird die Abweichung der vom MB vorgegebenen Führungsgröße w_t und der vom System zurückgemeldeten Führungsgröße $q_{j,t}$ als Eingangssignal vorgegeben. Dieses errechnet ein Regelsignal $u_{R,t}$, welches an das Stellglied der Strecke weitergegeben wird. Die entstehende Stellgröße wirkt auf die Strecke. Der Regler wird dabei durch mathematische Beziehungen zwischen Ein- und Ausgangsgrößen definiert. Um die Anforderungen der Robustheit, Stabilität, Schnelligkeit und stationären Genauigkeit zu erreichen, müssen die Regelparameter dieser mathematischen Beziehungen passend zum Einsatzfall definiert werden. Zur Anpassung der Regelung auf individuelle Zustände im System können die Parameter des Reglers adaptiv geändert werden. Ein Parameterschätzer P_R ermittelt in Abhängigkeit eines die Strecke beschreibenden Zustands Z_t einen optimalen Regelparametersatz \vec{K} . d_t ist eine auf das System wirkende Störgröße.

Abbildung 6.1 zeigt den Aufbau einer derartigen Regelkreisstruktur.

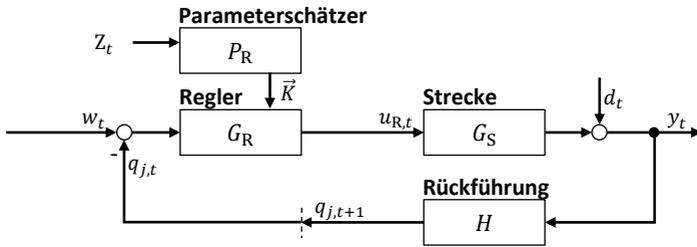


Abbildung 6.1: ALRA – Adaptive Regelkreisstruktur

Schadigungsverursachende Kraftschwingungen in der Hubgerüstschwinde treten neben dem Grabprozess insbesondere bei der Einleitung und dem Beenden einer Zylinderbewegung im Zustand AL auf. Auf Basis bediener- und zustandsoptimierter Reglerparameter können die Schwingungen mittels adaptiver-linearer Regelungsansätze reduziert werden. Eingegriffen wird über das Steuersignal $u_{\text{Hub-Ctrl},t}$ zur Einstellung des Hubventilvorsteuerdrucks $p_{\text{Hub-Ctrl},t}$. Abbildung 6.2 zeigt die Adaption der adaptiven Regelkreisstruktur für den Anwendungsfall der Schwingenschadigungsreduktion im Radlader.

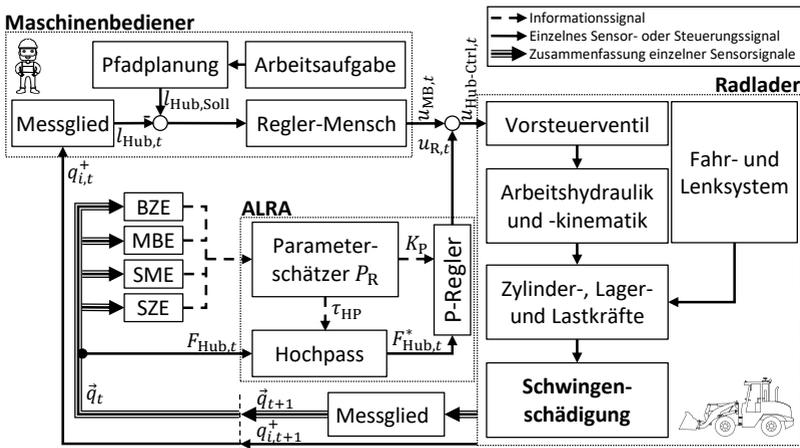


Abbildung 6.2: ALRA – Architektur zur Schwingenschadigungsreduktion

In einem ersten Schritt wird die Hubzylinderkraft aus den auf die Zylinderflächen wirkenden Drücken berechnet, Gleichung (6.1).

$$F_{\text{Hub}} = 2 \cdot (A_{\text{AH,Hub,Ko}} \cdot p_{\text{AH,Hub,Ko}} - A_{\text{AH,Hub,St}} \cdot p_{\text{AH,Hub,St}}) \quad (6.1)$$

Zur Ausübung der Arbeitstätigkeit werden prozessbedingt hohe Kräfte in den Zylindern benötigt. Ziel der Regelung ist, nicht die Kraft selbst sondern deren Schwingungsanteil zu reduzieren. Die Regelabweichung $F_{\text{Hub},t}^*$ ist daher die zeitabhängige Kraftamplitude um den momentanen Mittelwert. Zur Bestimmung dieser Regelabweichung wird das Kraftsignal mit einem Hochpassfilter erster Ordnung gefiltert. Der Filter dämpft dabei die Frequenzen unterhalb der Grenzfrequenz f_{HP} mit $f_{\text{HP}} = 1/\tau_{\text{HP}}$ um mehr als drei Dezibel. Das Kraftsignal wird so um seinen quasi-konstanten Mittelwert bereinigt.

Der nachfolgende Proportional(P)-Regler in Form eines Proportional-Terms kompensiert die Regelabweichung $F_{\text{Hub},t}^*$. Der Ausgang des Reglers $u_{\text{R},t}$ wird mit der Bedienervorgabe $u_{\text{MB},t}$ akkumuliert, Gleichung (6.2). Das Ergebnis der Akkumulation $u_{\text{Hub-Ctrl},t}$ dient zur Ansteuerung des Ventils, wodurch ein Bewegungsvorgang des Hubzylinders, der Schwinge und der weiteren Bauteile der kinematischen Kette initiiert werden. Die Bewegung wird durch die Vorgabe des MB dominiert, der Regleranteil $u_{\text{R},t}$ dient lediglich zum Ausgleich der Schwingungen und nimmt deshalb einen kleineren Anteil ein.

$$u_{\text{Hub-Ctrl},t} = u_{\text{R},t} + u_{\text{MB},t} = K_{\text{P}} \cdot F_{\text{Hub},t}^* + u_{\text{MB},t} \quad (6.2)$$

Für eine ganzheitliche Optimierung der Schädigungsreduktion erweisen sich für einzelne Systemzustände unterschiedliche Regelungs- und Filterparameter K_{P} und τ_{HP} als günstig. Der hierfür notwendige Parameterschätzer, der während der Regelung auf Basis ihm zur Verfügung stehender Eingangsgrößen die Regelparameter schätzt, ist ein Kernelement des Ansatzes und sorgt für die dem Ansatz namensgebende Adaptivität.

Die variablen Werte der Parameter des Hochpasses τ_{HP} und des Proportionalgliedes K_{P} werden mit dem Ziel der Schwingungsreduktion durch drei Einflussgrößen bestimmt:

- Zylinderausfahrhöhe l_{Hub} und l_{Kipp}
- Schüttgutmasse in der Schaufel m_{PL}
- Bedienercharakteristiken bei der Ansteuerung

Die schädigungsoptimalen Parametersätze werden in einem dreistufigen Optimierungsprozess ermittelt. Im ersten Schritt werden für stoßartige Hub- und Senkvorgänge mittels einer grob aufgelösten vollfaktoriellen Parameterstudie zugehörige Größen für die Parameter K_{P} und τ_{HP} erprobt. Die dabei zu minimierende Zielfunktion ist die kumulierte Schädigung der Lager- und Kraftumlenkeranbindung der Radladerschwinge (Sw-La und Sw-UI), vgl. Kapitel 4.3.4.1. Mit den Informationen aus der SZE, vgl. Kapitel 6.2.6, wird im Anschluss mittels der linearen Regression ein rechnerischer Zusammenhang der Eigenfrequenz des Hubzylindersystems $f_{0,\text{Hub}}$, der voroptimierten Parametersätze der Regelgröße K_{P} und der Hubzylinderausfahrhöhe l_{Hub} ermittelt, Gleichung (6.3).

$$K_{\text{P}} = k_0 + k_1 \cdot l_{\text{Hub}} + k_2 \cdot f_{0,\text{Hub}} \quad (6.3)$$

Ein weiterer Zusammenhang wird zwischen der Eigenfrequenz $f_{0,\text{Hub}}$ und τ_{HP} ermittelt, Gleichung (6.4).

$$\tau_{\text{HP}} = k_3 + k_4 \cdot \frac{1}{f_{0,\text{Hub}}} \quad (6.4)$$

Die Parameter der Gleichungen (6.3) und (6.4) können dem Anhang, vgl. Tabelle A.2, entnommen werden.

Im nachfolgenden zweiten Schritt werden für alle Zylinderausfahrhöhen und Schüttgutmassen voroptimierte Wertekombinationen der Parameter τ_{HP} und K_{P} bestimmt.

Im dritten Schritt werden durch den Ansatz der Partikelschwarmoptimierung [104] lokale Regleroptimierungen im Bereich der idealen Parametersätze durchgeführt und neue Parameter ermittelt ($\hat{k}_0, \hat{k}_1, \hat{k}_2$). Hierbei können verschiedene Bedienercharakteristiken durch eigene Optimierungsdurchläufe berücksichtigt werden.

Die Steuerung ist lediglich für die Hub- und Senkvorgänge während des BZ des Abladens (AL) sinnvoll. Zu den anderen Zuständen wird daher der Regler deaktiviert, Gleichung (6.5).

$$u_{R,t} = \begin{cases} (\hat{k}_0 + \hat{k}_1 \cdot l_{\text{Hub}} + \hat{k}_2 \cdot f_{0,\text{Hub}}) \cdot F_{\text{Hub},t}^* & \text{für BZ} = \text{AL} \\ 0 & \text{für BZ} \in \{\text{BL}; \text{TF}; \text{LF}\} \end{cases} \quad (6.5)$$

Um die Parameter in Abhängigkeit des aktuellen BZ, der Eigenfrequenz des Hubzylindersystems und des aktuellen MB auszuwählen, müssen diese Größen dem Steuerungsmodul durch die Identifikationsmodule (BZE, MBE, SME und SZE) bekannt sein.

Die Steuerelemente der verbleibenden Aktoren werden ausschließlich vom MB beeinflusst.

6.1.2 Regelungsansatz mit prädiktiver Vorsteuerung (RAPV)

Um die Schäden in der Schwinge weiter zu reduzieren, wird ein vorausschauendes Steuerungsmodul für den Zustand AL entwickelt. Dabei werden zukünftige Größen im aktuellen Zustand insofern berücksichtigt, dass Belastungsspitzen von Grund auf, das heißt bevor diese erst entstehen können, reduziert werden. Eingegriffen wird über das Steuersignal $u_{\text{Hub-Ctrl},t}$ zur Einstellung des Hubventilvorsteuerdrucks $p_{\text{Hub-Ctrl},t}$.

Das Verfahren orientiert sich an den grundlegenden Ansätzen der modellbasierten prädiktiven Regelung (MPR) und des Conditional Feedback Controls (CFC), stellt aber ein in der Forschung mobiler Arbeitsmaschinen neuartiges Verfahren dar.

Den Kern des MPR-Ansatzes bildet ein zeitdiskretes dynamisches Modell eines zu regelnden Systems. Das Modell ist in der Lage, die zukünftigen Zustände des Systems \vec{s}_t in Abhängigkeit von Aktionen a_t rechnerisch zu approximieren. Übergeordnetes Ziel ist dabei die Identifikation von Aktionswerten, für welche für einen in der Zukunft liegenden Zeitpunkt oder für ein Zeitintervall ein optimales Systemverhalten erreicht wird. Optimale Systemzustände

werden mittels einer Gütefunktion ermittelt. Zur Erreichung dieser Zustände wird eine optimale Aktionsfolge für den zukünftigen Zeitpunkt bestimmt, vgl. Abbildung 6.3. [105]

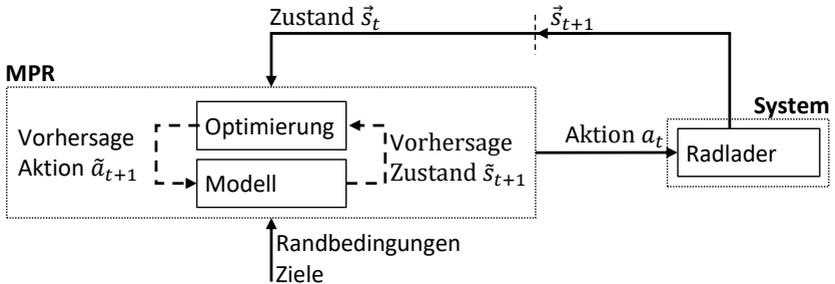


Abbildung 6.3: RAPV – MPR-Ansatz nach [105]

Die Aktionsfolge wird mittels diverser Optimierungsalgorithmen ermittelt. Die Optimierung im nächsten Zeitschritt wird mit dem dann vorliegenden Prozesszustand durchgeführt. Diese Signlrückkopplung schließt den Regelkreis. [105]

Der MPR-Ansatz ist aus der Prozessindustrie heraus entstanden, findet aber seine wissenschaftliche Anwendung beispielsweise in der Ermittlung von energieoptimalen Betriebsstrategien mobiler Arbeitsmaschinen [65]. Der hohe Berechnungsaufwand zur Ermittlung einer Bauteilschädigung sowie die Abhängigkeit einer Komponentenschädigung von einer zeitlichen Abfolge von Belastungen und nicht lediglich einer temporären Belastung führen dazu, dass der MPR-Ansatz für eine schädigungsreduzierende Betriebsstrategie nur schwer umsetzbar ist. Der zugrunde gelegte Ansatz der modellbasierten Prädiktion von zukünftigen Systemgrößen wird dennoch aufgegriffen und mit einem CFC-Ansatz kombiniert.

Ein einfacher Aufbau eines CFC-Systems ist ein Regelkreis mit Vorsteuerung, vgl. Abbildung 6.4. Die Stellgröße setzt sich aus einem Anteil der Vorsteuerung und einem Anteil der Regelung zusammen. Der Regler G_R dient vor allem

zum Ausgleich von Störungen und Modellunbestimmtheiten, während die Vorsteuerung A das Führungsverhalten einstellt [106]. Die Rückführung H beschreibt die sensorische Umwandlung des Ausgangs des Systems. Die Störgröße d_t wirkt auf den Ausgang der Regelstrecke G_S .

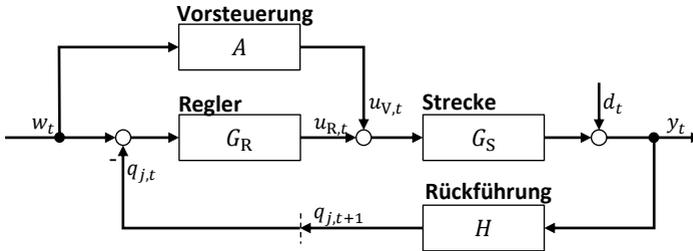


Abbildung 6.4: RAPV – Regelkreis mit Vorsteuerung nach [106]

Im vorliegenden System wirkt der MB als Regler, der eine zeit- und ortsabhängige Trajektorie einregelt. Die Trajektorie ergibt sich aus der Arbeitsaufgabe sowie dem Verhalten eines MB, welches auf den individuellen Erfahrungen mit der Arbeitsaufgabe, der Maschine und der aktuellen Umgebung basiert. Die häufige Wiederholung der Arbeitsaufgabe und der damit einhergehende Erfahrungs- und Lernprozess reduziert die Streuungen in der Trajektorienplanung. Es kann somit von einer gesteigerten Reproduzierbarkeit gesprochen werden.

Der Radlader und dessen Umgebung bilden die Strecke G_S des Regelkreises. Die Störgrößen d_t sind variierende Umgebungsgrößen (u.a. Bodenunebenheiten und inhomogene Materialeigenschaften) sowie den MB beeinflussende Größen (u.a. Wahrnehmung aufgrund sich ändernder Sichtverhältnisse). Die Rückführung H erfolgt über die Sinne des MB.

Die Vorsteuerung A dient zur Einstellung des Führungsverhaltens beim Abfahren der Solltrajektorie. Im regelungstechnisch optimalen Fall ist der Ausgang der Vorsteuerung jene Stellgröße $u_{V,t}$, die dem System das Folgen der

Solltrajektorie mit dem Ziel einer Schädigungsreduktion aufrägt. Der MB ist lediglich zum Ausgleich der Störgrößen Teil des Regelkreises. Da der MB mittels seiner Vorgaben $u_{MB,t}$ stets die Kontrolle über die Maschine und deren dynamischen Prozesse fordert, ist eine derartige Vorsteuerung im klassischen regelungstechnischen Sinn nicht zielführend. Vielmehr hat die Vorsteuerung die Aufgabe, die Bedienervorgaben so zu adaptieren, dass ein schädigungsreduzierendes Verhalten für die Komponenten resultiert und sich dennoch das gewünschte Systemverhalten beispielsweise in Form von Maschinengeschwindigkeiten und Zylinderbewegungen einstellt. Dies erfolgt durch eine Prädiktion von Bedienergrößen, vgl. Kapitel 6.2.4. Wenn dem System in unmittelbarer Zukunft ($<1,5$ s) eine dynamische Bedienereingabe bevorsteht und diese eindeutig prädiziert wird, kann durch eine Adaption der Stellgröße die Dynamik einer schädigungsbeeinflussenden Aktion reduziert werden. Zylinderbewegungen und -beschleunigungen können beispielsweise frühzeitig gezielt eingeleitet und gestoppt werden. Eine Joystick-induzierte Zylinderbewegung korrespondiert mit dem Bediener signal selbst, eine Zylinderbeschleunigung mit der Änderung des Bediener signals. Eine Reduktion des Vorsteuersignalgradienten hat eine Reduktion der Beschleunigung der bewegten Massen zur Folge. In den überwiegenden Fällen resultiert hieraus eine Reduktion der auf die Komponenten wirkenden Belastungen.

Das Hubventilvorsteuersignal des MB wird kumulativ mit der Prädiktion des selbigen Signals überlagert. Hierzu wird das zum Zeitpunkt t für den Zeitpunkt $t + t_{Präd}$ prädizierte Bediener signal $\tilde{u}_{MB,t+t_{Präd}}$ mit der zum aktuellen Zeitpunkt t vorliegenden Bedienervorgabe $u_{MB,t}$ differentiell verglichen, Gleichung (6.6).

$$\tilde{e}_{MB,t} = \tilde{u}_{MB,t+t_{Präd}} - u_{MB,t} \quad (6.6)$$

Die Differenz der beiden Signale $\tilde{e}_{MB,t}$ ist eine Information über potentielle zukünftige Änderungen der Bediener eingabe. Vor der Kumulation mit der momentanen Eingabe des MB wird das Prädiktionssignal in Form eines P-Reglers durch die Multiplikation mit einem Verstärkungsfaktor $K < 1$ in seiner Stärke reduziert, Gleichung (6.7). Eine Reduktion der Gradienten des Bediener signals ist die Folge.

$$\begin{aligned}
 u_{\text{Hub-Ctrl},t} &= u_{R,t} + u_{\text{MB},t} = K_P \cdot \tilde{e}_{\text{MB},t} + u_{\text{MB},t} \\
 &= K_P \cdot (\tilde{u}_{\text{MB},t+t_{\text{Präd}}} - u_{\text{MB},t}) + u_{\text{MB},t}
 \end{aligned}
 \tag{6.7}$$

Abbildung 6.5 zeigt die grundsätzliche Struktur des für die Schwinde umgesetzten RAPV-Ansatzes.

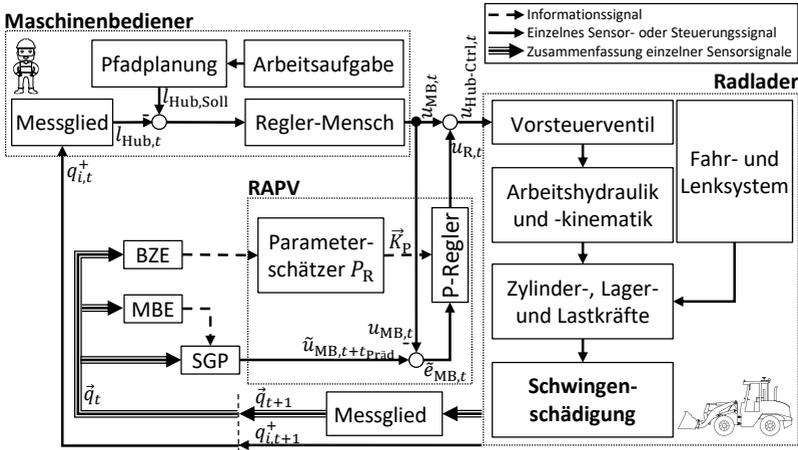


Abbildung 6.5: RAPV – Architektur zur Schwingenschädigungsreduktion

Sofern keine zukünftige Änderung der Bedieneringabe zu erwarten ist, haben die Prädiktion und die Bedieneringabe den gleichen Wert. Der Ausgang des Vorsteuerungsmoduls ist in diesem Fall null und hat keine Auswirkungen auf das System, vgl. Abbildung 6.6 links.

Bei großen Abweichungen in den Vorgaben des MB und des Prädiktionsmoduls wird die Ausgabe der Vorsteuerung betragsmäßig reduziert. Bei entgegengesetzten Vorzeichen, beispielsweise auftretend bei der Initiierung eines Hubprozesses des MB bei gleichzeitiger Prädiktion eines Senkprozesses, wird die Ausgabe der Vorsteuerung sogar deaktiviert, vgl. Abbildung 6.6 rechts. Während eines solchen Zustands ist die Wahrscheinlichkeit einer vom MB

nicht tolerierten Systemreaktion sehr hoch. Mögliche Ursachen für das Eintreten eines solchen Zustands können eine fehlerhafte Prädiktion des Bediener-signals oder im Vorzeichen hochfrequente alternierende Vorgabesignale zum Erreichen gesonderter Maschinenzustände sein. Zu diesen Zuständen gehören beispielsweise Schüttelprozesse, bei denen je nach Frequenz der Bediener-vorgaben und dem jeweiligen Prädiktionshorizont entgegengesetzte Signalen auftreten können. Diese Schüttelprozesse werden bewusst und aktiv vom MB für Materiallöseprozesse eingeleitet und sind prozessrelevant. Für eine hohe Prozessproduktivität sollten sie daher nicht eliminiert werden.

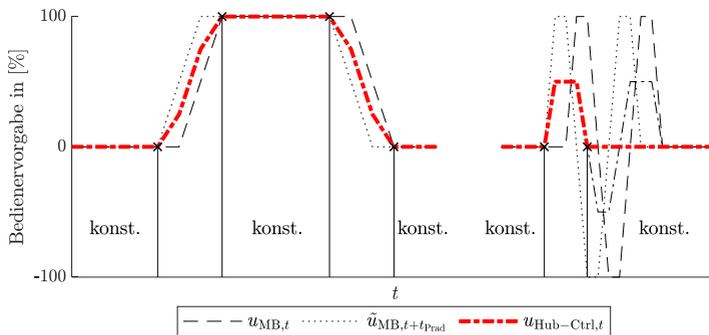


Abbildung 6.6: RAPV – Differentieller Vergleich der Prädiktion

Zur Kompensation von möglichen Prädiktionsfehlern wird ein Ersatzprädiktor eingeführt. Dieser wird aus der Kumulation der Prädiktionsmodulausgänge mit zeitlich äquidistanten Prädiktionshorizonten ($\vec{t}_{\text{Präd}}=(0,5 \text{ s}; 1,0 \text{ s}; 1,5 \text{ s})$) und horizontspezifischen Verstärkungsfaktoren $K_{P,i}$ berechnet, vgl. Abbildung 6.7. Für die $K_{P,i}$ gilt $K_{P,1} > K_{P,2} > K_{P,3}$, sodass auf unmittelbar bevorstehende Ereignisse die Steuerung stärker reagiert als auf Ereignisse, die in weiterer Zukunft liegen. Weiter in der Zukunft liegende Ereignisse werden nur bei einer signifikanten Differenz berücksichtigt. Die Parameterwerte können dem Anhang, vgl. Tabelle A.3, entnommen werden.

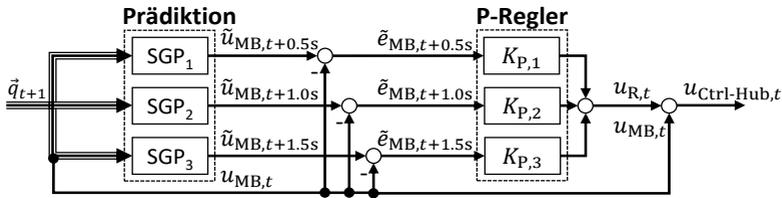


Abbildung 6.7: RAPV – Kumulation verschiedener Prädiktionshorizonte

Die Steuerung ist lediglich für die Hub- und Senkvorgänge des BZ des Ablagens (AL) sinnvoll. Zu den Zeitpunkten der anderen Zustände wird der Regler deaktiviert, Gleichung (6.8).

$$\vec{K}_P = \begin{cases} (K_{P,1}; K_{P,2}; K_{P,3}), K_{P,1} > K_{P,2} > K_{P,3} & \text{für BZ} = \text{AL} \\ (0; 0; 0) & \text{für BZ} \in \{\text{BL}; \text{TF}; \text{LF}\} \end{cases} \quad (6.8)$$

Daher ist eine Kenntnis über den aktuellen BZ über eine BZE notwendig. Die zukünftigen Bediener signale müssen dem Steuerungsansatz durch bedienerindividuelle Prädiktionsmodule (SGP) zur Verfügung stehen. Eine Identifikation des Maschinenbedieners (MBE) muss daher der Prädiktion vorausgehen.

Generell ist ebenfalls ein Eingriff in die Kippsektion der Arbeitsfunktion möglich. Belastungsintensive und mit einer Ansteuerung verbundene Zustände sind der Grabprozess und der Auskippvorgang mit anschließender Schüttelbewegung. Beides sind notwendige Teilprozesse, welche die Qualität und Produktivität maßgeblich beeinflussen. Für die entsprechende Stellgröße $p_{\text{Kipp,Ctrl}}$ wird ein Eingriff daher nicht weiterverfolgt, sodass diese ausschließlich vom MB beeinflusst wird.

6.1.3 Selbstlernender Steuerungsansatz (SLSA)

Zur Reduktion der Achslasten in AS 3 wird das Hubgerüst einschließlich seiner Massenpunkte während der Fahrprozesse so zur Bewegung angeregt, dass die Einleitung der Kräfte der Hydraulikzylinder und Lagerpunkte in den Vorderwagen der Maschine zu einer Reduktion der Achsschwingungen führt. Die

Bewegung des Hubgerüsts wird über das Steuersignal $u_{\text{Hub-Ctrl},t}$ zur Einstellung des Hubventilvorsteuerdrucks $p_{\text{Hub-Ctrl},t}$ initiiert.

Das Steuerungsmodul wird in diesem Fall durch einen Reinforcement-Learning (RL) Ansatz analog zu [9] umgesetzt. RL ist eine maschinelle, selbstregulierende Lernmethode, die durch Interaktion mit der Umgebung eigenständig und ohne Kontrolle von außen lernt. Mittels „Versuch und Irrtum“ (engl. Trial and Error) erlernt das Regelsystem für eine gegebene Aufgabe ein optimales Verhalten. Ansatzkennzeichnend sind die zwei Hauptelemente Umgebung und Agent. Die Aufgabe des lernenden und entscheidenden Agenten ist es, mit der Umgebung eigenständig zu interagieren. Bei dem Lernprozess werden dafür immer wieder Trainingsläufe nach einem ähnlichen Trainingsszenario durchgeführt. Bei jedem Durchlauf kann der Agent verschiedene Handlungsstrategien testen. Die Umgebung wirkt über die Belohnung r_t bezüglich seiner Aktionen a_t auf den Agenten ein. Abbildung 6.8 zeigt die Interaktion zwischen dem Agenten und der Umgebung, die das RL-Grundprinzip darstellt.

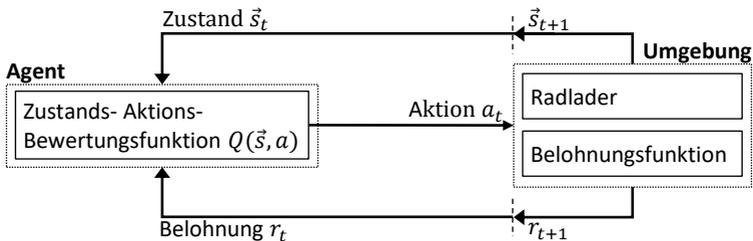


Abbildung 6.8: SLSA – RL-Lernprozess

Ein RL-System stellt einen Markov-Entscheidungsprozess dar. Für jeden Zeitschritt t befindet sich das System einschließlich des Agenten in einem Zustand \vec{s}_t aus einer endlichen Menge von möglichen Zuständen $\mathcal{S}(\vec{s}_t \in \mathcal{S})$. Diese werden durch definierte Eingangsgrößen beschrieben und zugeordnet. Entsprechend dem aktuellen Zustand \vec{s}_t wählt der Agent eine Aktion a_t aus dem endlich diskretisierten Aktionsraum $\mathcal{A}(a_t \in \mathcal{A})$ unter Berücksichtigung einer

Zustands-Aktions-Bewertungsfunktion $Q(\vec{s}, a)$ aus. Für die Aktion a_t erhält der Agent zum nächsten Zeitschritt $t+1$ eine Belohnung r_{t+1} von der Umgebung. Zum Zeitpunkt $t+1$ hat das System als Folge der gewählten Aktion a_t den Zustand \vec{s}_{t+1} . [107]

Die Umgebung setzt sich aus dem System Radlader, seiner Umwelt und der Belohnungsfunktion zusammen. Der Aktionsraum $A(\vec{s}_t)$ zur Ansteuerung der Hubventilsektion wird über das zugehörige diskretisierte Steuersignal $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl},t}$ aufgespannt.

Der Zustand \vec{s}_t wird durch die drei Variablen Ansteuersignal der Hubventilsektion $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl},t}$, um ihren Mittelwert befreite Hubzylinderkraft $F_{\text{Hub},t}^*$ und Hubzylinderausfahrhub $l_{\text{Hub},t}$ bestimmt, Gleichung (6.9).

$$\vec{s}_t = (s_{1,t}; s_{2,t}; s_{3,t}) = (\Delta p_{\text{Hub-Ctrl},t}; F_{\text{Hub},t}^*; l_{\text{Hub},t}) \quad (6.9)$$

Für die Berechnung von $F_{\text{Hub},t}^*$ wird $F_{\text{Hub},t}$ durch ein Hochpassfilter erster Ordnung gefiltert. Während der Fahrprozesse führt ein Kontakt der Schaufel mit dem Boden oder ein zu hohes Anheben der Schaufel zu Störungen im Betrieb des Radladers. Eine zu starke Positionsänderung von der Sollposition muss daher verhindert werden. Diese Information steht dem Steuerungssystem über den gemessenen Zylinderausfahrhub $l_{\text{Hub},t}$ zur Verfügung.

Ziel des Trainingsprozesses ist es, dem Agenten zu vermitteln, wie seine Aktion auf die Belastung und Schädigung der Maschinenkomponenten wirkt. Der Agent ist bestrebt, die Summe aller erhaltenen Belohnungen zu maximieren und die Summe aller Bestrafungen (negative Belohnungen) zu minimieren. Die Belohnung gibt an, wie positiv oder negativ die Umgebung die gewählte Aktion des Agenten bewertet. So führt das Feedback der Umgebung den Agenten zu Aktionen, die als positiv bewertet werden.

Die Bewertung erfolgt durch die Ergebnisse der Achsschadensakkumulation über einen Trainingszyklus. Die Ergebnisse werden mit denen eines ungedämpften Systems verglichen. Dabei werden vier verschiedene Fälle unterschieden. Der Agent erhält die maximale Bestrafung, wenn ein Abbruchkriterium verletzt wird. Das Abbruchkriterium ist dann erreicht, wenn der Agent

einen geforderten Bereich der Schaufelposition relativ zum Boden verlässt. Die zweithöchste Strafe wird bei einer Erhöhung der Vorder- und Hinterachsschädigung vergeben. Verringert der Agent lediglich auf einer Achse seine Schädigung erhält er eine geringere Strafe. Eine positive Belohnung erhält der Agent, wenn die Schadenswerte beider Achsen verbessert werden. Zusätzlich zu den großen Belohnungen wurde eine kleine positive Belohnung für jede Aktionswahl eingeführt, die nicht gegen das Abbruchkriterium verstößt. Die Belohnungen werden in der Zustands-Aktions-Bewertungsfunktion $Q(\vec{s}, a)$ gespeichert.

Der Agent wird durch einen Q-Learning-Algorithmus [107] trainiert. Es handelt sich dabei um einen modellfreien Off-Policy-Algorithmus, der auf dem Temporal-Difference-Learning basiert. Der Agent beobachtet dabei den Zustand \vec{s}_t und wählt damit seine nächste Aktion a_t aus, die nach der Zustands-Aktions-Bewertungsfunktion $Q(\vec{s}_t, a_t)$ die profitabelste ist. Die erhaltene Belohnung r_t und der folgende Zustand \vec{s}_t werden zur Aktualisierung der Zustands-Aktions-Bewertungsfunktion $Q(\vec{s}, a)$ verwendet.

Zu Beginn des Trainings weiß der Steuerungsagent nicht, welche Aktion zu einer großen Belohnung führt. Der Agent muss daher während der Lernphase für alle auftretenden Zustände nahezu alle Aktionen durchführen. Für den Lernprozess wird die Decreasing- ε -Strategie umgesetzt. Der Wert ε bestimmt, ob der Agent eine erkundende Aktion durch die Wahl einer zufälligen Aktion oder einer profitablen Aktion, die er bereits kennt, auswählt. Bei $\varepsilon = 0$ ist der Agent gierig und führt ausschließlich profitable Aktionen ($\arg \max_a Q(\vec{s}_t, a)$) durch. Für $\varepsilon = 1$ wird immer eine zufällige Aktion $a_t \in \mathbf{A}$ durchgeführt und der Agent erkundet so die Umgebung. Als Startwert wird $\varepsilon = 0,9$ gesetzt. Mittels der Decreasing- ε -Strategie sinkt das Lernverhalten mit zunehmender Anzahl an Trainingsläufen und konvergiert gegen 0. Zu diesem Zeitpunkt nutzt der Agent nur noch sein Wissen und kann die Summe der Belohnungen maximieren. [107; 108]

Nach erfolgreichem Training stellt die Steuerung nach der Aktionswertfunktion einen heuristischen Ansatz dar. Mit der Zustands-Aktions-Bewertungsfunktion

$Q(\vec{s}_t, a)$ erfolgt die Auswahl der optimalen Aktion a_t für den Zustand \vec{s}_t , Gleichung (6.10).

$$u_{R,t} \hat{=} a_t = \arg \max_a Q(\vec{s}_t, a) \tag{6.10}$$

Dieser Ausgang $u_{R,t}$ wird mit den aktuellen Bedieneingaben $u_{MB,t}$ zur Ansteuerung der Hubsektion akkumuliert, Gleichung (6.11).

$$u_{\text{Hub-Ctrl},t} = u_{MB,t} + \arg \max_a Q(\vec{s}_t, a) \tag{6.11}$$

Die grundlegende Struktur des Ansatzes kann Abbildung 6.9 entnommen werden.

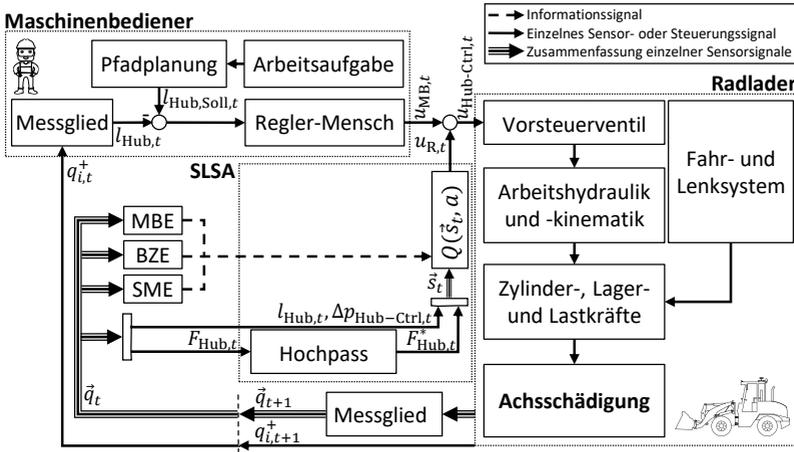


Abbildung 6.9: SLSA – Architektur zur Maschinenachsschädigungsreduktion

Die Intensität der Achslastschwingungen während der Fahrprozesse ist mit voller Schaufel signifikant höher als mit einer leeren Schaufel. Daher wird die Steuerung lediglich im Zustand mit gefüllter Schaufel (BZ TF) aktiviert, Gleichung (6.12).

$$u_{R,t} = \begin{cases} \arg \max_a Q(\vec{s}_t, a) & \text{für BZ} = \text{TF} \\ 0 & \text{für BZ} \in \{\text{BL}; \text{AL}; \text{LF}\} \end{cases} \quad (6.12)$$

Um die Steuerung in Abhängigkeit des aktuellen BZ, des aktuellen MB und der aufgenommenen Schüttgutmasse zu aktivieren, müssen diese Größen dem Steuerungsmodul durch die Identifikationsmodule (BZE, MBE und SME) bekannt sein.

Das SLSA ist in der Lage, auch während der Anwendung ständig weiter zu lernen. Der Umgebung muss es hierfür über das Trainingsszenario hinaus möglich sein, einzelne Aktionen und aufeinanderfolgende Aktionen hinsichtlich ihrer Güte zu bewerten. Dieser kontinuierliche Lernprozess wird in der vorliegenden Arbeit nicht weiterverfolgt.

6.1.4 Kombinerter Ansatz

Lineare Regelungssysteme weisen den Vorteil einer hohen Stabilität auf. Selbstlernende Ansätze haben aufgrund ihrer Lernfähigkeit den Vorteil, sich auf ändernde Systemeigenschaften einstellen zu können. Für die Kombination beider Vorteile wird der ALRA mit dem SLSA kombiniert. Betrachtet wird erneut das AS 3.

Der ALRA setzt sich aus einem kraftreduzierenden P-Regler und einem hubpositionsregelnden Proportional-Integral(PI)-Regler zusammen. Einganggröße des kraftreduzierenden P-Reglers ist die Vorderachskraft F_{VA} , berechnet aus der Summe der Einzelradkräfte $F_{Rad,VA,i}$ mit $i \in \{\text{links}; \text{rechts}\}$. Die durch einen Hochpassfilter um den Mittelwert bereinigte Vorderachskraft F_{VA}^* dient als Regelabweichung. Um die vom MB vorgegebene Ausfahrlänge des Hubzylinders beizubehalten, wird das aktuelle Hubniveau des Hubzylinders $l_{Hub,t}$ mit dem Wert zum Zeitpunkt der Aktivierung der Steuerung verglichen ($\Delta l_{Hub,t} = l_{Hub,Soll} - l_{Hub,t}$). Die Proportional- und Integralterme des PI-Reglers dienen dazu, die Kolbenposition entsprechend des Sollwertes zu halten. Der Ausgang des ALRA-Reglers $u_{R,PPi,t}$ ist die Summe der Proportional- ($K_{P,1}, K_{P,2}$) und Integralanteile ($K_{P,3}$) der beiden Regler, Gleichung (6.13).

$$u_{R,PPI,t} = K_{P,1} \cdot F_{VA,t}^* + K_{P,2} \cdot \Delta l_{Hub,t} + K_{P,3} \int_0^t \Delta l_{Hub,t} d\tau \quad (6.13)$$

Die Parameter $K_{P,1}$, $K_{P,2}$ und $K_{P,3}$ wurden durch eine vollfaktorielle Parametrierung beim mehrmaligen Durchlaufen des Trainingsszenarios bestimmt, vgl. Tabelle A.3 im Anhang.

Der SLSA-Ansatz wird als paralleler Regler zur ALRA-Architektur implementiert, Gleichung (6.14).

$$u_{R,t} = u_{R,PPI,t} + u_{R,RL,t} = u_{R,PPI,t} + \arg \max_a Q(\vec{s}_t, a) \quad (6.14)$$

Der SLSA-Anteil des Gesamtansatzes kann durch kleine Signalimpulse etwaige Systemnichtlinearitäten berücksichtigen. Das Training der Aktionswertfunktion $Q(\vec{s}, a)$ erfolgt im kombinierten Gesamtansatz analog zu Kapitel 6.1.3 nach erfolgter Parameterermittlung der Faktoren $K_{P,1}$, $K_{P,2}$ und $K_{P,3}$.

Dieser Ausgang $u_{R,t}$ wird mit den aktuellen Bedieneingaben $u_{MB,t}$ zur Ansteuerung der Hubsektion akkumuliert, Gleichung (6.15).

$$u_{Hub-Ctrl,t} = u_{MB,t} + u_{R,PPI,t} + \arg \max_a Q(\vec{s}_t, a) \quad (6.15)$$

Da die Intensität der Achslastschwingungen während der Fahrprozesse mit voller Schaufel signifikant höher als mit einer leeren Schaufel ist, wird die Steuerung lediglich im Zustand mit gefüllter Schaufel (BZ VF) aktiviert, Gleichung (6.16).

$$u_{R,t} = \begin{cases} u_{R,PPI,t} + u_{R,RL,t} & \text{für BZ = TF} \\ 0 & \text{für BZ} \in \{\text{BL}; \text{AL}; \text{LF}\} \end{cases} \quad (6.16)$$

Um die Steuerung in Abhängigkeit des aktuellen BZ, des aktuellen MB, der Eigenfrequenz des Hubzylindersystems und der aufgenommenen Schüttgutmasse zu aktivieren, müssen diese Größen dem Steuerungsmodul durch die Identifikationsmodule (BZE, MBE, SZE und SME) bekannt sein.

Der erweiterte Steuerungsentwurf kann Abbildung 6.10 entnommen werden.

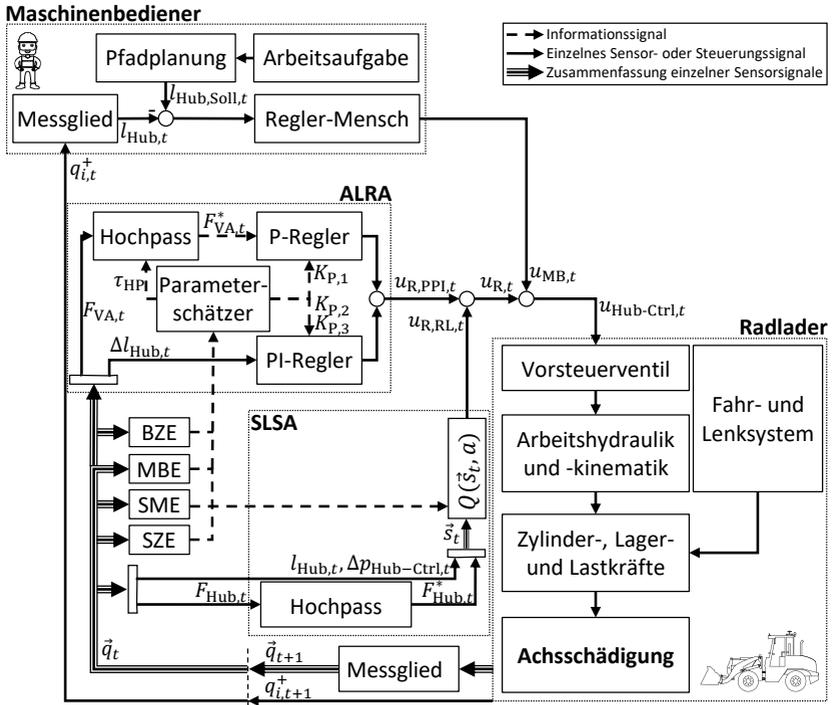


Abbildung 6.10: SLSA-ALRA – Architektur zur Maschinenachsschädigungsreduktion

6.2 Identifikationsmodule

Jedem der Steuerungsmodulen aus Kapitel 6.1 müssen unterschiedliche Informationen über den aktuellen Betriebszustand der Maschine (BZ), den Maschinenbediener (MB), die momentane Schüttgutmasse (SM), den aktuellen Schwingungszustand (SZ) und zukünftige Systemgrößen (SG) vorliegen. Die Wahl der zu erkennenden oder zu präzisierenden Größe wird durch das ausgewählte Steuerungsmodul bestimmt.

Tabelle 6.1 zeigt die hierfür notwendigen Identifikationsmodule.

Tabelle 6.1: Identifikationsmodule

Steuerungsmodul	BZE	MBE	SGP	SME	SZE
ALRA	x	x		x	x
RAPV	x	x	x		
SLSA	x	x		x	
Kombinierter Ansatz	x	x		x	x

Kapitel 6.2.1 liefert die notwendigen Grundlagen für eine Entwicklung dieser Identifikationsmodule. Im Anschluss werden in den Kapiteln 6.2.2 bis 6.2.6 die einzelnen Erkennungs- und Prädiktionsmodule vorgestellt.

6.2.1 Grundlagen der Identifikation

Die nachfolgenden Zustandserkennungen nutzen mitunter unterschiedliche Verfahren aus dem Fachbereich des Machine Learnings (ML). ML-Verfahren haben die Aufgabe, Muster in Datensätzen zu erkennen. Gegenüber funktionsbasierten Ansätzen haben diese den Vorteil, dass die mathematischen Zusammenhänge der Muster dem Ersteller nicht bekannt sein müssen.

Für die nachfolgende Beschreibung der einzelnen Verfahren werden die wesentlichen Begriffe nach Tabelle 6.2 eingeführt.

Tabelle 6.2: Begriffsdefinition zur Beschreibung der Identifikationsmodule

Begriff	Definition
Beobachtung	Eine Beobachtung entspricht den Messwerten zu einem Zeitpunkt.
Prädiktor	Ein Prädiktor ist eine Eingangsvariable eines Modells zur Vorhersage eines Attributs.
Attribut	Ein Attribut ist die mittels eines Modells zu erkennende oder zu präzisierende Größe.
Modell	Das Modell liefert auf Basis des Lernprozesses das zu den Prädiktoren zugehörige Attribut.

Begriff	Definition
Algorithmus	Der Algorithmus beschreibt die Prozedur für den Lernprozess eines Modells.
Hyperparameter	Hyperparameter sind eigenschaftsbestimmende Parameter des Algorithmus und des Modells.

Die Entwicklung eines Identifikationsmoduls erfolgt in drei Teilschritten:

- Algorithmenauswahl für das Identifikationsmodul
- Auswahl und Aufbereitung der Prädiktoren
- Bewertung des Identifikationsmoduls

6.2.1.1 Algorithmenauswahl für das Identifikationsmodul

Abhängig von dem Einsatzfall und dem Attribut werden unterschiedliche Anforderungen an das Training eines ML-basierten Identifikationsmoduls gestellt. Die in dieser Arbeit wesentlichen Aspekte sind:

- **Aufgabentyp**
Bei den ML-Modellen wird zwischen Klassifikations- (KA) und Regressionsaufgaben (RA) unterschieden. Bei einer KA werden Datenpunkte kategorischen Attributwerten, den sogenannten Klassen, zugeordnet. Bei einer RA erfolgt eine Ausgabe in Form eines numerischen Attributwertes.
- **Datengrundlage**
Durch den häufigen Wechsel der MBs liegt für einzelne MBs nur eine begrenzte Anzahl an Messdatenpunkten vor. Wechselnde Arbeitsszenarien und eine Steigerung der Bedienerqualifikation während der Maschinenbedienung können dazu führen, dass weit in der Vergangenheit zurückliegende Messdaten aufgrund einer Anpassung des Bedienverhaltens nur bedingt für das Training eines Modells geeignet sind. Algorithmen für bedienerindividuelle Identifikationsmodule müssen daher mit einer geringen Anzahl an Datenpunkten ein gutes Konvergenzverhalten aufweisen.
- **Trainingsaufwand**
Zur Reduktion der Entwicklungs- und Parametrierungszeit werden kurze Trainingszeiten der Algorithmen angestrebt. Dies ermöglicht eine um-

fangreiche Anpassung und Optimierung von Algorithmen-Hyperparametern auf den Anwendungsfall. Die Trainingszeit kann auch über eine mögliche Parallelisierung der für das Training erforderlichen Rechenoperationen reduziert werden.

- **Berechnungsaufwand**
Ein Identifikationsmodul muss zur Erfüllung geringer Latenzzeiten auf gängigen Maschinensteuerungssystemen lauffähig sein. Die Anzahl der Rechenoperationen soll aus diesem Grund geringgehalten werden.
- **Speicherbedarf des Modells**
Da das Modell im Speicher einer Maschinensteuerung gespeichert werden muss, ist der Speicherbedarf des trainierten Modells möglichst gering zu halten.

In dieser Arbeit werden unter Berücksichtigung dieser Aspekte folgende ML-Verfahren untersucht.

Künstliche neuronale Netze (KNN)

Ein künstliches neuronales Netz (KNN) ist aus n Neuronen aufgebaut, die untereinander Informationen austauschen.

Das einzelne Neuron ist dabei die kleinste Informationsverarbeitungseinheit eines KNN. Die Anordnung der Neuronen erfolgt in Schichten. Die erste Schicht wird als Eingabeschicht, die letzte Schicht als Ausgabeschicht bezeichnet. Die Schichten zwischen der Eingabeschicht und der Ausgabeschicht sind verborgene Schichten. [109]

Die Eingangssignale (Prädiktoren) des KNNs entsprechen den Eingangssignalen der Neuronen der Eingabeschicht. Die Neuronen der letzten Schicht (Ausgabeschicht) stellen die Ausgangssignale (Attribute) des KNNs. Ein Neuron i überträgt Informationen y_i zu anderen Neuronen des KNNs, Gleichung (6.17). [109]

$$y_i = f \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot u_j + b \right) \quad (6.17)$$

w_{ij} sind die Gewichtungsfaktoren der Eingangssignale u_j für das Neuron i . b ist ein Schwellwert, der zur Rauschminderung dient. Die Gewichtungsfaktoren werden beim Trainieren des KNNs ermittelt und können sowohl positive, als auch negative Werte annehmen. Die Funktion f wird als Aktivierungsfunktion bezeichnet und ist abhängig vom Typ des gewählten KNNs. [109]

In der Trainingsphase werden anhand vorgegebener Lerndaten die Gewichtungsfaktoren zwischen den einzelnen Neuronen modifiziert, sodass die Kostenfunktion E minimiert wird. Mathematisch vereinfacht kann die Veränderung einer Kostenfunktion durch deren partielle Ableitung nach dem Gewichtungsparameter bestimmt werden, Gleichung (6.18). [109]

$$-\frac{\delta E}{\delta w_{i,j}} = \frac{1}{\eta} (w_{ij,t} - w_{ij,t-1}) \quad (6.18)$$

Die Anpassung der Gewichtungsfaktoren hängt von dem Wert des jeweiligen Gewichts aus der vorhergehenden Iteration $t-1$, der partiellen Ableitung $\frac{\delta E}{\delta w_{ij}}$ und der Lernrate η ab.

Grundsätzlich existieren zahlreiche weitere Parameter, die die Arbeitsweise eines KNNs beeinflussen können, z.B. die Anzahl der verborgenen Schichten (N_{VS}) und die Anzahl der Neuronen pro Schicht (\vec{N}_{NS}). [110]

Aufgrund der Vielzahl an Beziehungen zwischen den einzelnen Neuronen eignen sich KNNs bevorzugt für nichtlineare Zusammenhänge oder Interaktionseffekte einzelner Prädiktoren bei einer hohen Anzahl an Eingangsdaten. Damit ein allgemeingültiges Ergebnis berechnet werden kann, bedarf es für KNNs vieler Trainingsdaten. Aufgrund der Blackbox-Struktur ist eine Nachverfolgung über den Ausgang des KNNs nicht möglich. [109]

Für diese Arbeit werden ausschließlich MLP-KNNs (engl. Multilayer Perceptron Networks) verwendet. Künstliche neuronale Netze (KNNs) können für KAs und RAs genutzt werden.

Entscheidungsbäume und deren Ensembles (T und BT)

Der Durchlauf eines Entscheidungsbaums erfolgt gerichtet von einer Wurzel, über innere Knoten und Kanten zu einem äußeren Knoten, dem sogenannten Blatt. An jedem inneren Knoten erfolgt ein Test auf ein inneres Attribut. Die Kanten sind das Ergebnis des Tests des Vaterknotens. Die Blätter stellen die kategorischen oder numerischen äußeren Attributwerte. Ziel dieser Zerlegung ist die Reduktion der Streuung der Ausgabewerte im nachfolgenden Knoten. Dies geschieht solange, bis eine weitere Optimierung ausbleibt oder eine minimale Anzahl an Datenpunkten pro Knoten N_{DK} bzw. N'_{DK} erreicht ist. Über N_{DK} bzw. N'_{DK} kann die Verallgemeinerung des Algorithmus eingestellt werden. Die resultierende Tiefe ist die wesentliche Eigenschaft eines Entscheidungsbaumes. Je tiefer ein Baum ist, desto komplexer kann die zugrundeliegende Datenstruktur des Baumes sein. [111]

Einzelne Entscheidungsbäume neigen dazu, sich zu sehr anzupassen und sind damit in ihrer Aussagekraft begrenzt. Eine Weiterentwicklung ist die Kombination von verschiedenen Bäumen, wobei jede Baumstruktur eine unterschiedliche Topologie aufweisen kann. Durch die Kopplung der Entscheidungsbäume (engl. Bagged-Trees (BT)) können die Ergebnisse der einzelnen Bäume kombiniert werden, was die Auswirkungen einer Überanpassung reduziert und eine Generalisierung verbessert. Ein zusätzlicher Parameter dieser zusammengesetzten Modelle ist demnach die Anzahl der gekoppelten Bäume N_{BT} . [111; 112]

Die Kopplung der Entscheidungsbäume ermöglicht zusätzlich eine Parallelisierung der Rechenvorgänge während des Trainingsprozesses. [112]. Dies führt bei einer hohen Anzahl an verfügbaren Rechenknoten zu einer Reduktion der Trainingszeit. Geringe Datenmengen und das Einbeziehen von Prädiktoren ohne Informationsgewinn stellen für den Algorithmus kein Problem dar. Die Prädiktionsgüte bleibt annähernd gleich, da der Algorithmus sich auf die wesentlichen Prädiktoren fokussiert. [110; 111]

Entscheidungsbäume (T) und deren Ensembles (BT) können für KAs und RAs genutzt werden.

Hidden-Markov-Modelle (HMM)

Die Grundidee eines Hidden-Markov-Modells (HMM) ist es, die zu untersuchenden Sachverhalte als eine zeitliche Abfolge von sogenannten verborgenen (in engl. hidden) Zuständen zu verstehen. Verborgene bedeutet, dass nur die Ausgänge des Systems und nicht der Zustand selbst direkt erkennbar sind. Aus den Ausgängen können wiederum für einzelne Zustände des Systems gewisse Eintrittswahrscheinlichkeiten ermittelt werden. Das System kann sich jeweils nur in einem der möglichen definierten Zustände befinden. Ein HMM kann als 5-Tupel beschrieben werden. [111; 113]

$$\lambda = (\vec{X}, \vec{Y}, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \vec{\pi}) \quad (6.19)$$

Der Vektor \vec{X} beschreibt die Menge aller verborgenen Zustände x_i , der Vektor \vec{Y} die Menge der möglichen Beobachtungen y_j . Die Beobachtungen werden durch die Kombination diskretisierter Messgrößen z_i definiert. Die Übergangsmatrix \mathbf{A} beinhaltet die Übergangswahrscheinlichkeiten a_{ij} für den Übergang vom Zustand x_i zum Zustand x_j . Die Emissionsmatrix \mathbf{B} umfasst die Beobachtungswahrscheinlichkeit b_{ij} der Beobachtung y_j , die aus dem Zustand x_i möglich sind. Sowohl die Summe der Übergangswahrscheinlichkeiten in \mathbf{A} als auch die Summe der Beobachtungswahrscheinlichkeiten in \mathbf{B} summieren sich für jeden Zustand x_i zu 1 ($\sum_j a_{ij} = 1$, $\sum_j b_{ij} = 1$). Im Vektor $\vec{\pi}$ sind die Wahrscheinlichkeiten definiert, in welchem Zustand sich das System am Anfang befindet. [111; 113]

HMMs zeichnen sich durch effiziente Lernalgorithmen, einfach handzuhabende mathematische Grundlagen und einen überschaubaren Trainingsaufwand aus. Dabei kann der Algorithmus lediglich klassifizierende Aufgaben übernehmen. Die eindeutige Abhängigkeit des Folgezustands vom aktuellen Zustand ist nicht immer gegeben. [113]

Hidden-Markov-Modelle (HMMs) können lediglich für KAs genutzt werden.

Tabelle 6.3 fasst die Eigenschaften der einzelnen ML-Verfahren bezüglich der Anforderungen zusammen. Die Bewertung erfolgt auf Basis der Literatur [109; 111; 114] und den eigenen Erfahrungen.

Tabelle 6.3: Eigenschaften einzelner ML-Verfahren

	KNN	BT	HMM
Aufgabentyp	RA KA	RA KA	KA
Notwendige Datengrundlage	Hoch	Niedrig	Niedrig
Trainingsaufwand	Hoch	Niedrig	Mittel
Berechnungsaufwand	Niedrig	Mittel	Mittel
Speicherbedarf	Niedrig	Hoch	Niedrig

6.2.1.2 Auswahl und Aufbereitung der Prädiktoren

Bei reproduzierbaren Zyklen steht ein Großteil der Systemgrößen in zeitlich wiederkehrenden Zusammenhängen. Dabei auftretende charakteristische und periodische Abläufe sollen durch den Algorithmus identifiziert werden. Zur Erkennung periodisch auftretender Größen ist es sinnvoll, zyklische Prädiktoren zu verwenden, die eine identische oder eine ganzzahlige vielfache zyklische Frequenz des zu prädizierenden Signals aufweisen.

Als Referenzfrequenz f_{Ref} wird der Kehrwert der Zyklusdauer verwendet. Zur Identifikation der periodisch wiederkehrenden Muster werden mittels der Fast-Fourier-Transformation (FFT) die Signale in ihre Frequenzanteile zerlegt. Die Zyklusdauern variieren sowohl aufgrund individueller Bedienercharakteristiken als auch bei Änderungen der Arbeitsaufgabe, z.B. örtliche Lageänderung der Haufwerke. Die Referenzfrequenz f_{Ref} wird für einzelne Datensätze separat bestimmt. Für exemplarische Messfahrten der MB 1, MB 2 und MB 3 werden in [115] ganzzahlige Vielfache für die in Tabelle 6.4 aufgeführten Messgrößen ermittelt.

Es ist erkennbar, dass einzelne Größen, wie zum Beispiel $p_{\text{AH,Kipp,St}}$, nicht für alle Messfahrten ein ganzzahliges Vielfaches der Referenzfrequenz f_{Ref} zeigen. Weiter unterscheiden sich in ausgewählten Signalen die Vielfachen der Signalfrequenzen relativ zur Referenzfrequenz f_{Ref} , wie beispielsweise bei $p_{\text{Hub-Ctrl,Ko}}$. Generell ist die Tendenz erkennbar, dass MBs mit höherer Bedienqualifikation eine höhere Frequenz und damit eine höhere Dynamik im Ansteuer- und Systemverhalten zeigen.

Tabelle 6.4: Frequenzanalyse der Messgrößen zur Prädiktoridentifikation nach [115]

Qualifikation	MB1	MB2	MB3	Qualifikation	MB1	MB2	MB3
	1	2	1		1	2	1
f_{Ref} in Hz	0,018	0,018	0,021	f_{Ref} in Hz	0,018	0,018	0,021
Sensorsignal	Vielfache von f_{Ref}			Sensorsignal	Vielfache von f_{Ref}		
l_{Hub}	1	1	1	$p_{\text{Hub-Ctrl,Ko}}$	0	0	1
l_{Kipp}	1	1	1	$p_{\text{Hub-Ctrl,St}}$	1	1	1
$p_{\text{AH,Hub,Ko}}$	1	1	1	$p_{\text{Kipp-Ctrl,Ko}}$	1	4	2
$p_{\text{AH,Hub,St}}$	0	0	2	$p_{\text{Kipp-Ctrl,St}}$	1	1	1
$p_{\text{AH,Kipp,Ko}}$	1	1	1	l_{Lenk}	1	4	3
$p_{\text{AH,Kipp,St}}$	1	0	1				

Die Prädiktoren sind die Eingangs- und Einflussgrößen eines ML-Modells. Eine hohe Anzahl an Prädiktoren führt zu einem vergrößerten Modell und einem zeitintensiven Lernprozess. Durch das Zusammenfassen korrespondierender Messsignale kann die Anzahl der Prädiktoren reduziert werden. So werden die Hub- und Kippzylinderdrücke unter Berücksichtigung der Zylinderflächen und des Pascalschen Gesetzes in Hub- und Kippzylinderkräfte transformiert, Gleichungen (6.1 bzw. 6.20) und (6.21).

$$F_{\text{Hub}} = 2 \cdot (A_{\text{AH,Hub,Ko}} \cdot p_{\text{AH,Hub,Ko}} - A_{\text{AH,Hub,St}} \cdot p_{\text{AH,Hub,St}}) \quad (6.20)$$

$$F_{\text{Kipp}} = A_{\text{AH,Kipp,Ko}} \cdot p_{\text{AH,Kipp,Ko}} - A_{\text{AH,Kipp,St}} \cdot p_{\text{AH,Kipp,St}} \quad (6.21)$$

Bei der Ansteuerung der Hub- und Kippzylinder kann durch die technische Ausführung des Vorsteuerventils lediglich eine Ventilsteuerseite mit Druck beaufschlagt werden. Dies ermöglicht eine Reduktion der Anzahl der Vorsteuersignale zu

$$\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}} = p_{\text{Hub-Ctrl,Ko}} - p_{\text{Hub-Ctrl,St}} \quad (6.22)$$

$$\Delta p_{\text{Kipp-Ctrl}} = p_{\text{Kipp-Ctrl,Ko}} - p_{\text{Kipp-Ctrl,St}} \quad (6.23)$$

Alternativ können alle Vorsteuersignale über deren Summe auf ein Signal reduziert werden, Gleichung (6.24).

$$\sum p_{\text{AH-Ctrl}} = p_{\text{Hub-Ctrl,Ko}} + p_{\text{Hub-Ctrl,St}} + p_{\text{Kipp-Ctrl,Ko}} + p_{\text{Kipp-Ctrl,St}} \quad (6.24)$$

Die Information über die Maschinengeschwindigkeit wird in Form des arithmetischen Mittelwerts der vier Raddrehzahlen \bar{n}_{Rad} als zusätzlicher Prädiktor eingeführt, Gleichung (6.25).

$$\bar{n}_{\text{Rad}} = \frac{1}{4} \cdot \sum_{i=1}^4 n_{\text{Rad},i} \quad (6.25)$$

Zur Identifikation periodischer Muster in einem Prädiktorsignal ist je nach Algorithmus die Berücksichtigung von Daten zu verschiedenen Zeitpunkten notwendig. Zum Zeitpunkt t_1 stehen dem Algorithmus Daten aus der Vergangenheit mit $t \leq t_1$ zur Verfügung. Der Rückschauzeitraum $t_{\text{Rück}}$ ist als Zeitfenster definiert, welches Daten für die Erstellung von Prädiktormerkmalen liefert. Die Rückschauzeitpunkte, das heißt die einzelnen Prädiktoren, werden aus den Daten des Rückschauzeitraums erstellt. Zur Reduktion der Prädiktoranzahl wird der Rückschauzeitraum in N_{Back} zeitlich äquidistante Segmente unterteilt. Die N_{Step} Einzelwerte eines Segments werden über den arithmetischen Mittelwert auf einen Prädiktor reduziert. Die optimalen Werte für N_{Back} und N_{Step} hängen stark vom Ausgangssignal des Modells ab.

Alle Prädiktoren werden zur vereinfachten Verarbeitung im Algorithmus digitalisiert, normiert oder auf definierte Wertebereiche reduziert.

6.2.1.3 Training und Bewertung der Modelle

Für das überwachte Lernen, nachfolgend ebenfalls Training genannt, stehen gelabelte Datensätze aus [116; 117] zur Verfügung. Diese Datensätze werden nach dem Prinzip der Holdout-Validierung in Trainings- und Validierungsdatsätze aufgeteilt. Dies bedeutet, dass für das Training genutzte Datensätze nicht für die Validierung verwendet werden. Die Minimierung der Summe der Fehlerquadrate zwischen Modellausgangs- und Validierungsdaten sind die Bewertungsgrundlage des Trainingsprozesses. Da ein Teil der Daten den Trainingsprozessen nicht mehr zur Verfügung steht, können wichtige Informationen für die ML-Modelle fehlen und damit die Qualität der Identifikationsmodule negativ beeinflussen. Aus diesem Grund wird der Trainingsprozess für

zufällig zusammengestellte Trainings- und Validierungsdatensätze nach dem Prinzip der Fold Cross Validation [111] mehrfach wiederholt. Diese zufällige Auswahl ermöglicht eine Erkennung einer ungewollten Datensatzfokussierung.

Die Auswertung und Bewertung erfolgt graphisch und merkmalsbasiert, vgl. Kapitel 3.3. Sämtliche Module zur Zustandsidentifikation wurden in MATLAB und MATLAB-Simulink entwickelt.

Die Entwicklung der Identifikationsmodule kann auf Versuchs- oder Simulationsdaten basieren. Sofern der Versuchsträger und die Messdaten es zulassen, erfolgt die Entwicklung der einzelnen Identifikationsmodule durch Versuche (V). Einzelne Elemente lassen sich aber nur in der Simulation (S) erproben. Tabelle 6.5 zeigt die Datengrundlage zur Entwicklung und Validierung der Identifikationsmodule.

Tabelle 6.5: Datengrundlage zur Entwicklung und Validierung der Identifikationsmodule

Teilsystem	Entwicklung	Validierung
Betriebszustandserkennung (BZE)	V	V
Maschinenbedienererkennung (MBE)	V	V
Systemgrößenprädiktion (SGP)	S/V	S/V
Schüttgutmassenerkennung (SME)	V	V
Schwingungszustandserkennung (SZE)	S	S

6.2.2 Betriebszustandserkennung (BZE)

Der Radlader kann sich zu jedem Zeitpunkt in einem der in Kapitel 4.1.1 definierten Betriebszustände (BZ) befinden. Eine Kenntnis über den aktuellen BZ ist notwendig, um eine schädigungsreduzierende Maschinensteuerung auf die Arbeitsaufgabe, deren zeitlichen Teilabschnitte und die jeweiligen Charakteristika anzupassen, vgl. Kapitel 6.1. Eine automatisierte Erkennung für den Radlader und dessen Arbeitsaufgaben erfolgt mittels einer auf ML-basierenden Betriebszustandserkennung (BZE).

Die BZE ist eine Klassifikationsaufgabe, deren kategorischen Attributwerte die BZs des Radladers bei der Ausübung eines Ladezyklus sind. Dies sind die in Kapitel 4.1.1 beschriebenen vier Zustände (LF, BL, TF und AL). Zum Training der BZE werden zwei Modellansätze verfolgt: ein BT und ein KNN.

Die Prädiktoren der BZE sind folgende periodisch wiederkehrende Größen aus Kapitel 6.2.1.2:

- Zylinderausfahrlängen (l_{Hub} , l_{Kipp} und l_{Lenk}),
- aus den Drücken der Zylinder zu berechnenden Kräfte (F_{Hub} und F_{Kipp}),
- Differenz der Vorsteuerdrücke ($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$ und $\Delta p_{\text{Kipp-Ctrl}}$),
- Drehzahl der Verbrennungskraftmaschine (n_{VKM}) und
- mittlere Raddrehzahlen der vier Räder (\bar{n}_{Rad}).

Diese Prädiktoren liefern Informationen über die aktuelle und zukünftige Schaufelposition, den Ladezustand und die Bewegung der Maschine. Neben dem aktuellen Zeitpunkt wird bei einer Abtastrate von 20 ms eine Zeithistorie aller Beobachtungen über $t_{\text{Rück}}=200$ ms berücksichtigt. Die Zeithistorie wird dafür in 2 äquidistante Zeitabschnitte ($N_{\text{Back}}=2$) aufgeteilt. Die 5 ($N_{\text{Step}}=5$) einzelnen Beobachtungen eines Zeitabschnitts einer Größe werden zu einem arithmetischen Mittelwert zusammengefasst. Damit stehen dem Algorithmus zu jedem Zeitpunkt 18 Prädiktoren zur Verfügung. Die Trainings- und Validierungsdaten stammen aus den Datensätzen der in Kapitel 4.2.2 beschriebenen Versuchsfahrten.

Auftretende Wechsel in den kategorischen Attributwerten des ML-Modells werden durch einen nachgeschalteten Filter reduziert. Dieser berücksichtigt die kausalen Zusammenhänge eines Arbeitszyklus. Neben der in Kapitel 4.1.1 definierten Abfolge möglicher Zustände (LF – BL – TF – AL – LF) sind bei relativ kurzen Wegen zwischen den Be- und Entladepunkten Arbeitsspiele möglich, bei denen Fahrzustände (LF und TF) nicht auftreten. Zeitpunkte, in denen Arbeits- und Fahrvorgänge parallel erfolgen, werden dabei den Zuständen BL oder AL zugeordnet. Der Filter ignoriert zusätzlich kurzzeitige Zustandswechsel. Die möglichen Zustandsabfolgen können Abbildung 6.11 entnommen werden.

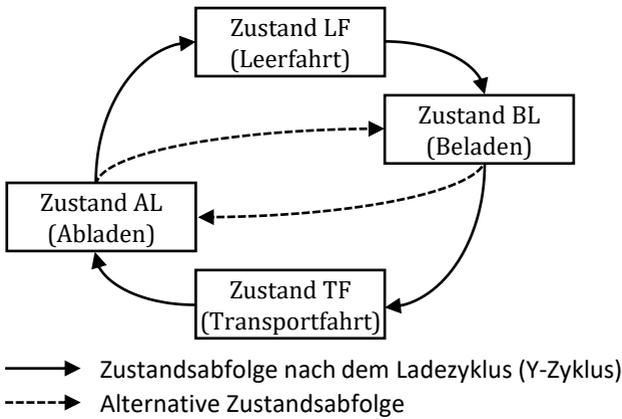


Abbildung 6.11: BZE – Nachgeschalteter Filter

Abbildung 6.12 zeigt exemplarisch die Prädiktoren der Zylinderhöhe (l_{Hub} und l_{Kipp}) und die Ventilsteuern druckdifferenzen ($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$ und $\Delta p_{\text{Kipp-Ctrl}}$), sowie die kategorischen Attributwerte der Zustandserkennung und die Zustandswerte für eine Versuchsfahrt von MB 1 mit dem Qualifikationsniveau Level 1. Die untersuchte Messfahrt ist nicht im Trainingsdatensatz enthalten, der MB ist der BZE jedoch aus der Lernphase bekannt. Der verwendete Algorithmus zum Training des Modells ist ein BT.

Im untersuchten Zeitbereich werden drei vollständige Ladespiele durchgeführt. Zu Beginn der Betrachtung befindet sich die Maschine in der Ausübung des Beladeprozesses (Zustand BL).

Durch den graphischen Vergleich ist erkennbar, dass die einzelnen Zustände bei der Durchführung des Ladezyklus mehrheitlich richtig erkannt werden.

Eine Erklärung folgt am Beispiel des ersten Zyklus. Der Zustandsübergang vom Beladeprozess zum Fahrprozess (Zustand TF) wird durch die BZE verfrüht identifiziert ($\Delta t = 2,1$ s). Ursache hierfür ist, dass der wesentliche Grabprozess zwar zum Zeitpunkt $t = 7$ s weitestgehend abgeschlossen ist, der MB dennoch den Kippzylinder über den Joystick kurzzeitig ansteuert. Dies hat auf

den Ausfahrhub des Kippzylinders keine Auswirkung, sodass der Beladeprozess für das ML-Modell abgeschlossen ist. Im Labelingprozess [116] wird durch die parallelen Arbeits- und Fahrvorgänge dieser Zustand jedoch als BL definiert.

Der Zustand TF wird durch den Algorithmus sehr gut erkannt. Nach dem verfrühten Eintreten des Zustands wird der Übergang zum nächsten Zustand AL ohne große Verzögerung ($\Delta t < 0,5$ s) erkannt. Dies deutet daraufhin, dass das Modell die Abhängigkeiten von Prädiktoren und Attribut richtig wiedergibt.

Das Eintreten des Zustands LF wird zum richtigen Zeitpunkt ($\Delta t < 0,5$ s) erkannt, jedoch scheint der Übergang zwischen dem Zustand LF und BL etwas unsicher. Dieser tritt leicht verspätet ($\Delta t = 0,9$ s) auf.

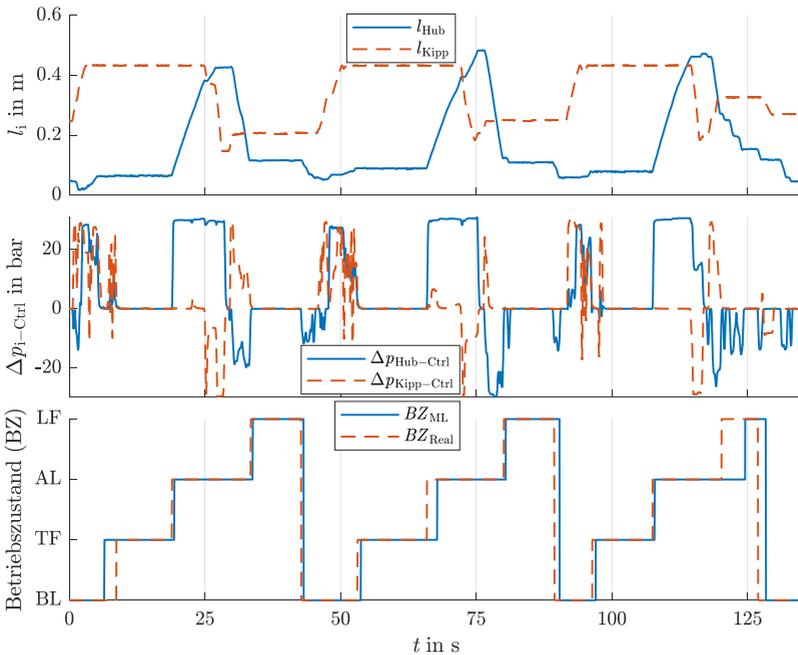


Abbildung 6.12: BZE – Exemplarische Zyklen von MB 1 (Level 1)

Die weiteren Zyklen weisen ein ähnlich gutes Verhalten bei der Zustandserkennung auf. Es ist jedoch zu erkennen, dass insbesondere bei der Detektion des LF-Zustands sowohl beim Eintreten, als auch beim Wechseln zum nachfolgenden Zustand BL vermehrt Fehler auftreten. Ursache hierfür liegt in der Definition der beiden Zustände. Der reale Zustand LF ist dann abgeschlossen, wenn eine Bewegung der Schaufel initiiert wird. Die BZE orientiert sich jedoch sehr stark an der Fahrgeschwindigkeit, wodurch die verspäteten Wechsel in diesen Zustand zu erklären sind.

Durch einen merkmalsbasierten Vergleich wird die Erkennungsgüte der einzelnen Zustände bestimmt, vgl. Abbildung 6.13 links. Die Bewertung der Erkennungsgüte der BZE erfolgt anhand des relativen Anteils der richtig erkannten Zustände. Hierfür wird zu jedem Zeitpunkt untersucht, ob der Zustand der BZE mit dem tatsächlich vorliegenden Zustand übereinstimmt. Der Quotient aus der Anzahl der Zeitpunkte $N_{BZE,ist,i}$, an denen ein Zustand $i \in \{AL ; BL ; LF ; TF ; ST\}$ richtig erkannt wird, und der Anzahl der Zeitpunkte $N_{BZE,soll,i}$, an denen der Zustand i vorliegt, ist der Anteil $s_{BZE,i}$ der richtig erkannten Zeitpunkte des Zustands i , Gleichung (6.26).

$$s_{BZE,i} = \frac{N_{BZE,ist,i}}{N_{BZE,soll,i}} \quad (6.26)$$

Neben der Betrachtung der einzelnen BZs erfolgt eine akkumulierte Betrachtung aller erkannten Zustände über einen Zyklus. Diese ist definiert als Quotient der Anzahl der Zeitpunkte $\sum N_{BZE,ist,i}$, an denen der Zustand richtig erkannt wurde, und der gesamten Zeitpunkanzahl $\sum N_{BZE,soll,i}$, Gleichung (6.27).

$$s_{BZE,ges} = \frac{\sum N_{BZE,ist,i}}{\sum N_{BZE,soll,i}} \quad (6.27)$$

Der an die ML-Algorithmen nachgeschaltete Filter wird zur Untersuchung dynamischer Effekte der einzelnen Algorithmen in den nachfolgenden Analysen nicht aktiviert.

Für eine statistisch abgesicherte Auswertung erfolgen das Training und die Auswertung in einem zweistufigen Prozess.

In der ersten Stufe werden aus dem Datensatz von 183 aufgezeichneten Zyklen, 70 Zyklen zum Training des Algorithmus zufällig ausgewählt. Die Zyklen stammen von fünf der sieben MBs und sind gleichmäßig über diese aufgeteilt. Zur späteren Validierung der BZE werden für jeden MB aus den verbleibenden Zyklen fünf seiner Zyklen zufällig ausgewählt, also insgesamt 35 Zyklen. Das Training der Modelle wird 10-mal wiederholt, Ergebnis sind stets eigene Modelle. Diese Wiederholung dient zur Analyse der stochastischen Vorgänge beim Trainingsprozess.

In der zweiten Stufe wird jedes Modell mit den 35 Validierungszyklen getestet.

Dieser zweistufige Prozess wird 10-mal wiederholt. Für jede der Wiederholungen werden die Trainings- und Validierungszyklen zufällig zusammengesetzt. In Summe werden so 100 Modelle trainiert und getestet. Eine Variation der Hyperparameter wurde wissenschaftlich untersucht, sodass hier für die Algorithmen die besten Hyperparameterkombination ermittelt und zur weiteren Verwendung festgelegt werden konnte.

Abbildung 6.13 links zeigt die Erkennungsgüten der Validierungszyklen von MB 1. Dieser MB ist der BZE aus deren Training bekannt.

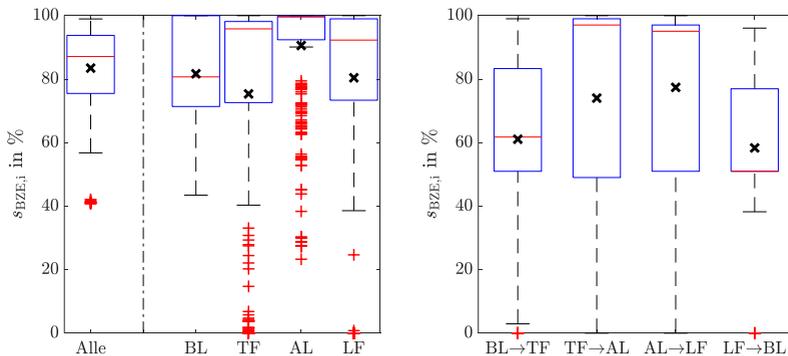


Abbildung 6.13: BZE – Güte in Abhängigkeit der BZ (MB 1 – Level 1)

Der Median der BZE-Güte beträgt $s_{\text{BZE,med}} = 87,1 \%$. In 75,0 % aller Zyklen werden mindestens 75,5 % der Zustände richtig erkannt. Der Zustand AL wird dabei am besten erkannt ($s_{\text{BZE,AL,med}} = 99,6 \%$). In 75 % der untersuchten Zyklen wird dieser Zustand zu mindestens $s_{\text{BZE,AL,0.25}} = 92,4 \%$ richtig erkannt. Der Zustand TF ($s_{\text{BZE,TF,med}} = 95,8 \%$) und LF ($s_{\text{BZE,LF,med}} = 92,3 \%$) haben eine leicht geringere Erkennungsgüte. Die Streuung der Ergebnisse zwischen den einzelnen Zyklen ist hier bedeutend größer, sodass in 75 % der untersuchten Zyklen diese Zustände zu mindestens 72,6 % (TF) und zu 73,4 % (LF) richtig erkannt werden. Am Gesamtzyklus zeitlich geringe Anteile von TF und LF können dazu führen, dass schon wenige leicht verfrühte oder verspätete Erkennungen der Zustandswechsel in oder aus diesen Zuständen zu geringen Erkennungsgüten führen. Der Zustand BL wird mit einer medianen Erkennungsgüte von $s_{\text{BZE,BL,med}} = 80,7 \%$ am schlechtesten erkannt. Einzelne Zyklen sind Ursache für die große Streuung der Erkennungsgüten. Dies ist ebenfalls anhand der Abweichungen von Median und Mittelwert zu erkennen.

Abbildung 6.13 rechts zeigt die Erkennungsgüten zu den Zeitbereichen eines Betriebszustandswechsels (BZW). Der Mittelpunkt eines solchen Zeitbereiches ist durch den Zeitpunkt eines realen BZWs definiert. Die äußeren Grenzen des Zeitbereichs sind der um eine Sekunde in Zukunft und Vergangenheit verschobene Mittelpunkt, Gleichung (6.28).

$$t_{\text{BZW}} \in [t_{\text{BZW,real}} - 1 \text{ s}; t_{\text{BZW,real}} + 1 \text{ s}] \quad (6.28)$$

Die Bestimmung der Güte erfolgt nach Gleichung (6.26). Die zum Zustand AL gehörenden Übergänge (TF-AL und AL-LF) haben die höchste Erkennungsgüte ($s_{\text{BZE,TF-AL,med}} = 97,1 \%$ und $s_{\text{BZE,AL-LF,med}} = 95,1 \%$). Der BZW vom Zustand LF in den Zustand BL weist das größte Fehlerpotential ($s_{\text{BZE,LF-BL,med}} = 51,0 \%$) auf. Die zum Teil großen Streuungen bei den BZWs weisen auf Unterschiede in den Zyklen aufgrund von außen auf das System wirkende Störgrößen hin.

Zusammenfassend entsprechen die Ergebnisse des merkmalsbasierten Vergleichs den exemplarisch graphisch beobachteten Phänomenen.

Eine BZE ist insbesondere dann von hohem Nutzen, wenn diese allgemeingültig ist und damit die BZs unabhängig vom MB erkennt. Dabei sollen die Zustände sowohl bei bekannten als auch unbekanntem MBs erfolgreich erkannt werden. Einen entsprechenden merkmalsbasierten Vergleich liefert hierfür Abbildung 6.14.

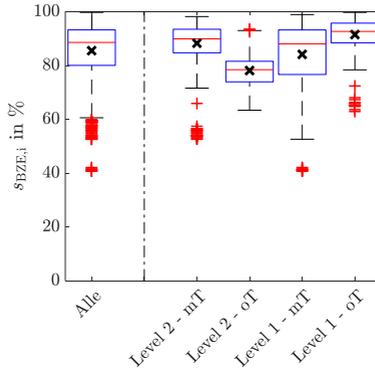


Abbildung 6.14: BZE – Güte in Abhängigkeit der MB-Qualifikation

Bei höher qualifizierten MBs (Qualifikationsniveau Level 2) wird tendenziell eine höhere Zustandserkennungsgüte als bei MBs mit geringerem Kenntnisstand (Qualifikationsniveau Level 1) ausgewiesen. Für die Arbeitseinsätze von erfahrenen MBs, bei denen Messdaten zum Trainieren des Modells dem Algorithmus zur Verfügung (mT) stehen, ist die die Erkennungsgüte im Mittel höher, als für Datensätze von MBs, welche keine Daten für den Trainingsdatensatz stellen (oT).

Bemerkenswert ist der Effekt, dass der unerfahrene MB, welcher nicht Teil des Trainings war, im Mittel eine hohe Erkennungsgüte bei gleichzeitig geringer Streuung aufweist. Der Effekt der geringen Streuung lässt sich in der vergleichsweise geringen Anzahl an zur Verfügung stehenden Zyklen des MB erklären. Die hohe mediane Erkennungsgüte ist auf die hohe Bedienähnlichkeit gegenüber einem anderen unerfahrenen MB zurückzuführen.

Das Testen des Vorgehens mit einem KNN mit MLP-Struktur ($N_{VS}=5$, $\vec{N}_{NS}=(18; 20; 20; 20; 20; 20; 1)$) als alternativen ML-Algorithmus hat bezüglich der Trainingszeit und der Erkennungsqualität schlechtere oder vergleichbare Ergebnisse geliefert. Durch die hohe Prädiktoranzahl von 18 ist die Anzahl der Neuronen in der Eingangsschicht des KNNs ebenfalls hoch. Für den Trainingsprozess nimmt damit die Zahl an notwendigen Trainingsdatenpunkten zu. Bleiben die Trainingsdaten aus, dann führt dies in der überwiegenden Anzahl der Fälle zu einer Verschlechterung der Erkennungsgüte, insbesondere beim Testen des Algorithmus mit unbekanntem Zyklus. Weiter geht die Steigerung der Neuronen mit einer Steigerung der Trainingszeit einher.

Abbildung 6.15 zeigt einen exemplarischen Vergleich der Erkennungsgüte auf Basis der BT- und KNN-Algorithmen für den MB 2.

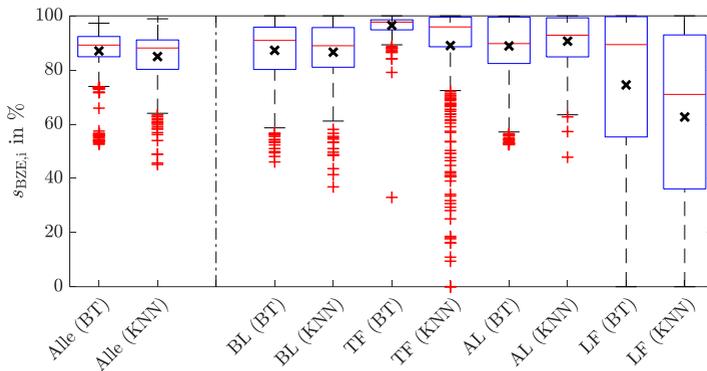


Abbildung 6.15: BZE – Vergleich der Ergebnisse von BTs und KNNs

Die Erkennungsgüte der BTs ist im Median um 1,1 % höher als die der KNNs. Die KNNs weisen insbesondere bei den Zuständen TF und LF im Median eine schlechtere Erkennungsgüte und eine höhere Streuung der Ergebnisse auf. Die arbeitsintensiven Zustände BL und AL werden dahingegen ähnlich gut erkannt. Die Trainingszeit der KNNs ist um mehr als den Faktor 10 größer als

die der BTs, die KNNs benötigen aber um den Faktor 20 weniger Speicherplatz. Für die BZE werden aufgrund der höheren Erkennungsgüte und der geringeren Trainingszeit BTs eingesetzt. Bei einer Limitierung des zur Verfügung stehenden Speicherplatzes auf der Maschinensteuerung könnten KNNs mit einer ähnlich guten Erkennungsgüte eine Alternative darstellen.

Zusammenfassend ist auf Basis der vorangegangenen Analyse eine zuverlässige Erkennung des Fahr- und Arbeitszustands eines Radladers möglich. Eine weitere Verwendung der Zustandsinformation ist für die Steuerungsmodule möglich.

Tabelle 6.6 zeigt abschließend die wesentlichen Parameter der BZE auf Basis der BTs.

Tabelle 6.6: BZE – ML-Parameter

Parameter	Größe
ML-Verfahren	Entscheidungsbaum-Ensemble (BT)
Eingangssignale (Prädiktoren)	VKM-Drehzahl n_{VKM} Zylinderkräfte $F_{\text{Hub}}, F_{\text{Kipp}}$ Zylinderausfahrlängen $l_{\text{Hub}}, l_{\text{Kipp}}, l_{\text{Lenk}}$ Mittlere Raddrehzahl \bar{n}_{Rad} Vorsteuerdrücke $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}, \Delta p_{\text{Kipp-Ctrl}}$
N_{Back}	2
N_{Step}	5
$t_{\text{Rück}}$	200 ms
Anzahl berücksichtigter MBs	7 (5 im Training)
Anzahl berücksichtigter Zyklen	183 (154 im Training)
Hyperparameter 1: N_{BT}	50
Hyperparameter 2: N'_{DK}	0,01
Trainingsalgorithmus	Bootstrap Aggregation

Eine Erweiterung des Algorithmus um den BZ Sonstige Tätigkeit (ST) wurde in [4] vorgestellt. Dieser BZ liegt vor, wenn die Maschine Tätigkeiten verrichtet, die nicht dem Ladezyklus zugeordnet werden können. Dazu gehören Arbeitstätigkeiten wie das Schieben von Material. Die Steuerungsmodule aus Kapitel 6.1 werden für die Beispielanwendung des Ladezyklus entwickelt. Dieser besteht lediglich aus den definierten BZs LF, BL, TF und AL. Der BZ ST muss in dieser Arbeit daher nicht berücksichtigt werden.

Ein nachgelagerter Algorithmus kann im Anschluss anhand der Aneinanderreihung von Zuständen vollständige Zyklen ermitteln und prozess- und maschinenbedingte Zykluskenzahlen bilden (Zeit pro Zyklus, Masse pro Zyklus und Schädigung pro Zyklus). Entsprechende Ergebnisse wurden ebenfalls in [4] vorgestellt.

6.2.3 Maschinenbedienererkennung (MBE)

Die Kenntnis über den aktuellen Maschinenbediener (MB) ist die Grundvoraussetzung für ein Assistenzsystem mit bedienerindividuellen Steuerungsparametern. Neben manuellen oder teilautomatisierten Eingaben durch den MB selbst kann eine Maschinenbedienererkennung über eine Analyse und Auswertung der Bedieneraktionen und Systemzustandsgrößen während der ersten Betriebsminuten erfolgen.

Die Erkennung von wiederkehrenden Mustern in den Bediener- und Systemgrößen kann auf Basis von Expertenwissen erfolgen. Eine weitere Möglichkeit ist die Verwendung von ML-Algorithmen zur selbstständigen Mustererkennung. In dieser Arbeit wird für die Maschinenbedienererkennung (MBE) ein HMM $\lambda = (\vec{X}, \vec{Y}, \mathbf{A}, \mathbf{B}, \vec{\pi})$ verwendet, vgl. Kapitel 6.2.1. Die MBE ist eine Klassifikationsaufgabe, deren kategorischen Attributwerte die MBs sind.

Der prinzipielle Aufbau der MBE wird in der Abbildung 6.16 gezeigt.

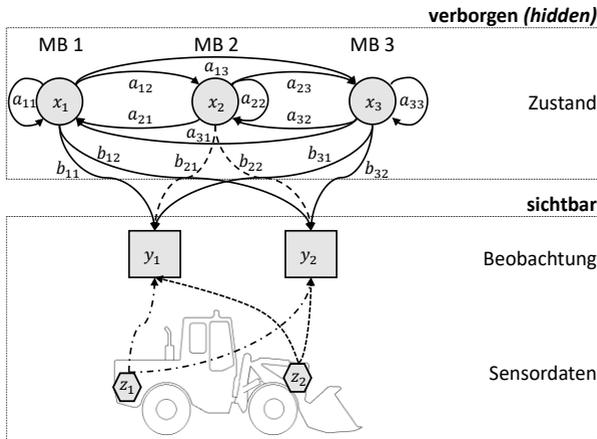


Abbildung 6.16: MBE – Aufbau

Die individuellen MBs sind die Zustände x_i ($x_i \in \vec{X}$) des HMMs. Der Attributwert der MBE ist eine Wahrscheinlichkeitsverteilung $P(X = MB i)$ über die MBs $i \in \{1; \dots; 7\}$. Die Übergangswahrscheinlichkeit a_{ij} für die Wiederholung eines Zustands, d.h. desselben MB ($j=i$), ist während des Betriebes deutlich höher als die eines Bedienerwechsels ($j \neq i$). Ein Bedienerwechsel darf durch eine Übergangswahrscheinlichkeit $a_{ij}=0$ jedoch nicht ausgeschlossen werden, da sonst anfänglich falsche Zuordnungen zu einer durchgehend falschen Bedienererkennung führen.

Die Beobachtungswahrscheinlichkeitsmatrix \mathbf{B} wird zunächst mit Zufallszahlen gefüllt. Für die Trainingsdaten werden die Wahrscheinlichkeiten der verborgenen Zustände a_{ij} und die Wahrscheinlichkeiten der resultierenden Beobachtungen b_{ij} mittels des Euler-Feed-Forward-Algorithmus ermittelt. Die gelabelten Trainingsdaten stammen aus dem Datensatz der in Kapitel 4.2.2 beschriebenen Messdaten. Als Startverteilung wird eine Gleichverteilung mit $\vec{\pi} = \left(\frac{1}{7}, \frac{1}{7}, \dots, \frac{1}{7}\right)$ gewählt.

Für eine statistisch abgesicherte Auswertung erfolgen das Training und die Auswertung in einem mehrstufigen Prozess.

Zunächst werden aus dem Datensatz von 183 aufgezeichneten Zyklen, 70 Zyklen zum Training des Algorithmus zufällig ausgewählt. Dabei stammen die Zyklen von allen MBs und sind gleichmäßig über die MBs aufgeteilt. Zur Validierung der MBE wird für MB 1 aus den verbleibenden Zyklen einer seiner Zyklen zufällig ausgewählt. Die zufällige Aufteilung der Daten, der daran anschließende Trainings- und Validierungsvorgang werden 50 Mal wiederholt. 50 Modelle mit je einer Validierung sind das Ergebnis.

Im Anschluss wird dieses Vorgehen für die sechs anderen MBs wiederholt. Insgesamt liegen damit 350 Modelle und 350 Validierungsergebnisse vor.

Die als Eingang verwendeten Prädiktoren sind in Tabelle 6.7 aufgeführt. Die Sensorsignale wurden zur Vorverarbeitung in einzelne Stufen diskretisiert. Eine Berücksichtigung eines Vergangenheitshorizontes erfolgt aufgrund des verwendeten HMMs nicht.

Tabelle 6.7: MBE – Prädiktoren und Diskretisierung

Sensorsignal	Diskretisierungsstufen
Lenkraddrehzahl n_{Lenk}	5 [gering .. hoch]
Drehzahl VKM n_{VKM}	5 [gering .. hoch]
Summe Vorsteuerdrücke AH $\sum p_{\text{AH-Ctrl}}$	3 [gering mittel hoch]
Ausfahrhub Hubzylinder l_{Hub}	10 [minimal .. maximal]
Mittlere Raddrehzahlen \bar{n}_{Rad}	3 [positiv null negativ]

Abbildung 6.17 zeigt exemplarisch die sich einstellenden Wahrscheinlichkeiten $P(X = \text{MB } i)$ für die jeweiligen MBs anhand eines von MB 1 durchgeführten Zyklus unter der Verwendung aller oben aufgeführten Prädiktoren. Die verschiedenen Farben der Graphik zeigen die Wahrscheinlichkeit für das Vorliegen der verschiedenen MBs zum jeweiligen Zeitpunkt. MB 1 zeigt in der Erkennung die höchste, über den Zyklus arithmetisch gemittelte Wahrschein-

lichkeit von $\bar{P}(X = \text{MB } 1) = 62,0 \%$. Es ist erkennbar, dass die Erkennungsgüte stark vom aktuellen BZ abhängig ist. Der MB wird in den Zuständen LF und BL eindeutig erkannt, wohingegen der Algorithmus für die TF und AL Zustände MB 1, MB 5 und MB 7 als mögliche MBs identifiziert.

Dies zeigt, dass eine Identifikation zu einem einzelnen Zeitpunkt nur eingeschränkt erfolgen kann. Die Auswertung eines gesamten zurückliegenden Zyklus ist statistisch sicherer.

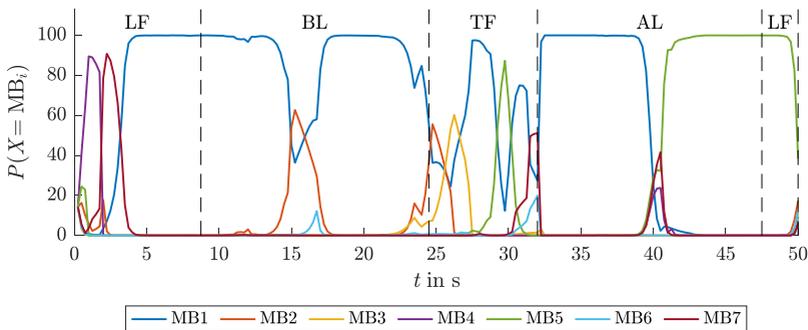


Abbildung 6.17: MBE – Exemplarische MBE für Zyklus von MB 1

Für die 50 entwickelten Modelle und Validierungszyklen der einzelnen MBs werden die Wahrscheinlichkeiten über den jeweiligen Zyklus arithmetisch gemittelt. Die Erkennungsgüte s_{MBE} entspricht dabei der arithmetisch gemittelten Wahrscheinlichkeit des Maschinenbedieners $\bar{P}(X = \text{MB}_{\text{real}})$, welcher die Arbeitsaufgabe tatsächlich durchgeführt hat, Gleichung (6.29).

$$s_{\text{MBE}} = \bar{P}(X = \text{MB}_{\text{real}}) \quad (6.29)$$

\bar{s}_{MBE} ist der arithmetische Mittelwert der Erkennungsgüten s_{MBE} der 50 Validierungszyklen.

Nachfolgend wird sich auf Modelle und Validierungszyklen von MB 1 fokussiert.

Neben dem BZ bestimmt die Wahl der Prädiktoren signifikant die Erkennungsgüte. In einem ersten Schritt wird daher der Einfluss der in Tabelle 6.7 aufgeführten Prädiktoren mittels einer vollfaktoriellen Sensitivitätsanalyse untersucht, vgl. Abbildung 6.18 links.

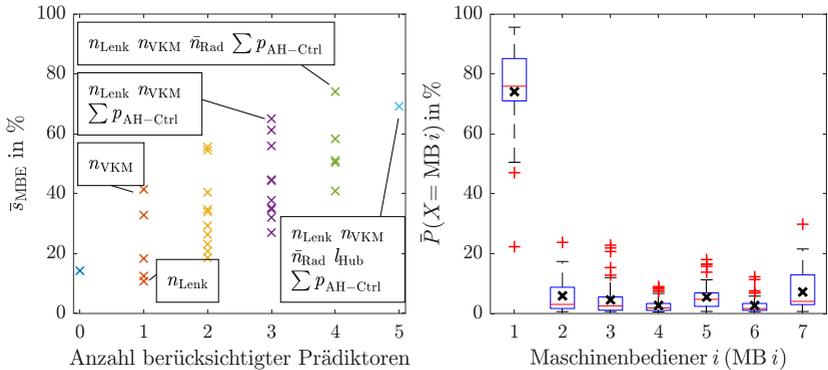


Abbildung 6.18: MBE – MB 1: links Prädiktionssensitivitätsanalyse nach [5], rechts optimierte MBE nach [5]

Es zeigt sich, dass keines der Signale allein geeignet ist, den MB eindeutig zu identifizieren. Die Kombination mehrerer Signale ermöglicht hingegen eine höhere Erkennungsqualität, sogar bei der Kombination mit „schlechten“ Einzelsignalen (z.B. n_{Lenk}). Ungeeignete Kombinationen von Messgrößen können zu Abweichungen der Erkennungsgüte von bis zu 52,2 % führen. Die Berücksichtigung von mehr Sensorsignalen bedeutet aber nicht gleichzeitig eine Steigerung der Erkennungsgüte. Für die ausgewerteten Messdaten zeigt die MBE für die Berücksichtigung der Kombination der Sensorsignale n_{Lenk} , n_{VKM} , $\sum p_{AH-Ctrl}$ und \bar{n}_{Rad} die besten Ergebnisse.

Abbildung 6.18 rechts zeigt die über den jeweiligen Zyklus gemittelten Wahrscheinlichkeiten für die MBE bei Nutzung der Prädiktorkombination mit dem besten Ergebnis (n_{Lenk} , n_{VKM} , $\sum p_{AH-Ctrl}$ und \bar{n}_{Rad}).

Es zeigt sich, dass der tatsächliche Maschinenbediener MB 1 in den überwiegenden Validierungsszenarien stets die höchste mittlere Wahrscheinlichkeit aufweist und somit eindeutig identifiziert werden kann. Es ergeben sich aus Gleichung (6.29) eine mediane Erkennungsgüte von $s_{\text{MBE,med}} = 75,9\%$. In 75 % der untersuchten Zyklen konnte mit einer Wahrscheinlichkeit von mindestens $s_{\text{MBE},0.25} = 71,0\%$ der richtige MB eindeutig identifiziert werden. Die geringe Abweichung zwischen Median und Mittelwert bestätigt die kleine Anzahl extremer Ausreißer nach unten. MB 5 und MB 7 weisen die größte Ähnlichkeit mit (realem) MB 1 auf. Dies deckt sich mit den exemplarischen Ergebnissen aus Abbildung 6.17. MB 1 und MB 5 weisen ein Bedienerqualifikationsniveau von Level 1 auf und neigen in einzelnen BZs zu sich ähnelnden Bedienercharakteristiken.

Aufgrund der in Abbildung 6.17 aufgezeigten Korrelation zwischen der Erkennungsgüte und dem aktuellen BZ wird die MBE so erweitert, dass dieser MBE die BZE, vgl. Kapitel 6.2.2, vorausgeht. Die MBE wird zu ausgewählten BZs eines Zyklus aktiviert. Dem Training dieser modifizierten MBE stehen ausschließlich Daten der ausgewählten BZs zur Verfügung.

Abbildung 6.19 links zeigt die gemittelte Erkennungsgüte der MBE \bar{s}_{MBE} für einzelne BZs und Kombinationen dieser. Der Beladezustand BL zeigt die höchste Wahrscheinlichkeit für das Erkennen des tatsächlichen MB, die Transportfahrt TF die niedrigste Wahrscheinlichkeit. Aufgrund der hohen Erkennungsgüte und der Tatsache, dass der Zustand BL in jedem Ladezyklus auftreten muss, wird nur dieser Zustand für die MBE verwendet. Die hohe Erkennungsgüte der BZE für den Zustand BL unterstützt dieses Vorgehen, vgl. Kapitel 6.2.2. Eine kombinierte Berücksichtigung von mehreren BZs führt zu einer geringeren Qualität der MBE als die Einzelzustandsbetrachtung.

Abbildung 6.19 rechts zeigt die Wahrscheinlichkeitsverteilung für die einzelnen MBs $\bar{P}(X = \text{MB } i)$ bei der Durchführung von Ladezyklen durch MB 1 bei alleiniger Betrachtung des BL-Zustands. Die Identifizierung des MB ist für jeden Zyklus eindeutig. Gegenüber der Identifikation während aller BZs, vgl. Abbildung 6.18, bewirkt die selektive Identifikation während des BL-Zustands eine Steigerung der medianen Erkennungsgüte von mehr als 6 % auf

$s_{\text{MBE,med}} = 82,5 \%$. Gleichzeitig erhöht sich die Streuung, charakterisiert über den Interquartilsabstand, um 6,3 %. Die erhöhte Wahrscheinlichkeit für MB 1 hat eine Abnahme der Wahrscheinlichkeiten der anderen MBs zur Folge. Für alle 50 Validierungszyklen ist eine eindeutige Identifizierung des MB 1 nach Gleichung (6.30) möglich. Die relative Erkennungsgüte beträgt $s'_{\text{MBE}} = 100 \%$.

$$\widehat{\text{MB}} = \text{MB } \arg \max_i \bar{P}(X = \text{MB } i) \quad (6.30)$$

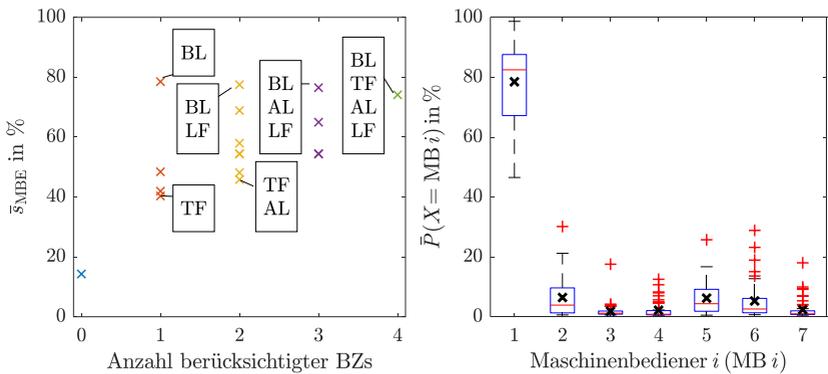


Abbildung 6.19: MBE – Zyklen von MB 1: links Einfluss BZE auf MBE, rechts MBE mit eingebundener BZE nach [5]

Es hat sich gezeigt, dass die verbleibenden MBs mit Qualifikationsniveau Level 1 mit einer medianen Erkennungsgüte von bis zu $s_{\text{MBE,med}}=70,0 \%$ besser zu identifizieren sind, als MBs mit Level 2, welche eine mediane Erkennungsgüte von bis zu $s_{\text{MBE,med}} = 67,8 \%$ aufweisen. Dieses Ergebnis kann dadurch begründet werden, dass unerfahrene MBs mehr individuelle Bedieneraktionen zeigen und damit leichter zu unterscheiden sind. Durch Gleichung (6.30) ist der Anteil s'_{MBE} des richtig erkannten MB i für die jeweils 50 Validierungszyklen stets größer 80,0 %. Der tatsächliche MB kann somit mit hoher Wahrscheinlichkeit nach zwei Zyklen identifiziert werden, vgl. Tabelle 6.8.

Tabelle 6.8: MBE – Korrigierte Erkennungsgüte

	MB 1	MB 2	MB 3	MB 4	MB 5	MB 6	MB 7
s'_{MBE} in %	100,0	88,0	80,0	100,0	90,0	80,0	80,0

Zusammenfassend ist auf Basis der vorangegangenen Analyse eine zuverlässige Erkennung des Maschinenbedieners möglich. Tabelle 6.9 zeigt abschließend die wesentlichen Parameter der MBE.

Tabelle 6.9: MBE – ML-Parameter

Parameter	Größe
ML-Verfahren	Hidden-Markov-Modell (HMM)
Eingangssignale (Prädiktoren)	Lenkraddrehzahl n_{Lenk} Drehzahl VKM n_{VKM} Summe Vorsteuerdrücke $AH \sum p_{\text{AH-Ctrl}}$ Mittlere Raddrehzahl \bar{n}_{Rad}
Anzahl berücksichtigter MBs	7 (7 im Training)
Anzahl berücksichtigter Zyklen	183
Trainingsalgorithmus	Euler-Feed-Forward

Eine detaillierte Erläuterung der entwickelten MBE ist [5] zu entnehmen.

6.2.4 Systemgrößenprädiktion (SGP)

Durch die Kenntnis zukünftiger Systemgrößen und Bedieneraktionen kann durch einen prädiktiven Steuerungsansatz vorzeitig eingegriffen und belastungsintensive Zustände und Ereignisse reduziert oder vermieden werden.

Bei identischer Arbeitsaufgabe unterscheidet sich die Bedienercharakteristik der unterschiedlichen MBs signifikant. Dies resultiert in abweichenden Systemreaktionen und damit sich ändernden messbaren und zu prädizierenden Ausgangsgrößen des Systems. Für eine hohe Prädiktionsgüte erfolgen daher die Entwicklung und das Training der Prädiktionsmodelle bedienerindividuell.

Für jeden MB wird ein eigenes Modell entwickelt, welches lediglich mit Daten des jeweiligen MB trainiert und validiert wird.

Die Komplexität einer Prädiktion wird primär durch den Prädiktionshorizont $t_{\text{Präd}}$ und die zu prädizierende Größe Z , das Attribut, bestimmt.

Der Prädiktionshorizont $t_{\text{Präd}}$ spezifiziert das Zeitintervall, welches zwischen dem aktuellen und dem zu prädizierenden Zeitpunkt liegt. Mit ansteigendem Prädiktionshorizont steigt die Wahrscheinlichkeit für das Vorkommen von Störungen. Die Komplexität der Prädiktion erhöht sich.

Für ein Assistenzsystem hängt die Wahl der zu prädizierenden Größe Z stark von dem zu optimierenden System, dem BZ und der Steuerstrategie ab. Liegt der Grabprozess im Fokus der Betrachtung, kann eine Prädiktion der Zylinderkräfte sinnvoll sein. Für Fahr-, Hub- und Senkprozesse ist eine Prädiktion der kinematischen Größen und Bedienervorgaben sinnvoller. Die Prädiktionskomplexität eines Systems steigt mit der Anzahl der Freiheitsgrade des Systems und mit den äußeren, häufig stochastisch auftretenden Störgrößen. Abbildung 6.20 zeigt exemplarisch 19 zu prädizierende Größen für die Beispielsysteme des Arbeitsantriebs, des Fährantriebs und des Gesamtsystems.

Die kinematischen Bezugsgrößen sind Folgegrößen der Bedieneringangssignale. Der MB steuert und regelt die Maschine zur Ausübung seiner Arbeitstätigkeit überwiegend über visuell erfassbare Zustandsgrößen, wie beispielsweise die Position der Schaufel relativ zum Maschinenvorderwagen. Dies führt zu einer hohen Reproduzierbarkeit und erleichtert eine Prädiktion. Die Prädiktion der Bedieneringaben kann auf Basis der prädizierten, kinematischen Bezugsgrößen abgeleitet werden. Störgrößen beeinflussen das Systemverhalten und erschweren damit eine Prädiktion. Dazu gehören Variationen der Schüttgutmassen, durch inhomogene Materialbeschaffenheit des Haufwerks variierende Grabwiderstände und die gleichzeitige Aktuierung verschiedener Teilsysteme. Auch der MB ist durch seine Bedienercharakteristik und sein Reaktionsvermögen beim Bedienen der Maschine ein System mit stochastischem Charakter. Die Komplexität einer Prädiktion der Bedieneringaben ist daher grundsätzlich höher, als die der kinematischen Bezugsgrößen.

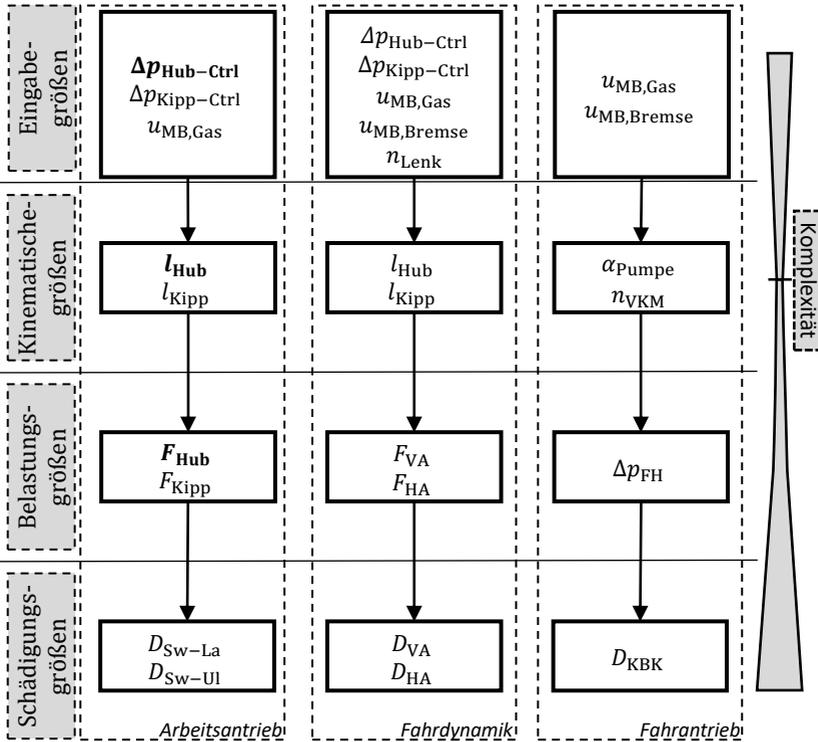


Abbildung 6.20: SGP – Auswahl der zu prädizierenden Größen Z

Die Belastungsgrößen sind diejenigen Größen, welche in direktem Zusammenhang mit der Schädigung der Komponenten stehen. Oben genannte Störgrößen beeinflussen diese Größen. Die Ableitung einer Komponentenschädigung ist aufgrund der nichtlinearen Zusammenhänge zwischen der Belastung einer Komponente und deren Schädigung mit einem erhöhten Komplexitätsgrad verbunden. Die Tatsache, dass die Schädigung einer Komponente nicht ausschließlich von der Belastung zu einem festen Zeitpunkt, sondern zusätzlich von deren zeitlichem Verlauf abhängig ist, erschwert die Prädiktion zusätzlich.

Als ML-Verfahren haben sich in [115] BTs und KNNs als geeignete Algorithmen für die SGP herausgestellt. Die Qualitäten der BTs und KNNs sind sehr

ähnlich. Im Folgenden erfolgt die Vorstellung der Prädiktionsergebnisse der Bedieneingaben, der kinematischen Größen und der Belastungsgrößen am Beispiel der Hubkinematik (fett markiert in Abbildung 6.20) anhand von BTs. Die SGP ist eine Regressionsaufgabe, deren kategorischen Attributwerte die zu präzisierenden Größen sind.

Prädiktoren der SGP sind folgende periodisch-wiederkehrenden Größen aus Kapitel 6.2.1.2:

- Zylinderausfahrlängen (l_{Hub} , l_{Kipp} und l_{Lenk}),
- aus den Drücken der Zylinder berechneten Kräfte (F_{Hub} und F_{Kipp}),
- die Differenz der Vorsteuerdrücke ($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$ und $\Delta p_{\text{Kipp-Ctrl}}$) und
- mittlere Raddrehzahlen der vier Räder (\bar{n}_{Rad}).

Neben den Werten zum aktuellen Zeitpunkt wird eine Zeithistorie aller Prädiktoren über 2.200 ms berücksichtigt. Die Zeithistorie wird dafür in 22 äquidistante Zeitabschnitte ($N_{\text{Back}} = 22$) aufgeteilt. Die einzelnen Beobachtungen werden bei einer Abtastrate von 20 ms über einen Zeitabschnitt von 100 ms ($N_{\text{Step}} = 5$) gemittelt. Damit stehen dem Algorithmus zu jedem Zeitpunkt 176 Prädiktoren zur Verfügung. Die Werte für N_{Back} und N_{Step} wurden auf Basis der Messdaten iterativ optimiert.

Die relative Mindestanzahl an Datenpunkten pro Knoten N'_{DK} wird iterativ so gewählt ($N'_{\text{DK}} = 0,01$), dass eine weitere Reduktion der Datenpunktanzahl zu keinen signifikanten Verbesserungen des Algorithmus führt. Weitere iterative Tests haben gezeigt, dass die Anzahl der Entscheidungsbäume (N_{BT}) keine wesentliche Beeinflussung der Prädiktionsgüte aufweisen, solange eine Mindestmenge an Entscheidungsbäumen ($N_{\text{BT}} \geq 30$) verwendet wird.

Das Training und die Validierung der Prädiktionsmodelle erfolgt exemplarisch anhand von Versuchsdatensätzen der Bediener MB 1, MB 2 und MB 3. Die Aufzeichnungsdauer der einzelnen Datensätze liegt zwischen 510 s und 1310 s. Für jeden MB wird eine mit dessen Daten trainierte SGP entwickelt. Die ersten 75 % eines Datensatzes werden zum Training eines ML-Modells verwendet, die verbleibenden 25 % zur Validierung. Die Hyperparameter der

bedienerindividuellen Prädiktionsmodelle sind für alle MBs und Prädiktionshorizonte identisch. Tabelle 6.10 zeigt die wesentlichen Parameter der SGP auf Basis der BTs.

Tabelle 6.10:SGP – ML-Parameter

Parameter	Größe
ML-Verfahren	Entscheidungsbaum-Ensemble (BT)
Eingangssignale (Prädiktoren)	Zylinderkräfte F_{Hub} , F_{Kipp} Zylinderausfahrlängen l_{Hub} , l_{Kipp} , l_{Lenk} Mittlere Raddrehzahl \bar{n}_{Rad} Vorsteuerdrücke $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$, $\Delta p_{\text{Kipp-Ctrl}}$
Anzahl berücksichtigter MBs	3
Anzahl berücksichtigter Zyklen	55 (MB 1: 21 , MB 2: 9 , MB 3: 25)
N_{Back}	22
N_{Step}	5
$t_{\text{Rück}}$	2.200 ms
Hyperparameter 1: N_{BT}	50
Hyperparameter 2: N'_{DK}	0,01
Trainingsalgorithmus	Bootstrap Aggregation

Die Bewertung der Prädiktionsgüte erfolgt für ein exemplarisches Arbeitsspiel von MB 3 (Qualifikationsniveau Level 1) mittels graphischer und merkmalsbasierter Vergleichstechniken. Für eine zu prädizierende Größe Z_t und einen Prädiktionshorizont $t_{\text{Präd}}$ beschreibt $\tilde{Z}_{\text{BT}, t_{\text{Präd}}, t}$ die Prädiktion für Z_t zum Zeitpunkt $t - t_{\text{Präd}}$. Für eine richtige Vorhersage für den Zeitpunkt t , prädiziert zum Zeitpunkt $t - t_{\text{Präd}}$, gilt $\tilde{Z}_{\text{BT}, t_{\text{Präd}}, t} = Z_t$. Bei einem graphischen Vergleich liegen in diesem Fall Z_t und $\tilde{Z}_{\text{BT}, t_{\text{Präd}}, t}$ übereinander. Die Abweichung zwischen den Graphen ist damit ein Maß für die Güte der Prädiktion.

Abbildung 6.21 zeigt den graphischen Vergleich für die drei zu prädizierenden Hubzylindergrößen: Hubzylinderausfahrhub l_{Hub} , Hubzylinderkraft F_{Hub} und Vorsteuerdruckdifferenz vom Hubventil $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$. Die blaue Volllinie visualisiert die real gemessene und zu prädizierende Größe Z_t , die Strichlinie die

Prädiktion mit einem Prädiktionshorizont von $t_{\text{Präd}} = 0,5 \text{ s}$ ($\tilde{Z}_{\text{BT}, 0.5\text{s}, t}$), die Strichpunktlinie die Prädiktion mit einem Prädiktionshorizont von $t_{\text{Präd}} = 2,5 \text{ s}$ ($\tilde{Z}_{\text{BT}, 2.5\text{s}, t}$) und die Punktlinie die Prädiktion mit einem Prädiktionshorizont von $t_{\text{Präd}} = 5,0 \text{ s}$ ($\tilde{Z}_{\text{BT}, 5.0\text{s}, t}$).

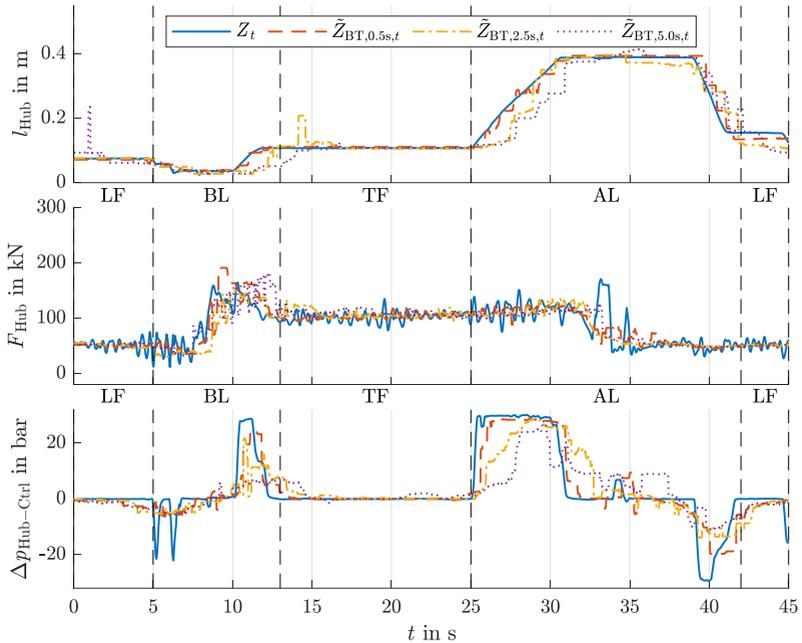


Abbildung 6.21: SGP – Graphischer Vergleich am Beispiel der Hubzylindergrößen

Mit steigendem Prädiktionshorizont $t_{\text{Präd}}$ nimmt die durchschnittliche Abweichung der Prädiktionen $\tilde{Z}_{\text{BT}, t_{\text{Präd}}, t}$ von Z_t zu. Ursachen sind die höhere Wahrscheinlichkeit von Störgrößen bei größeren Prädiktionshorizonten und ein allgemein größerer physikalisch möglicher Zustandsraum der zu präzifizierenden Größe.

Die Zylinderausfahrlänge l_{Hub} wird unabhängig von $t_{\text{Präd}}$ für Zeitbereiche (ZB) mit konstanten Signalwerten ($\dot{l}_{\text{Hub}} \approx 0$) sehr gut präzidiert. Zu ZBs mit negativem Gradienten ($\dot{l}_{\text{Hub}} < 0$) erfolgt die Prädiktion besser als für ZBs mit positiven Gradienten ($\dot{l}_{\text{Hub}} > 0$). Dies gilt insbesondere für sich ändernde Gradienten ($\dot{l}_{\text{Hub}} \neq 0$).

Die Prädiktoren weisen vor den Einfahrvorgängen der Zylinder ($\dot{l}_{\text{Hub}} < 0$) reproduzierbare Muster auf, sodass sämtliche Zylindereinfahrvorgänge gut erkannt werden können. Eine weitere Analyse zeigt, dass die Kippzylinderprädiktoren zu ZBs des Auskippens der Schaufel, das heißt kurz vor dem Einfahren des Hubzylinders, ein periodisches Verhalten aufweisen. Dieses wird durch die SGP eindeutig erkannt, was selbst bei großen Prädiktionshorizonten zu einer hohen Güte der Modelle führt.

Bei den Ausfahrvorgängen ($\dot{l}_{\text{Hub}} > 0$) des Hubzylinders, d.h. beim Grabvorgang des BL-Zustands und dem Hebevorgang des AL-Zustands, sind für große Prädiktionshorizonte signifikante Abweichungen zwischen Messung und Prädiktion erkennbar. Für den Zustand BL sind die Unterschiede auf inhomogene Materialeigenschaften des Haufwerks und eine sich ändernde Haufwerksposition aufgrund einer abtragsbedingten Geometrieänderung des Haufwerks zurückzuführen. Veränderungen der Be- und Abladepositionen sowie sich ändernde Fahrstrecken zwischen den Haufwerken, vgl. hierzu [118], bieten einen möglichen Erklärungsansatz für die verzögerte Prädiktion der Hubzylinderbewegung zu Beginn des Zustands AL.

Die Werte der Zylinderkraft F_{Hub} werden während einer konstanten Zylinderausfahrlänge gut präzidiert. Beim Grabprozess kommt es zu einer teilweisen Überschätzung der Zylinderkraft bei steigenden Prädiktionshorizonten. Auch hier wird die Ursache in der Materialinhomogenität vermutet, welche durch die Prädiktion nicht berücksichtigt wird.

Zu ZBs mit wiederkehrende Auslenkungen des Hubzylinders werden für geringe Prädiktionshorizonte die Bedienervorgaben $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$ gut präzidiert. Bedienerinduzierte, kurzzeitige und spontane Korrekturimpulse zur genauen Positionierung der Schaufel weisen hingegen eine geringe Prädiktionsgüte auf.

Weiter ist zu erkennen, dass die Prädiktion zu diesen Zeitpunkten die Ansteuerung betragsmäßig unterschätzt und damit die Prädiktion betragsmäßig kleiner ist als die der gemessenen Bedienerangaben.

Als merkmalsbasierte Vergleichstechnik dient das in Kapitel 4.3.5 vorgestellte Verfahren nach Geers (GCEF), Gleichungen (3.7) bis (3.9). Die Bewertung der einzelnen Größen Z_t erfolgt für unterschiedliche Prädiktionshorizonte sowohl für alle Zeitpunkte, als auch für ZBs mit positiven Gradienten ($\dot{Z}_t > 0$) und ZBs mit negativen Gradienten ($\dot{Z}_t < 0$). Dabei werden die prädizierten Werte $\bar{Z}_{t_{\text{Präd}},t}$ mit den tatsächlichen Werten Z_t verglichen. Da es sich bei der Prädiktion um ein Modell handelt, erfolgt die Bewertung der Fehlerwerte nach Kapitel 4.3.5: Betragsmäßige Abweichungen von 20 % bis 30 % werden als akzeptabel, Werte kleiner 20 % als gut und Werte kleiner 10 % als sehr gut bewertet.

Die Ergebnisse für Zyklen von MB 3 sind der Tabelle 6.11 zu entnehmen.

Tabelle 6.11:SGP – Validierung Hubzylindergrößen (GCEF)

Größe Z	$M_{G,BT}(Z)$ in %			$P_{G,BT}(Z)$ in %			$C_{G,BT}(Z)$ in %		
	0,5 s	2,5 s	5,0 s	0,5 s	2,5 s	5,0 s	0,5 s	2,5 s	5,0 s
$t_{\text{Präd}}$									
Alle Zeitpunkte									
l_{Hub}	-0,5	-2,5	-4,9	0,3	1,4	2,4	0,6	2,8	5,4
F_{Hub}	-0,9	0,7	-2,7	2,9	5,6	4,4	3,1	5,6	5,2
$\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$	-13,7	-15,2	-21,6	15,1	23,0	26,9	20,4	27,5	34,5
Zeitbereiche (ZB) mit positivem Gradienten									
l_{Hub}	-5,0	-12,5	-18,5	0,3	1,6	1,8	5,0	12,6	18,6
F_{Hub}	-5,1	-4,3	-9,0	4,1	7,3	5,0	6,6	8,4	10,3
$\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$	-26,8	-18,5	-28,4	28,7	29,0	31,7	39,2	34,4	42,6
Zeitbereiche (ZB) mit negativem Gradienten									
l_{Hub}	8,2	0,6	-7,4	1,1	2,6	7,0	8,3	2,6	10,2
F_{Hub}	-4,4	-2,7	-7,4	4,1	6,4	5,3	6,1	6,9	9,1
$\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$	-3,3	-4,6	-13,2	17,0	20,5	23,9	17,3	21,0	27,3

Ein großer Prädiktionshorizont geht mit erhöhten Fehlerwerten einher. Über den gesamten ZB betrachtet ergeben sich sehr gute Ergebnisse für die Kraft und Zylinderweggrößen des Hubzylinders. Die höheren, aber immer noch weitestgehend akzeptablen Fehlerwerte in den Vorsteuersignalen sind auf die dynamischen Nachsteuerungen durch den MB zurückzuführen. Die Segmentierung in Bereiche mit Gradienten kleiner bzw. größer null führt tendenziell zu einer Vergrößerung der Fehlerwerte. Für große Prädiktionshorizonte werden die ZBs mit negativen Gradienten besser prädiziert als ZBs mit positiven Gradienten. Dies deckt sich mit den Beobachtungen des graphischen Vergleichs. Für kleine Prädiktionshorizonte ist ein großengreifender Trend nicht zu erkennen.

Für eine Relativierung der Fehlergrößen wird die BT-basierende Prädiktion mit komplexitätsreduzierten mathematischen Prädiktionsansätzen verglichen. Durch einen linearen Interpolationsansatz (LIN) können auf Basis vorangegangener Ereignisse zukünftige Zustände durch $\tilde{Z}_{\text{LIN},t_{\text{Präd}},t}$ abgeschätzt werden.

$$\tilde{Z}_{\text{LIN},t_{\text{Präd}},t} = \tilde{Z}_{t-t_{\text{Präd}}} + \int_{t-2 \cdot t_{\text{Präd}}}^{t-t_{\text{Präd}}} \dot{Z}_{\tau} d\tau \quad (6.31)$$

Dem Ansatz liegt zugrunde, dass der Gradient der Größe für den zu prädizierenden Zeitpunkt der mittleren Änderungen im vergangenen Zeitbereich entspricht.

Für den Zeitraum innerhalb des Prädiktionshorizontes wird, unter der Annahme eines statischen Systems ($\dot{Z}_t = 0$), das vereinfachte Referenzmodell (RFM) einer um $t_{\text{Präd}}$ verschobenen Größe eingeführt. Zum aktuellen Zeitpunkt t liegt nach Definition der gleiche Wert für die Prädiktion vor, wie zum Zeitpunkt $t - t_{\text{Präd}}$ für die Größe selbst.

$$\tilde{Z}_{\text{RFM},t_{\text{Präd}},t} = Z_{t-t_{\text{Präd}}} \quad (6.32)$$

Der Gesamtfehler nach Geers wird für die BT basierende Prädiktion $C_{\text{G,BT}}(Z)$ und den linearen Interpolationsansatz $C_{\text{G,LIN}}(Z)$ mit der Fehlergröße der zeitlich verschobenen Größe $C_{\text{G,RFM}}(Z)$ relativ in einen Zusammenhang gebracht.

$$C'_{G,BT}(Z) = \frac{C_{G,BT}(Z)}{C_{G,RFM}(Z)} \text{ bzw. } C'_{G,LIN}(Z) = \frac{C_{G,LIN}(Z)}{C_{G,RFM}(Z)} \quad (6.33)$$

Abbildung 6.22 zeigt die relativen Gesamtfehlerwerte bei der Prädiktion der Hubzylindergrößen für Zyklen von MB 1, MB 2 und MB 3. Die Strichpunktlinien geben die relativen Fehlerwerte für den linearen Prädiktions-Modellansatz an. Die Volllinien zeigen die relativen Fehler für die BT basierende Prädiktion. Die schwarze Strichlinie kennzeichnet den relativen Fehler der verschobenen Größe zu sich selbst. Dieser ist definitionsgemäß stets 1. Ergebnisse unterhalb der horizontalen Linie ($C'_G(Z) < 1$) kennzeichnen Modelle, welche bessere Ergebnisse liefern als eine um $t_{\text{Präd}}$ zeitlich verschobene Größe RFM. Liegen die Fehlerwerte einer Prädiktion oberhalb dieser Linie ($C'_G(Z) > 1$) ist die verwendete Prädiktionsmethode schlechter.

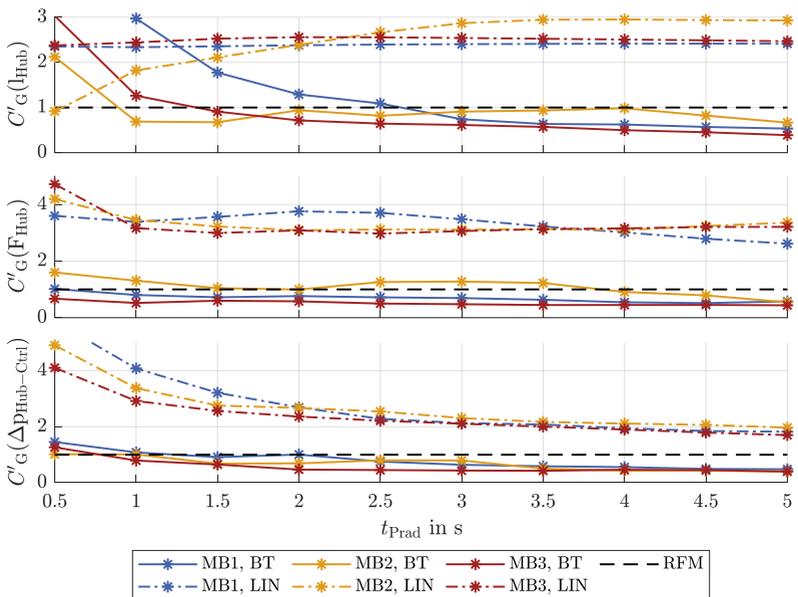


Abbildung 6.22: SGP – relative GCEFs

Es kann beobachtet werden, dass mit steigendem Prädiktionshorizont $t_{\text{Präd}}$ der relative Fehler $C'_{G, \text{BT}}(Z)$ aller zu prädizierenden Größen tendenziell abnimmt. Die beiden unerfahrenen MB 1 und MB 3 weisen meistens eine bessere Prädiktion als der erfahreneren MB 2 auf. Dies deutet darauf hin, dass gerade unerfahrene MBs eher eine periodisch wiederkehrende Bedienercharakteristik aufweisen.

Für die Prädiktion des Hubzylinderweges l_{Hub} und für Prädiktionshorizonte $t_{\text{Präd}} < 1$ s führt die Verwendung von BTs zu großen relativen Fehlerwerten. Die Prädiktion über den LIN-Ansatz ist hier für zwei der MBs mit einem geringeren Gesamtfehler verbunden. Für steigende Prädiktionshorizonte sinkt der relative Fehler der BT basierenden Modelle ab, sodass für $t_{\text{Präd}} > 2,5$ s die Fehlerwerte $C'_{G, \text{BT}}(Z) < 1$ sind. Die Prädiktion mittels des LIN-Ansatzes bei Prädiktionshorizonten $t_{\text{Präd}} > 1$ s führt für alle MBs zu relativen Fehlerwerten $C'_{G, \text{LIN}}(Z) > 2$.

Bei der Prädiktion der Zylinderkräfte F_{Hub} weisen die BTs mit $C'_{G, \text{BT}}(Z) < 2$ eine höhere Güte als die linearen Ansätze mit $C'_{G, \text{LIN}}(Z) > 2$ auf. Mit Ausnahme von MB 2 ist bei Prädiktionshorizonten von $t_{\text{Präd}} > 0,5$ s die Prädiktion über BTs genauer als die einer einfachen Signalverschiebung.

Für eine Prädiktion des Bedienersignals $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$ eignen sich BTs schon bei kleinen Prädiktionshorizonten. Die Fehlerwerte des LIN-Ansatzes $C'_{G, \text{LIN}}(Z)$ sind um mindestens den Faktor größer 2 schlechter als die der BT-Prädiktion und für alle betrachteten Prädiktionshorizonte schlechter als die verschobene Größe.

Zusammenfassend ist eine Prädiktion wesentlicher Systemgrößen möglich. Größen zu Zeitpunkten mit negativen Gradienten werden tendenziell besser erkannt als jene mit positivem Gradienten. Jede der prädizierten Größen zeigt Charakteristika in einzelnen Zeitabschnitten eines Zyklus, an denen die Prädiktion eine Signaländerung zu früh oder auch zu spät erkennt. Fehler in der Prädiktion können daher insbesondere bei kleinen Korrekturingriffen durch den MB nicht ausgeschlossen werden. BT basierende Verfahren liefern im merkmalsbasierten Vergleich bessere Ergebnisse, als einfache LIN-Ansätze.

Analoge Berechnungen mit KNNs mit MLP-Struktur zeigen Ergebnisse, die denen der BTs ähnlich sind. Die Trainingszeit der KNNs ist um mehr als den Faktor 10 größer als die der BTs, die KNNs benötigen aber um den Faktor 5 weniger Speicherplatz.

Weitere Untersuchungen haben gezeigt, dass eine Prädiktion des Maschinen- und Bedienerverhaltens trotz identischer Arbeitsaufgabe starke Abweichungen zum tatsächlichen Verhalten zeigt, wenn das Prädiktionsmodell mit Daten eines anderen MB trainiert wird. Die Ergebnisse sind für schädigungsreduzierende Assistenzsysteme dann nicht nutzbar.

Ein der Modellübertragung zwischen unterschiedlichen MBs ähnlicher Effekt ist zu erwarten, wenn ein mit Messdaten trainiertes Modell für die Prädiktion von Bedieneraktionen in der Simulation verwendet wird. Auch wenn die Messung und Simulation eine sehr gute Übereinstimmung aufweisen, vgl. Kapitel 4.3.5, ist das Simulationsmodell grundsätzlich eine Vereinfachung des realen Systems. Dieses Modell ist im Vergleich zum realen System weniger Störgrößen ausgesetzt. Ein Beispiel hierfür ist die Kopplung zwischen MB und Radlader, welche in der Simulation auf eine visuelle Schnittstelle reduziert ist. Auswirkungen von Maschinenschwingungen auf das Verhalten des MB, wie zum Beispiel unbeabsichtigte Joystickbewegungen aufgrund von Maschinenschütterungen, sind nicht Bestandteil der Simulation.

Eine Anwendung der durch Messdaten trainierten Prädiktionsmodelle in der Simulation führt daher zu hohen Abweichungen. Abbildung 6.23 zeigt exemplarisch die Ergebnisse der Prädiktion der hubzylinderbeschreibenden Größen für einen Prädiktionshorizont von $t_{\text{Präd}} = 1,5 \text{ s}$ ($\tilde{Z}_{\text{BT}, 1.5\text{s}, t}$, rote Strichlinien).

Der Hubzylinderweg l_{Hub} und die Hubzylinderkraft F_{Hub} weisen qualitativ ähnliche Verläufe auf. Bei den Bedienervorgaben ist eine qualitative Übereinstimmung nicht erkennbar. Insgesamt ist eine akzeptable Prädiktion auf Basis von mit Messdaten trainierten Modellen für die Simulation nicht möglich.

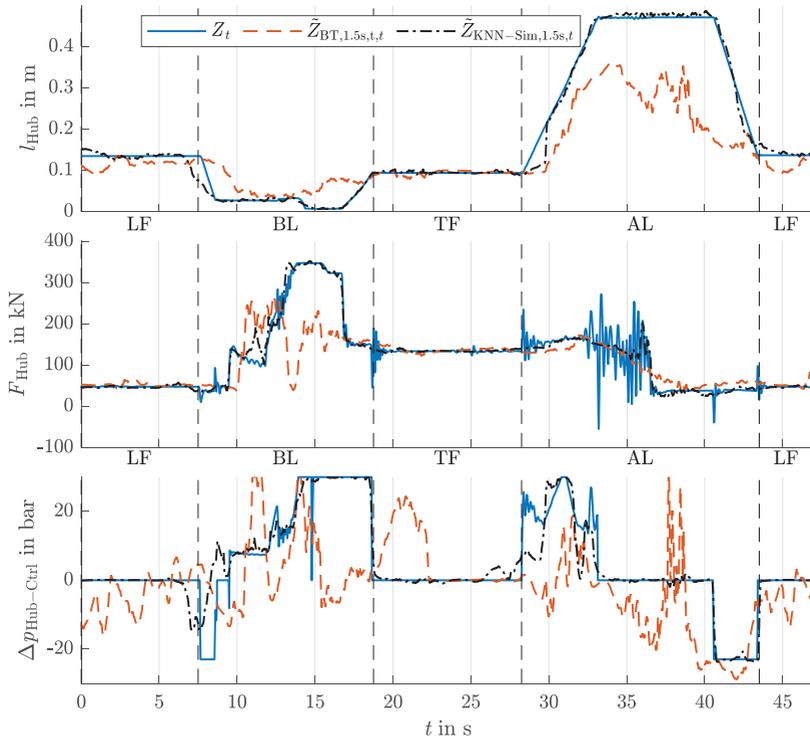


Abbildung 6.23: SGP – Einsatz des messdatenbasierten Prädiktionsmodells in der Simulation

Für die Simulation wird daher ein aus Kompatibilitätsgründen auf KNNs basierendes eigenes Prädiktionsmodell entwickelt. Als Trainingsdaten dienen Simulationsergebnisse aus je 10 Zyklen von AS 1 und AS 2. Dabei werden die prozess- und systembestimmenden Größen Haufwerksposition, Schüttgutmasse, Hub- und Kipppositionen während der Fahr- und Arbeitszustände, die Fahrgeschwindigkeit und die Inchpedalstellung variiert. Die Ergebnisse des Prädiktionsmoduls für die charakteristischen Hubzylindergrößen bei einem Prädiktionshorizont von $t_{\text{Präd}} = 1,5$ s sind in Abbildung 6.23 als schwarze Strichpunktlinien ($\tilde{Z}_{\text{KNN-Sim}, 1,5\text{s}, t}$) dargestellt.

Eine Prädiktion aller aufgezeigten Hubgrößen ist mit Hilfe von simulationsdatenbasierenden Modellen möglich. Die Fehler von zu früh oder zu spät prädizierten Zeitpunkten und den leicht abweichenden Gradienten resultieren aus der zufälligen Variation der prozess- und systembestimmenden Größen.

6.2.5 Schüttgutmassenerkennung (SME)

Die Schüttgutmasse und deren Position in der Schaufel haben einen wesentlichen Einfluss auf die Belastungen des Systems. Zur Bestimmung der Schüttgutmasse eignen sich physikalisch motivierte und datengestützte Ansätze, vgl. Kapitel 2.3.3. Der nachfolgende Ansatz ist physikalisch motiviert.

Für eine Schüttgutmassenerkennung muss die Position der Teilkomponenten der Hubkinematik zum betrachteten Zeitpunkt bekannt sein. Zur Bestimmung damit verbundener Winkel und Abstände wird die Hubkinematik als Starrkörpersystem angenommen. Das System der Z-Kinematik des Radladers besitzt zwei unabhängige Freiheitsgrade. Mittels der Zylinderausfahrlängen der Hub- und Kippzylinder können sämtliche Größen eindeutig bestimmt werden.

Die Bestimmung der Schüttgutmasse erfolgt über zwei Momentenbilanzen. Für die erste Bilanz wird zunächst die Schaufel mit dem Adapter von der Stange und der Schwinge freigeschnitten und ein Gleichgewicht um die Verbindung zur Schwinge aufgestellt, Gleichung (6.34).

$$F_{G,PL} \cdot x_{PL}^* = y_{St}^* \cdot \cos(\beta) \cdot F_{Ad} - F_{G,Ad} \cdot x_{Ad}^* - F_{G,Sc} \cdot x_{Sc}^* + F_{G,St} \cdot x_{St}^* \quad (6.34)$$

Unbekannte Größen dieses Gleichgewichts sind die Massenkraft $F_{G,PL}$ und der zugehörige Hebelarm x_{PL}^* . Die Kraft F_{Ad} , die von der Stange auf die Schaufel wirkt, wird mit Hilfe der aus den Drücken resultierenden Kippzylinderkraft und dem Hebelgesetz am Kraftumlenker bestimmt.

Abbildung 6.24 zeigt die relevanten Kräfte und geometrischen Maße für das um die Schaufelaufnahme (blauer Punkt) aufgestellte Gleichgewicht.

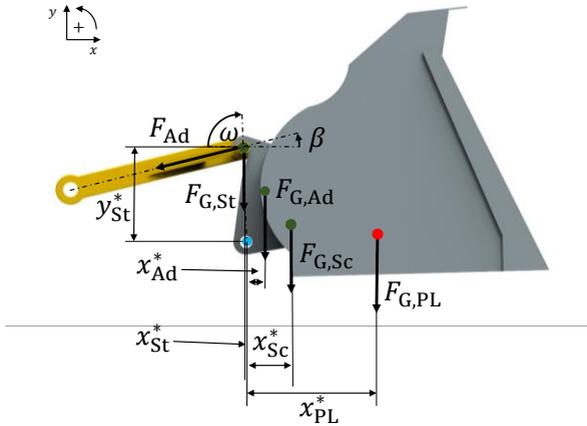


Abbildung 6.24: SME – Freischnitt Schaufel nach [6]

Der Freischnitt der Hubkinematik als Ganzes, vgl. Abbildung 6.25, dient zur Aufstellung der zweiten Momentenbilanz um den Lagerpunkt der Schwinde zum Vorderwagen des Radladers, Gleichung (6.35).

$$-G - F_{G,PL} \cdot x_{PL} - H \cdot \cos(\psi) \cdot F_{Kipp} + B \cdot \sin(\psi) \cdot F_{Kipp} - F_{Hub} \cdot \cos(\gamma) \cdot l_{AHZ} \cdot \sin(\varphi) + F_{Hub} \cdot \sin(\gamma) \cdot l_{AHZ} \cdot \cos(\varphi) = 0 \quad (6.35)$$

G ist das aus den einzelnen Gewichtskräften resultierende Moment, Gleichung (6.36).

$$G = F_{G,Sw} \cdot x_{Sw} + F_{G,Ul} \cdot x_{Ul} + F_{G,St} \cdot x_{St} + F_{G,Ad} \cdot x_{Ad} + F_{G,Sc} \cdot x_{Sc} \quad (6.36)$$

Die Kombination der beiden Gleichgewichte ermöglicht eine eindeutige Berechnung der Lastkraft des Schüttguts in der Schaufel und deren Angriffspunkt, Gleichung (6.37).

$$F_{G,PL} = \frac{1}{l_{Ad} \cdot \cos(\varphi^*)} \cdot (-H \cdot \cos(\psi) \cdot F_{Kipp} + B \cdot \sin(\psi) \cdot F_{Kipp} + F_{Hub} \cdot l_{AHZ} \cdot \sin(\gamma - \varphi) - G - F_{G,PL} \cdot x_{PL}^*) \quad (6.37)$$

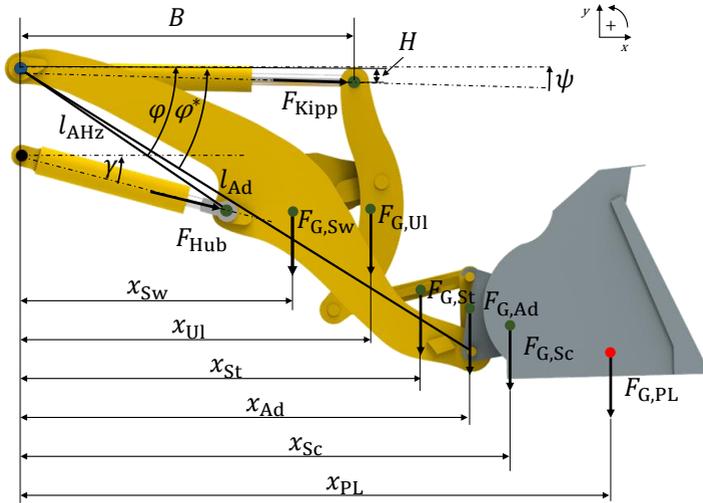


Abbildung 6.25: SME – Freischnitt Hubkinematik nach [6]

Mittels des Gravitationsgesetzes kann somit die Schüttgutmasse m_{PL} abgeleitet werden. Abweichungen, welche durch Reibungs- und Verspannungseffekte auftreten, werden anhand von Messreihen durch einen linearen Regressionsansatz kompensiert, Gleichung (6.38).

$$m_{PL,kalk} = \frac{F_{G,PL}}{g} + k_0 + k_1 \cdot \frac{F_{G,PL}}{g} + l_{Hub} \cdot k_2 \quad (6.38)$$

Die expliziten Parameter der Gleichung können dem Anhang, vgl. Tabelle A.2, entnommen werden.

Zur Validierung der SME werden die Ergebnisse weiterer Messreihen verwendet. Jede der Messreihen beinhaltet Messungen von bis zu 30 sich ändernden Hub- und Kippzylinderstellungen mit konstanter Schüttgutmasse. Verschiedene Umgebungsbedingungen, wie beispielsweise variierenden Außentemperaturen und Schüttgutbeschaffenheiten, dienen zur Prüfung der Robustheit des Modells.

Abbildung 6.26 zeigt 50 Validierungsergebnisse der SME von vier über das gesamte Nutzlastspektrum verteilte Messreihen.

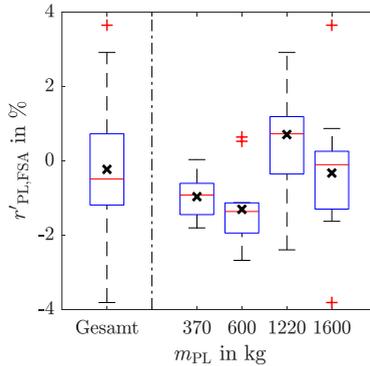


Abbildung 6.26: SME – Validierung nach [6]

Die Abweichungen sind als relative Full-Scale-Abweichung (FSA) $r'_{PL,FSA}$ dargestellt, d.h. der absolut auftretende Fehler zwischen Berechnung und Messungen ($m_{PL,kalk} - m_{PL,mess}$), geteilt durch die maximale Schüttgutmasse $m_{PL,max} = 2.000$ kg, Gleichung (6.39).

$$r'_{PL,FSA} = \frac{(m_{PL,kalk} - m_{PL,mess})}{m_{PL,max}} \quad (6.39)$$

Über den gesamten Messbereich beträgt die relative Abweichung im Median $r'_{PL,FSA,med} = -0,5$ %. 50 % der untersuchten Datenpunkte können mit einem relativen Fehler von $r'_{PL,FSA} \in [-1,2 \% ; 0,7 \%]$ abgeschätzt werden. Tendenziell wird die Schüttgutmasse leicht unterschätzt. Ein masseabhängiger Trend ist dabei nicht zu erkennen, lediglich der Interquartilsabstand als Maß für die Streuung nimmt mit zunehmender Masse weiter zu. Die Auswertung weist auf größere Abweichungen bei maximalen und minimalen Ausfahrhuben der Zylinder hin. Diese Abweichungen werden durch die teilweise nur abgeschätzten Geometriemaße der Komponenten begründet.

Der Ansatz gilt nur für statische und quasistatische Betriebspunkte, d.h. für Betriebspunkte ohne Beschleunigungsvorgänge der Einzelkomponenten der Hubgerüstkinematik. Im auf den Beladevorgang folgenden Fahrprozess (Zustand TF) erfolgt keine Ansteuerung der Hubgerüstkinematik, wodurch ein quasistatischer Zustand vorliegt. Ab diesem Zustand kann bis zum Abladeprozess die Schüttgutmasse in der Schaufel als bekannt vorausgesetzt werden.

Zusammenfassend können die Schüttgutmassen für die Assistenzsysteme hinreichend genau bestimmt werden. Tabelle 6.12 zeigt die wesentlichen Parameter der SME.

Tabelle 6.12:SME – Parameter

Parameter	Größe
Verfahren	Analytisch und lineare Regression
Eingangssignale (Prädiktoren)	Zylinderausfahrlängen l_{Hub} , l_{Kipp} , Zylinderkräfte F_{Hub} , F_{Kipp}

Eine detailliertere Beschreibung der entwickelten SME kann [6] entnommen werden.

6.2.6 Schwingungszustandserkennung (SZE)

Beim Radlader fungieren die Reifen und die Hubgerüsthydraulik als Hauptfederelemente des Systems. Schwingende Komponenten induzieren aufgrund ihrer Bewegung Kräfte und Momente in angrenzende Systeme. Die Folge sind eine erhöhte Belastung und eine häufig damit einhergehende Schädigung von Komponenten. Sind die charakteristischen Schwingungsgrößen eines Systems zu jedem Zeitpunkt bekannt, so können Steuerungsparameter auf den aktuellen Schwingungszustand angepasst werden. Für die in dieser Arbeit untersuchten Komponenten sind insbesondere die charakteristischen Größen der Arbeitshydraulik und der Radaufstandskräfte von Bedeutung.

Der Radlader bildet mit seinen Massepunkten ein schwingendes System. Die Schwingungseigenschaften (Eigen- und Resonanzfrequenzen, Steifigkeiten

und Dämpfung) sind neben der Lage, dem Gewicht und der Massenträgheit der einzelnen Punkte von federnden und dämpfenden Elementen abhängig. Die maximale Anzahl der Eigenfrequenzen entspricht den Freiheitsgraden eines Systems. Wenn Systeme in ihrer Eigenfrequenz schwingen, dann liegt weder eine Anregung noch eine Dämpfung vor. Resonanzfrequenzen beschreiben wiederum die Frequenzen eines schwingenden Systems in Folge einer äußeren Anregung. Die Resonanz- und Eigenfrequenzen eines schwingenden Systems liegen bei schwach gedämpften Systemen nah beieinander. Es wird daher im Folgenden lediglich von Eigenfrequenzen f_0 gesprochen. [119]

Auf Basis der relativen Schaufelposition zum Vorderwagen und der Schüttgutmassen in der Schaufel kann die Eigenfrequenz approximiert werden. Da die Entwicklung und der Test der Assistenzsysteme in der Simulation erfolgen, werden die Frequenzen für das Simulationsmodell ermittelt. Die Teilsysteme werden durch einen Dirac-Impuls zu Schwingungen angeregt. Die stoßartige Impulseinleitung erfolgt an der Schaufelspitze des Radladers, vgl. Abbildung 6.27.

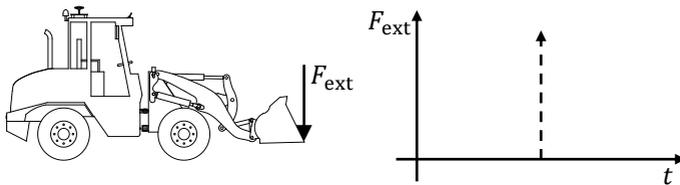


Abbildung 6.27: SZE – Sprunghafte Anregung (Dirac-Impuls)

Zeitdiskrete Signale der Systemantworten auf den eingeleiteten Impuls werden mittels einer FFT in ihre jeweiligen Frequenzanteile zerlegt und erlauben damit eine Bestimmung der Eigenfrequenzen. Aufgrund der hohen Komplexität des entwickelten Maschinenmodells wird auf eine analytische Herleitung auf Basis von Bewegungs- und Druckaufbaugleichungen verzichtet.

Abbildung 6.28 zeigt die Ergebnisse der FFT-Analyse der Hub-, Kipp- und Achssysteme für einen exemplarischen Beladungs- und Belastungszustand des Systems ($l_{\text{Hub}} = 450 \text{ mm}$, $l_{\text{Kipp}} = 420 \text{ mm}$ und $m_{\text{PL}} = 1.600 \text{ kg}$).

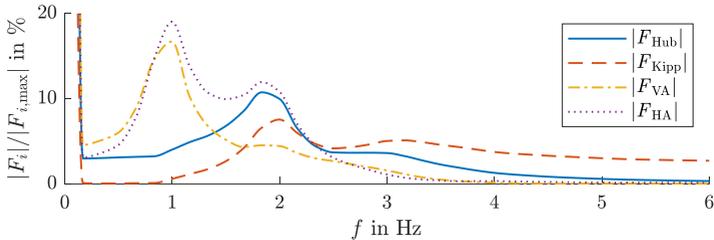


Abbildung 6.28: SZE – Exemplarischer Frequenzverlauf

Die Überlagerung der Schwingungen der einzelnen Teilsysteme führt dazu, dass in den betrachteten Signalen die gleichen Frequenzen aber zu unterschiedlichen Anteilen zu finden sind. Die Achsen haben ihren größten Anteil der Schwingung im Frequenzbereich um 1 Hz, die Hub- und Kippzylinder in einem Frequenzbereich um 2 Hz. Die niedrigeren Frequenzen sind dem Feder-Dämpfer-System Reifen-Untergrund zuzuordnen, die höheren Frequenzen den Schwingungs- und Dämpfungseigenschaften der Arbeitshydraulik und -kinematik. Lokale Maxima der Zylinderfrequenzen sind ebenfalls in den Achslast-schwingungen zu finden und umgekehrt. Dies ist durch die Wechselwirkung der Systeme zu begründen.

Abbildung 6.29 links zeigt die Eigenfrequenzen des Systems in Abhängigkeit der Hubzylinderausfahrhöhe (l_{Hub}), des Kippzylinderausfahrhubs (l_{Kipp}) und des Schüttgutmasse (m_{PL}) am Beispiel der Frequenzen $f_{0,\text{Hub}}$ der auf den Hubzylinder (links) wirkenden Kräfte.

Mit steigendem Hubzylinderausfahrhub sinkt, bedingt durch die höheren Lastkräfte und dem zunehmenden Volumen der Ölsäule zwischen Ventilblock und Zylinder, die Eigenfrequenz des Systems. Ein zunehmender Ausfahrhub des Kippzylinders resultiert in einer leichten Steigerung der Eigenfrequenz. Eine höhere Schüttgutmasse führt zu niedrigeren Eigenfrequenzen.

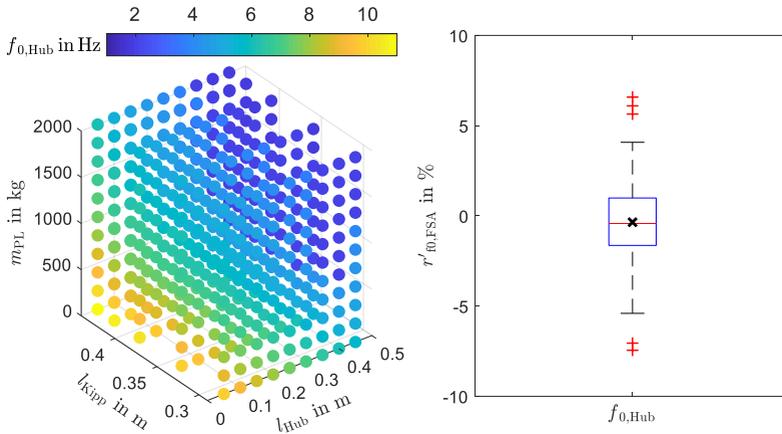


Abbildung 6.29: SZE – links Eigenfrequenzen Hubsystem, rechts Approximationsgüte

Die Approximation dieser Zusammenhänge über mathematische Zusammenhänge ermöglicht eine Bestimmung der Systemzustände. Hierfür wird ein KNN mit MLP-Struktur trainiert. Die SZE ist eine Regressionsaufgabe, deren kategorischen Attributwerte die Eigenfrequenzen der Systeme sind. Mittels der Bayes'schen Optimierung [120] sind die Hyperparameter Lernrate η , die Anzahl verborgener Schichten N_{VS} und die Anzahl der Neuronen je Schicht \vec{N}_{NS} optimiert worden. Das KNN besteht dabei aus drei inneren Schichten mit jeweils bis zu 20 Neuronen.

Für den Trainings- und Validierungsprozess stehen 398 Datensätze zur Verfügung, die in Abhängigkeit der Einflussgrößen l_{Hub} , l_{Kipp} und m_{PL} die jeweiligen Eigenfrequenzen $f_{0,j}$ der Systeme $j \in \{\text{Hub}; \text{Kipp}; \text{VA}; \text{HA}\}$ liefern. Die Aufteilung der Datensätze erfolgt zufällig und nach dem Prinzip der Hold-Out-Validierung. 70 % der Daten (277 Datensätze) werden zum Training und 30 % der Daten (119 Datensätze) zur Validierung verwendet.

Abbildung 6.29 rechts zeigt exemplarisch die Ergebnisse für die SZE am Beispiel des Hubsystems. Die Bewertung erfolgt als relative FSA $r'_{f_{0,FSA}}$, d.h. der

absolut auftretende Fehler zwischen KNN-Berechnung und der Auswertung der Simulationsläufe ($f_{0,\text{KNN}} - f_{0,\text{Sim}}$), geteilt durch maximalen Frequenz $f_{0,\text{max}} = 10 \text{ Hz}$, Gleichung (6.40).

$$r'_{f_{0,\text{FSA}}} = \frac{(f_{0,\text{KNN}} - f_{0,\text{Sim}})}{f_{0,\text{max}}} \quad (6.40)$$

Das KNN zeigt eine gute Korrelation zu den tatsächlichen Frequenzen im Hydrauliksystem. Die relative mediane Abweichung beträgt $r'_{\text{FSA},f_{0,\text{med}}} = -0,4 \%$. 50 % der Werte können mit einem relativen Fehler von $r'_{f_{0,\text{FSA}}} \in [-1,6 \%; 1,0 \%]$ abgeschätzt werden.

Zusammenfassend können die Eigenfrequenzen der einzelnen Teilsysteme hinreichend genau bestimmt werden. Tabelle 6.13 zeigt die wesentlichen Parameter der SZE.

Tabelle 6.13: SZE – ML-Parameter

Parameter	Größe
ML-Verfahren	Künstliches neuronales Netzwerk (KNN)
Eingangssignale (Prädiktoren)	Schüttgutmasse m_{PL} Zylinderausfahrlängen $l_{\text{Hub}}, l_{\text{Kipp}}$
Hyperparameter 1: N_{VS}	3
Hyperparameter 2: \vec{N}_{NS}	(3, 20, 14, 5, 1)
Lernrate η	0,81
Aktivierungsfunktion	Tangens-Hyperbolicus
Trainings-Algorithmus	Levenberg-Marquardt Backpropagation

6.3 Schädigungsmodule

Die in Kapitel 4.3.4 vorgestellten Schädigungsmodelle basieren auf komplexen physikalischen und werkstoffbedingten Zusammenhängen. Die Modellkomplexität und der Berechnungsaufwand sind proportional zum berücksichtigten Detailierungsgrad. Die Verwendung dieser Modelle ist auf heute

gängigen Maschinensteuerungssystemen nicht möglich. Auf Basis der Ergebnisse der komplexen Modellansätze werden vereinfachte Modelle auf Basis physikalischer oder datenbasierter Motivation abgeleitet und diese zur Berechnung der Bauteilschädigung verwendet.

Im Folgenden werden für die Schwinge und die Hydraulikpumpe zwei komplexitätsreduzierte Modellansätze vorgestellt. Die Ansätze werden über einen Vergleich mit den entsprechenden Modellen aus Kapitel 4.3.4 validiert.

Das Schädigungsmodell der Achse aus Kapitel 4.3.4.2 stellt bereits einen vereinfachten und echtzeitfähigen Ansatz (KAM) dar und bedarf daher keiner Komplexitätsreduktion.

6.3.1 Komplexitätsreduziertes Schwingenmodell (KSM)

Das komplexitätsreduzierte Schwingenmodell (KSM) basiert für die beiden höchstbelasteten Stellen der Schwinge (Sw-La und Sw-Ul) auf einem physikalischen Kerbmodell.

Die ermüdungsrelevante Belastung wird hierfür auf eine Zugnormalspannung mit überlagertem Kerbeffekt reduziert. Diese Annahme kann getroffen werden, da die mittels der Finiten-Elemente-Methode (FEM) berechneten von-Mises-Vergleichsspannungen, vgl. Kapitel 4.3.4.1, eine Abweichung $<5\%$ zur Normalspannung in Richtung der äußeren Kraft aufweisen und damit diese Spannungen nahezu identisch sind. Unter dieser Annahme wird für jeden Lastfall zunächst eine Nominalspannung σ_{nom} berechnet, die sich aus der im Lager anliegenden Kraft und der dazu senkrechten Fläche ergibt. Der Belastungsfall kann durch eine Überlagerung zweier Kerbtheorien nach Peterson [121] beschrieben werden: eine exzentrische, asymmetrische Bohrung und eine Gelenkkerbe.

Für diese Kerbtheorien gibt es nach [121] analytische Lösungen, die nur von geometrischen Verhältnisfaktoren abhängen. Abbildung 6.30 zeigt links die

Größen für die Lageranbindung (Sw-La) und rechts die Größen für die Schwinge-Kraftumlenker (Sw-UI)-Anbindung.

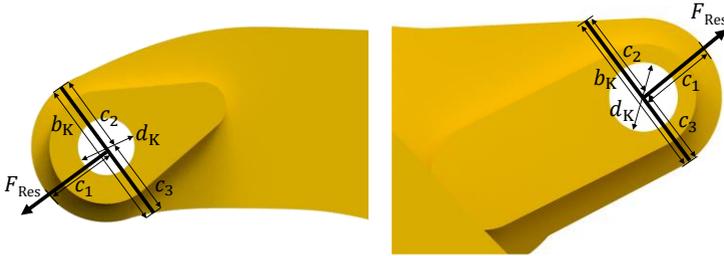


Abbildung 6.30: KSM – Vereinfachungen: links Sw-La, rechts Sw-UI [6]

Für die Theorie der asymmetrischen Bohrung werden nach [121] die Faktoren $\frac{c_2}{c_3}$ und $\frac{d_K}{c_3}$ eingeführt. Bei der Theorie der Gelenkerbe werden nach [121] die Faktoren $\frac{c_1}{b_K}$ und $\frac{d_K}{b_K}$ verwendet. Dabei gibt b_K die Breite der Platte an, c_1 ist der Abstand des Bohrungsmittelpunkts zur Außenseite des Bauteils in Krafrichtung und d_K der Durchmesser der Bohrung.

Gleichung (6.41) zeigt die Funktion, welche auf Basis eines Kerbspannungsfaktors $K_{K,i}$ und der Nominalspannung $\sigma_{\text{nom},i}$ eine Maximalspannung $\sigma_{\text{max},i}$ im schädigungskritischen Punkt $i \in \{\text{Sw-La} ; \text{Sw-UI}\}$ angibt.

$$\sigma_{\text{max},i} = K_{K,i} \left(\frac{c_{2,i}}{c_{3,i}}, \frac{d_{K,i}}{c_{3,i}}, \frac{c_{1,i}}{b_{K,i}}, \frac{d_{K,i}}{b_{K,i}} \right) \cdot \sigma_{\text{nom},i} \quad (6.41)$$

Der Kerbfaktor $K_{K,i}$ wird als Subfunktion von allen Faktoren der beiden genannten Kerbtheorien dargestellt, Gleichung (6.42).

$$K_{K,i} = k_{0,i} + k_{1,i} \cdot \frac{c_{2,i}}{c_{3,i}} + k_{2,i} \cdot \frac{d_{K,i}}{c_{3,i}} + k_{3,i} \cdot \frac{d_{K,i}}{b_{K,i}} + k_{4,i} \cdot \frac{c_{1,i}}{b_{K,i}} \quad (6.42)$$

Für die Parametrierung der Funktion werden mit dem FEM-Modell aus Kapitel 4.3.4.1, unter Berücksichtigung der Methoden der statistischen Versuchsplanung, ein über den gesamten Parameterbereich (618 Lastfälle) verteilter

FEM-Lösungsraum erzeugt. Auf Basis der analytischen Berechnung der nominalen Spannung $\sigma_{\text{nom},i}$ mit

$$\sigma_{\text{nom},i} = \frac{F_{\text{Res},i}}{(b_K - d_K) \cdot b} \quad (6.43)$$

können mittels der linearen Regression die Parameter der Kerbfaktorenfunktion $K_{K,i} \left(\frac{c_{2,i}}{c_{3,i}}, \frac{d_{K,i}}{c_{3,i}}, \frac{c_{1,i}}{b_{K,i}}, \frac{d_{K,i}}{b_{K,i}} \right)$ ermittelt werden. Für die Parameterermittlung werden 204 der 618 zur Verfügung stehenden Datensätze verwendet.

Die Genauigkeit, die bei der FEM-Lösung erzielt wird, hat einen signifikanten Einfluss auf die Güte des Kerbmodells. So steigt im Regelfall die Genauigkeit der Ergebnisse mit der Anzahl der FEM-Knoten, was häufig in einer höheren Spannung im Betrachtungspunkt resultiert. Zur nachfolgenden Berechnung wurde ein Modell der Schwinge mit $2,5 \cdot 10^6$ Knoten verwendet.

Abbildung 6.31 zeigt die relative Spannungsabweichung der beiden Modelltypen für die hochbelasteten Stellen Sw-La und Sw-U1.

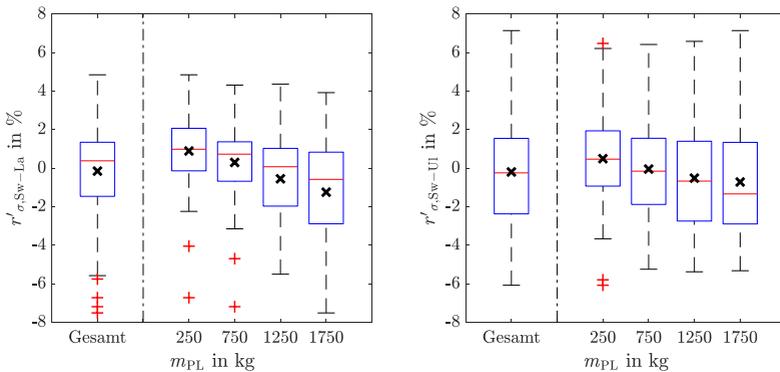


Abbildung 6.31: KSM – Approximationsgüte: links Sw-La, rechts Sw-U1

Dargestellt sind die Ergebnisse von 276 der 414 für die Validierung zur Verfügung stehenden Datensätzen mit vier verschiedenen Schüttgutmassen bei variierenden Zylinderausföhrübun. Die Abweichungen sind als relative Spannungsabweichungen $r'_{\sigma,i}$ an der Stelle i , definiert durch die Differenz der maximalen Spannungswerte ($\sigma_{\text{FEM},i} - \sigma_{\text{max},i}$) der beiden Ansätze geteilt durch den Spannungswert der FEM-Berechnung $\sigma_{\text{FEM},i}$, angegeben, Gleichung (6.44).

$$r'_{\sigma,i} = \frac{\sigma_{\text{FEM},i} - \sigma_{\text{max},i}}{\sigma_{\text{FEM},i}} \quad (6.44)$$

Der Modellvergleich liefert für das vereinfachte Modell sehr gute Ergebnisse, die Beträge des Medians der einzelnen Simulationsreihen sind kleiner 0,5 %:

$$r'_{\sigma,i,\text{med}} = \begin{cases} 0,39 \% & \text{für } i = \text{Sw-La} \\ -0,24 \% & \text{für } i = \text{Sw-UI} \end{cases} \quad (6.45)$$

Mit zunehmender Masse nimmt die Streuung zu. Das ist erkennbar an den zunehmenden Interquartilsabständen. 50 % aller Werte können mit einem relativen Fehler von

$$r'_{\sigma,i} \in \begin{cases} [-2,9 \% ; 2,1 \%] & \text{für } i = \text{Sw-La} \\ [-2,9 \% ; 1,9 \%] & \text{für } i = \text{Sw-UI} \end{cases} \quad (6.46)$$

abgeschätzt werden.

Die zeitlichen Spannungsverläufe der hochbelasteten Stellen können während des Betriebes durch eine Rainflow-Analyse geclustert und auf Basis der elementaren Form der Miner-Regel in Teilschädigungen transformiert, Gleichung (4.3), und zu einer Gesamtschädigung akkumuliert, Gleichung (4.4), werden.

Zusammenfassend bildet das KSM das physikalische Verhalten hinreichend genau ab und kann zur Entwicklung der Assistenzsysteme verwendet werden. Erste Ansätze des KSM wurden bereits in [6] publiziert.

Tabelle 6.14 zeigt abschließend die wesentlichen Parameter des KSM.

Tabelle 6.14:KSM – Parameter

Parameter	Größe
Verfahren	Analytisch und lineare Regression
Eingangssignale (Prädiktoren)	Zylinderausfahrlängen $l_{\text{Hub}}, l_{\text{Kipp}}$ Zylinderkräfte $F_{\text{Hub}}, F_{\text{Kipp}}$ Schüttgutmasse m_{PL}

Die durchschnittlich benötigte Rechenzeit für einen Lastpunkt beträgt unter Verwendung des komplexen FEM-Simulationsmodells $t_{\text{FEM}}=681$ s. Bei Anwendung des Kerbansatzes bei gleichem Rechner, vgl. Tabelle A.4 im Anhang, wird eine Verringerung der Rechenzeit auf durchschnittlich $t_{\text{lin}}=0,010$ s erreicht. Dies entspricht einer Reduktion um mehr als den Faktor 60.000.

6.3.2 Komplexitätsreduziertes Pumpenmodell (KPM)

Das komplexitätsreduzierte Pumpenmodell (KPM) ist eine Regressionsaufgabe, deren kategorische Attributwerte die Verschleißabträge in der Pumpe sind. Die Verschleißzusammenhänge in der Hydraulikpumpe werden mit Hilfe eines KNNs mit MLP-Struktur abgebildet. Das KNN besitzt dabei die drei Eingangsgrößen $n_{\text{VKM}}, p_{\text{FH,max}}$ und α_{Pumpe} . Die Viskosität des Hydraulikmediums wird unter der Annahme einer einsatztypischen Hydraulikmediumtemperatur von 70°C als konstant angenommen. Der Niederdruckbereich wird für jeden Belastungsfall als konstant, die Druckübergänge zwischen Hoch- und Niederdruckbereich als linear angenommen. Eine Änderung des Reibungszustands durch eine Aktualisierung der verschlissenen Buchsengeometrie wird nicht berücksichtigt. Die Buchse wird in 120 Elemente diskretisiert. Die 120 Ausgänge des KNNs geben den jeweiligen Verschleißabtrag der einzelnen Buchsenelemente an.

Unter Berücksichtigung der Methoden der statistischen Versuchsplanung dient der beschriebene Verschleißmodellierungsansatz zur Verschleißberechnung von 3394 über den gesamten Parameterbereich verteilte Eingangswertkombinationen. Die Datensätze werden nach dem Prinzip der Hold-Out-Validierung zu 70 % zum Training des Modells und zu 30 % zur Validierung verwendet.

Mittels der Bayes'schen Optimierung [120] sind die Hyperparameter Lernrate η , die Anzahl verborgener Schichten N_{VS} und die Anzahl der Neuronen je Schicht \vec{N}_{NS} optimiert worden. Als optimale Netzstruktur zeigt sich ein KNN mit drei verborgenen Schichten mit jeweils bis zu 20 Neuronen.

Der Vergleich des Verschleißabtrages erfolgt für alle 120 Buchsenelemente für alle 1018 Validierungsdatensätze zwischen der komplexen Simulation $V_{V,i}$ und der vereinfachten Modellberechnung mittels des KNNs $V_{V-KNN,i}$. Die relative Abweichung $r'_{V,i}$ ist die Differenz der beiden Modellansätze ($V_{V,i} - V_{V-KNN,i}$), bezogen auf den jeweiligen Wert des komplexen Modellansatzes $V_{V,i}$, Gleichung (6.47).

$$r'_{V,i} = \frac{V_{V,i} - V_{V-KNN,i}}{V_{V,i}} \quad (6.47)$$

Für eine Bewertung der Ergebnisse erfolgt die Auswertung für Betriebspunkte und Elemente einer Buchse mit einem Verschleißvolumen größer 1pm^3 pro Umdrehung (3,0 % der Daten), vgl. Abbildung 6.32.

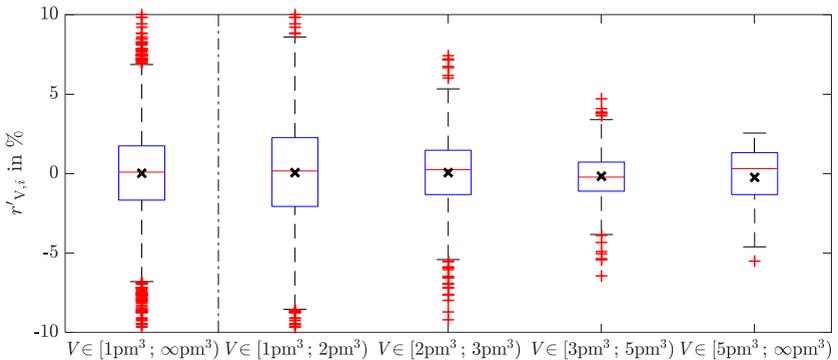


Abbildung 6.32: KPM – Approximationsgüte für Betriebspunkte und Buchsenelemente mit einem Verschleiß größer 1pm^3

50 % aller Werte können mit einer relativen Abweichung $r'_{V,i} \in [-2,1 \% ; 2,3 \%]$ abgeschätzt werden. Die Mediane mit $r'_{V,med} = 0,08 \%$ und der arithmetische Mittelwert mit $\bar{r}_V = 0,01 \%$ deuten auf keine Tendenz der Abweichungen hinsichtlich eines höheren oder niedrigeren Verschleißes hin. Eine detaillierte Auswertung der Betriebspunkte zeigt, dass die größten relativen Abweichungen tendenziell an Knoten-Betriebspunkt-Kombinationen mit geringerem Verschleiß auftreten. Kombinationen mit erhöhter Verschleißintensität stellen die für die Komponente kritischen Punkte dar und werden gut abgebildet.

Zusammenfassend bildet das KPM das physikalische Verhalten hinreichend genau ab und kann zur Entwicklung der Assistenzsysteme verwendet werden.

Tabelle 6.15 zeigt die wesentlichen Parameter des KPM.

Tabelle 6.15: KPM – ML-Parameter

Parameter	Größe
ML-Verfahren	Künstliches neuronales Netz (KNN)
Eingangssignale (Prädiktoren)	Drehzahl VKM n_{VKM} Hochdruck Fahrhydraulik $p_{FH,max}$ Pumpenschwenkwinkel α_{Pumpe}
Hyperparameter 1: N_{VS}	3
Hyperparameter 2: \vec{N}_{NS}	(3 , 17 , 17 , 20 , 120)
Lernrate η	0,33
Aktivierungsfunktion	Tangens-Hyperbolicus
Trainings-Algorithmus	Levenberg-Marquardt Backpropagation

Die durchschnittlich benötigte Rechenzeit für einen Lastpunkt beträgt unter Verwendung des komplexen Simulationsmodells $t_{SiKoBu} = 312$ s. Bei Anwendung des KNN bei gleichem Rechner, vgl. Tabelle A.4 im Anhang, wird eine Reduktion der Rechenzeit auf $t_{KNN} = 0,009$ s erreicht. Dies entspricht einer Reduktion der Rechenzeit um den Faktor 35.000.

7 Ergebnisse und Diskussion

In diesem Kapitel werden die entwickelten Assistenzsysteme auf ihre Anwendungseignung untersucht. Dieser Schritt erfolgt auf Basis des modellbasierten Entwicklungsansatzes. Hierfür werden die Assistenzsysteme für die in Kapitel 5 definierten Arbeitsszenarien (AS) in der virtuellen Entwicklungsumgebung appliziert und die Ergebnisse diskutiert. In Kapitel 7.1 wird der adaptive-lineare Regelungsansatz und in Kapitel 7.2 der prädiktive Ansatz zur Reduktion der Schwingenschädigung bei der Durchführung von AS 1 und AS 2 betrachtet. In Kapitel 7.3 wird der selbstlernende Steuerungsansatz zur Reduktion der Achsschädigung vorgestellt. Dieser wird in Kapitel 7.4 um einen adaptiven-linearen Ansatz erweitert.

Die Betriebszustands- (BZE), die Maschinenbediener- (MBE) und die Schüttgutmassenerkennung (SME) sind auf Basis von Messdaten aus realen Arbeitseinsätzen abgeleitet worden. Die korrekte Funktionsweise dieser Module wurde in Kapitel 6.2 nachgewiesen, sodass für die folgenden Betrachtungen davon ausgegangen werden kann, dass die entsprechenden Erkennungsgrößen eindeutig vorliegen. Bei der Systemgrößenprädiktion (SGP) und der Schwingungszustandserkennung (SZE) werden die auf Basis der Simulationsdaten entwickelten Modelle verwendet.

Die einzelnen Steuerungsmodule werden durch den relativen Vergleich D'_i der Schädigung mit Assistenzsystem $D_{mR,i}$ zum unregulierten System $D_{oR,i}$ bewertet, Gleichung (7.1).

$$D'_i = \frac{D_{mR,i}}{D_{oR,i}} \quad (7.1)$$

Die Berechnung erfolgt individuell für jeden Betriebszustand (Leerfahrt LF, Beladen BL, Transportfahrt TF, Abladen AL). Für einen Vergleich der Ergebnisse ist eine hohe Reproduzierbarkeit der Arbeitsszenarien notwendig. Die prozess- und systembestimmenden Größen Haufwerkspositionen, Schüttgut-

masse, Hub- und Kippzylinderpositionen während der Fahr- und Arbeitszustände sowie die Soll-Fahrgeschwindigkeit werden aus den Vorgaben der ASs aus Kapitel 5 übernommen.

7.1 Steuerungsmodul ALRA

Schädigungsverursachende Kraftschwingungen in der Hubgerüstschwinde treten beim Grabvorgang im Zustand BL und bei der Einleitung und dem Beenden einer Zylinderbewegung im Zustand AL auf. Im Steuerungsmodul ALRA werden auf Basis bedieneroptimierter Reglerparameter diese Schwingungen mittels einer adaptiven Regelung reduziert, vgl. Kapitel 6.1.1. Abbildung 7.1 zeigt für das AS 1 die relativen Komponentenschädigungen beim Einsatz der adaptiven-linearen Regelstrategie (jeweils rechts) im Vergleich zum unregulierten System (jeweils links).

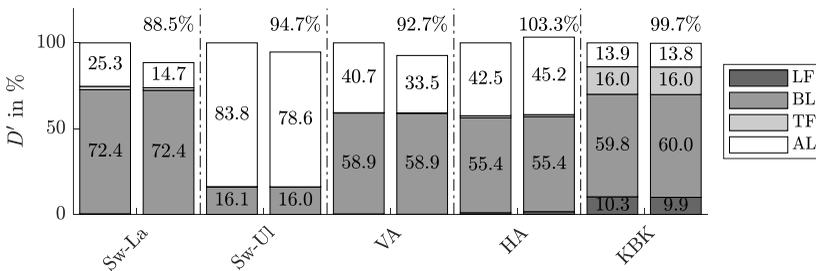


Abbildung 7.1: Ergebnisse ALRA – Schädigungsreduktion (AS 1)

Die über zwei Ladezyklen resultierende Schädigung kann im Schwingenlager (Sw-La) um 11,5 % und an der Schwinge-Kraftumlenker (Sw-UI) Anbindung um 5,3 % reduziert werden. Die Schädigungen der Vorderachse (VA) wird um 7,3 % reduziert, die der Hinterachse (HA) und der Pumpe (KBK) bleiben nahezu unverändert.

Abbildung 7.2 zeigt neben zyklusbeschreibenden (l_{Hub}) und belastungsdominierenden Größen (F_{Hub} , $\sigma_{\text{Sw-La}}$, $\sigma_{\text{Sw-U1}}$) auch die Steuer- ($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$) und Bedienvorgaben ($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl,mR(MB)}}$) des zweiten Ladezyklus von AS 1. Die blauen Volllinien kennzeichnen die Größen ohne aktives Assistenzsystem (oR), die roten Strichpunktlinien die mit Assistenzsystem (mR). Die schwarze Punktlinie für $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl(MB)}}$ zeigt den Bedieneranteil an dem Vorsteuersignal im assistierten System.

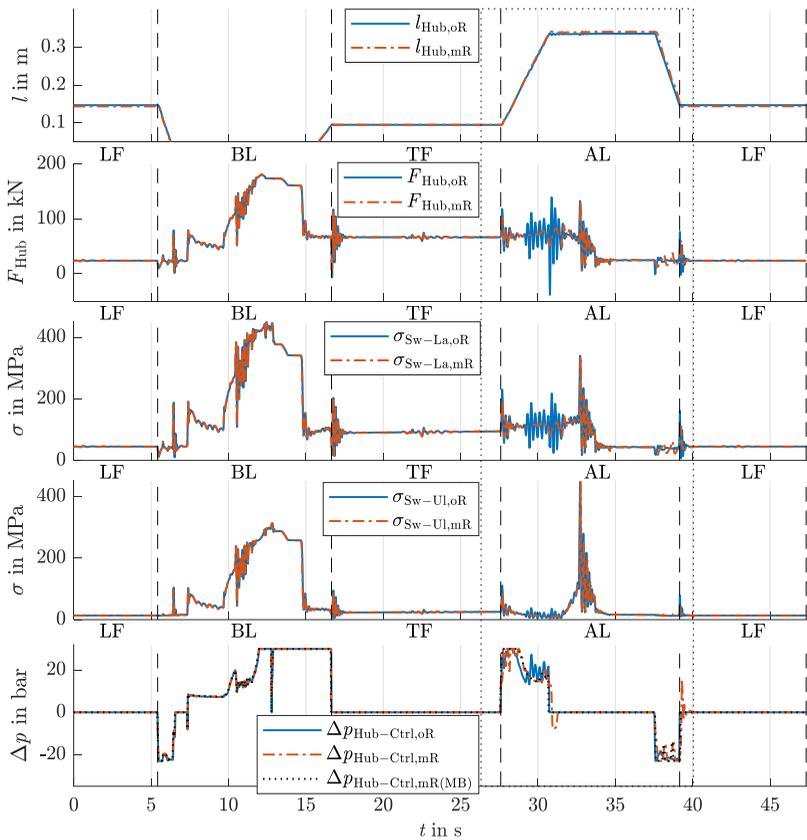


Abbildung 7.2: Ergebnisse ALRA – Gesamter Zyklus (AS 1)

Hohe Schwingungen im Kraft- und Spannungssignal treten in den Zuständen BL und AL auf. Die Kräfte des Grabprozesses im Zustand BL sind prozessbedingt notwendig, sodass lediglich ein Eingriff während des Zustands AL erfolgt. Das Steuerungsmodul beeinflusst die Bedienvorgaben lediglich während der Hub- ($t = 27,0 \text{ s}$ bis $t = 31,0 \text{ s}$) und Senkvorgänge ($t = 37,5 \text{ s}$ bis $t = 39,0 \text{ s}$).

Abbildung 7.3 zeigt den Hubvorgang während des Zustands AL.

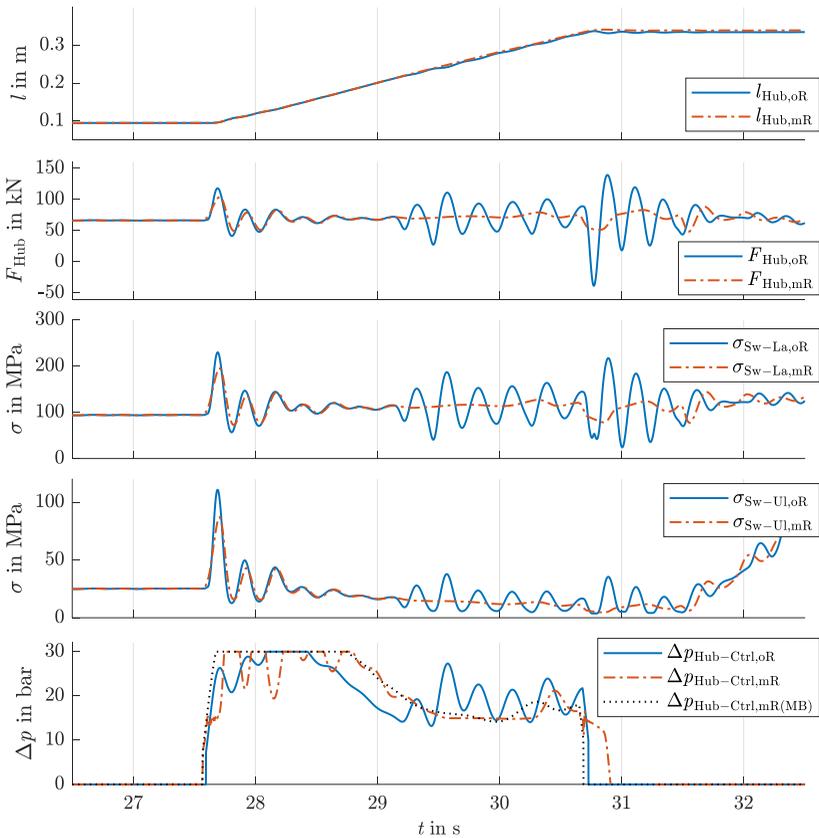


Abbildung 7.3: Ergebnisse ALRA – Heben im Zustand AL (AS 1)

Zu Beginn des Hubzylinderausfahrvorgangs ($t = 27,7$ s) können die maximalen Kraftamplituden im Hubzylinder um 27,3 % reduziert werden. Die reduzierten Kraftschwingungen resultieren in verminderten Spannungsamplituden. Diese können im Sw-La um bis zu 25,5 % und in der Sw-UI-Anbindung um bis zu 28,2 % reduziert werden. Während des Ausfahrvorgangs treten aufgrund kinematischer Zwangsbedingungen Kraft- und Spannungsschwingungen im System auf, welche im geregelten System reduziert werden. Bei Beendigung des Hubvorganges ($t = 30,8$ s) können die maximalen Kraftamplituden um 83,0 % reduziert werden. Die Spannungsamplitude im Sw-La reduziert sich um 47,4 %, die der Sw-UI-Anbindung um 82,7 %.

Beim Hubvorgang werden die dynamischen Bedienervorgaben reduziert. Der Maschinenbediener (MB) muss aufgrund ausbleibender Schwingungen nicht auf Abweichungen zur Solltrajektorie reagieren. Ein Aufschwingen des Systems wird verhindert. Die Regelung führt aufgrund des dämpfenden Eingriffs in den Bedienerwunsch zu einem verzögerten Ansprechverhalten. Die Ausfahrzeiten weichen im Vergleich zum unregulierten Betrieb leicht voneinander ab. Für den Hubvorgang betragen die Abweichungen im Durchschnitt 34 ms.

Abbildung 7.4 zeigt den Senkvorgang während des Zustands AL.

Bei der Einleitung des Senkvorgangs ($t = 37,5$ s) wird eine Reduktion der maximalen Kraftamplituden um 53,3 % erreicht. Bei Beendigung des Senkvorgangs ($t = 39,2$ s) gleicht die Regelung effektiv die entstehenden Schwingungen im Hubzylinder aus. Die maximalen Kraftamplituden können so um 54,5 % und die Spannungsamplituden um 64,5 % im Sw-La und um 79,7 % in der Sw-UI-Anbindung reduziert werden. Der MB reagiert auf dieses Ausregelmanöver nicht.

Die verringerten Kraft- und Spannungsamplituden führen zu einer im Durchschnitt um 58 % reduzierten Abklingdauer der Schwingungen¹. Der zeitliche Verzögerung während des Senkvorganges beträgt 148 ms.

¹ Eine Schwingung gilt in diesem Fall als abgeklungen, wenn die Amplitude der Schwingung auf 10 % der Amplitude im unregulierten System fällt.

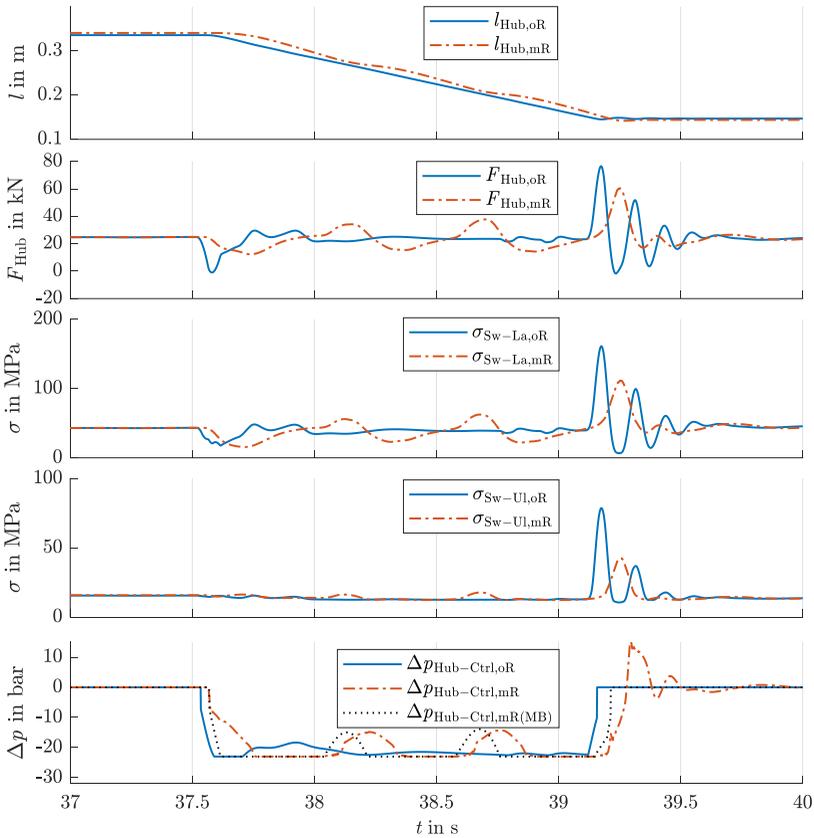


Abbildung 7.4: Ergebnisse ALRA – Senken im Zustand AL (AS 1)

Die tätigkeitsbedingten notwendigen Zylinderausfahrlängen werden erreicht, sodass die Arbeitsaufgabe vom MB uneingeschränkt ausgeführt werden kann. Die zeitlichen Verzögerungen sind um über den Faktor 3 kleiner als die Reaktionszeit eines menschlichen MB und sind damit für diesen nicht spürbar. Die Bedienvorgaben zeigen kein (dynamisch) aufschwingendes Verhalten. Da das Maschinenbedienermodell in der Lage ist, auf ändernde Systemgrößen zu reagieren, kann daraus geschlossen werden, dass der Regelungseingriff nicht als störend empfunden wird.

Durch die Anwendung des adaptiven-linearen Regelungsansatzes auf den Beladeprozess des LKWs (AS 2) kann die Komponentenschädigung im Sw-La um 9,2 % und in der Sw-UI-Anbindung um 0,5 % reduziert werden, vgl. Abbildung 7.5. Das Hydrauliksystem der Hubsektion weist bei ausgefahrenem Zylinder ähnliche Krafrichtungen und eine ähnliche Eigenfrequenz zu der der Reifen-Achssysteme auf. Die Folge sind signifikante Wechselwirkungen zwischen den Systemen. Durch die Schwingungsreduktion im Hubgerüst kommt es daher zu einer verstärkten Reduktion der Vorderachsschädigung um 8,6 % und der Hinterachsschädigung um 11,6 %. Da sich bei hohen Hubhöhen die Maschine im Stillstand befindet, sind der Schwenkwinkel und das Fördervolumen der Hydraulikpumpe sehr gering, sodass sich die verringerten Achslasten nicht auf die Belastungen der Pumpe auswirken.

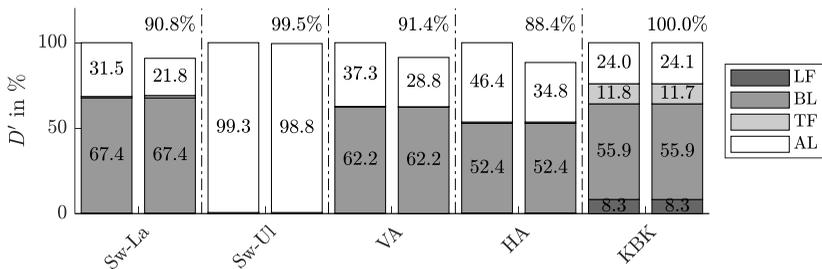


Abbildung 7.5: Ergebnisse ALRA – Schädigungsreduktion (AS 2)

Insgesamt kann durch dieses Regelungssystem ein schädigungsreduzierendes Verhalten erzielt werden. Dabei werden dynamische Bedieneingaben durch das Regelungssystem gedämpft, was in einem reduzierten Schwingungsverhalten der Hubkinematik und bei großen Hubhöhen auch der Maschinenachsen führt. Neben den Kraft- und Spannungsamplituden werden ebenfalls die Abklingzeiten der Schwingungen reduziert.

7.2 Steuerungsmodul RAPV

Trotz der Schwingungsdämpfung durch den adaptiven-linearen Regelungsansatz (ALRA) aus Kapitel 7.1, sind weiterhin, insbesondere bei bedienerinduzierter Bewegungsänderung, Schwingungen zu beobachten. Zur Minderung der Schwingungen könnte die zulässige Änderungsrate der Bedienereingabe limitiert werden. Dies würde zu einem trägen Systemverhalten führen. In einigen Prozessschritten, wie beispielsweise den Materiallöseprozessen beim Graben, führt ein trägeres Maschinenverhalten zu Einbußen in der Prozessqualität und damit zur geringen Akzeptanz des MB. Ein weiterer Nachteil einer Limitierung des Steuersignals ist die Verzögerung des Arbeitsprozesses und damit eine verringerte Prozessproduktivität. Durch einen prädiktiven Ansatz (RAPV) können die Schwingungen bereits schon vor dem eigentlichen Auftreten abgeschätzt und in der Intensität reduziert werden, vgl. Kapitel 6.1.2.

Abbildung 7.6 zeigt für das AS 1 die relativen Komponentenschädigungen bei Einsatz der prädiktiven Regelungsstrategie (jeweils rechts) im Vergleich zum unregulierten System (jeweils links).

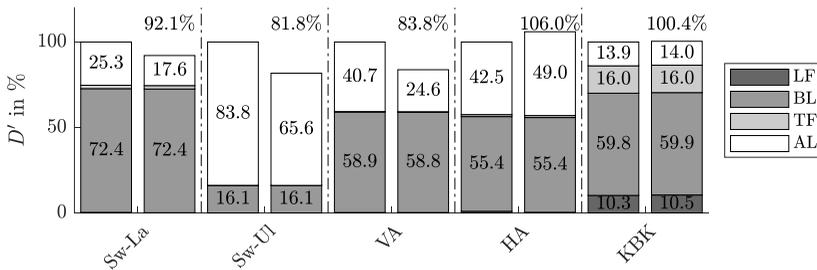


Abbildung 7.6: Ergebnisse RAPV – Schädigungsreduktion (AS 1)

Die Schädigungen werden im Schwingenlager (Sw-La) um 7,9 % und in der Schwinge-Kraftumlenker (Sw-UI) Anbindung um 18,2 % reduziert. Reduzierte Kraftamplituden in den Zylindern führen zu einer Schädigungsreduktion der Vorderachse (VA) um 16,2 %. Die Schwingungen der Hinterachse (HA)

werden aufgrund der sich ändernden Schwingungen im Hubsystem konstruktiv verstärkt, was zu einer Steigerung der Hinterachsschädigung um 6,0 % führt. Die Schädigung der Pumpe (KBK) bleibt nahezu unverändert.

Abbildung 7.7 zeigt den Zylinderausfahrhub (l_{Hub}) und die Steuer- ($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$) und Bedienvorgaben ($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl(MB)}}$) des zweiten Ladezyklus von AS 1. Die blauen Volllinien kennzeichnen die Größen ohne aktives Assistenzsystem (oR), die roten Strichpunktlinien die mit Assistenzsystem (mR). Die schwarze Punktlinie für $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl(MB)}}$ zeigt den Bedieneranteil an dem Vorsteuersignal.

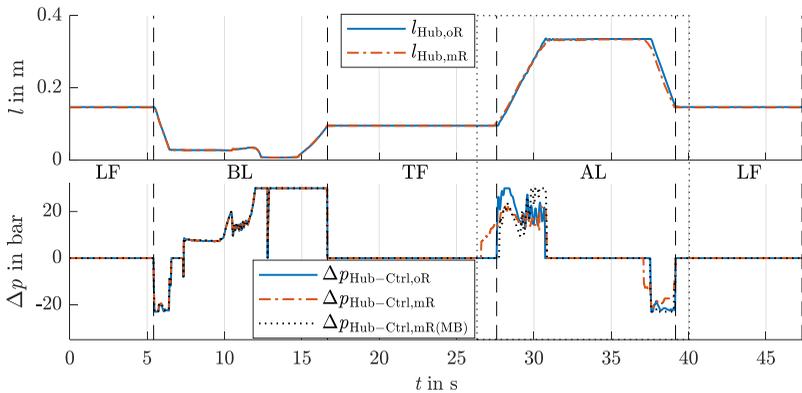


Abbildung 7.7: Ergebnisse RAPV – Gesamter Zyklus (AS 1)

Der wesentliche Effekt der prädiktiven Regelung während der Hub- ($t = 26,5$ s bis $t = 31,0$ s) und Senkvorgänge ($t = 37,0$ s bis $t = 39,0$ s) ist im Steuersignal der Regelung $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl,mR}}$ deutlich zu erkennen: die Bewegungsänderungen der Hubzylinder werden frühzeitig initiiert. Aufgrund den damit verbundenen tendenziell geringeren Änderungsraten der Steuersignale kommt es zu einer verringerten Beschleunigung der Massekomponenten des Hubgerüsts.

Abbildung 7.8 zeigt den Hebevorgang während des Zustands AL. Zusätzlich zu den in Abbildung 7.7 gezeigten Größen (l_{Hub} und $\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}$) werden die belastungsdominierenden Größen (F_{Hub} , $\sigma_{\text{Sw-La}}$ und $\sigma_{\text{Sw-Ul}}$) dargestellt.

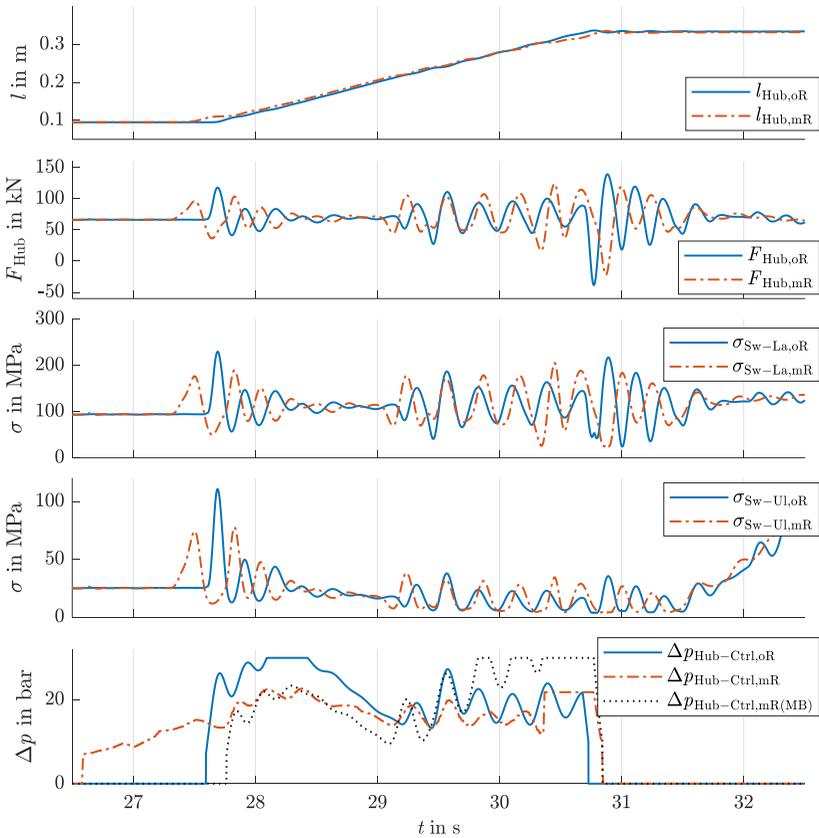


Abbildung 7.8: Ergebnisse RAPV – Heben in Zustand AL (AS 1)

Die frühzeitige Initiierung des Hubvorgangs ($t = 26,6$ s) führt zu einem Anstieg der Hubzylinderkraft. Aufgrund des im Vergleich zum unregulierten System verringerten Vorsteuersignals ist die Anregung und damit die Amplitude der Kraft um 39,5 % geringer. Die Spannungsamplituden im Sw-La und in der Sw-UI-Anbindung reduzieren sich analog um 39,3 % bzw. 42,6 %. Bei $t = 27,8$ s wird der eigentliche Bedienerwunsch zum Ausfahren des Hubzylinders berücksichtigt, sodass es zu einer verstärkten Ansteuerung

($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl(MB)}}$) und damit einer größeren Beschleunigungs- und Krafteinleitung in das System kommt. Das System wird in Schwingungen versetzt und ruft Schwingungsamplituden in der Größenordnung der einleitenden Amplituden hervor.

Das aufschwingende Verhalten während des Hubvorganges ($t = 29,0$ s bis $t = 30,8$ s) wird nicht reduziert. Der MB fordert in diesem Zeitintervall ein schnelleres Ausfahren des Hubgerüsts, was in dem zur Prädiktion erhöhten Ansteuersignal des MB ($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl,mR(MB)}}$) zu beobachten ist. Zum Zeitpunkt $t = 30,3$ s kommt es zu so einer großen Abweichung zwischen Prädiktion und Bedienerwunsch, sodass der Regelungsalgorithmus den Prädiktionsanteil reduziert und der Bedienerwunsch verstärkt berücksichtigt.

Die Beendigung des Hubvorganges ($t = 30,8$ s) erfolgt überwiegend auf Basis der Bedienervorgabe. Aufgrund des reduzierten Eingriffs der prädiktiven Regelung kommt es lediglich zu einer geringen Reduktion der Schwingungsamplituden. Die maximalen Kraftamplituden können um 18,1 % reduziert werden, die maximalen Spannungsamplituden um 32,7 % bzw. 32,6 %.

Abbildung 7.9 zeigt den Senkvorgang während des Zustands AL.

Die frühzeitige Initiierung des Senkvorganges ($t = 37,2$ s) führt zu einem Einbruch der Hubzylinderkraft. Diese entspricht 46,9 % der Amplitude, welche durch den MB ohne Assistenzsystem initiiert wird. Zum Zeitpunkt $t = 37,6$ s kommt es aufgrund der Kumulation der Assistenzsystem- und der Bedienervorgaben zu einer erneuten Kraftamplitude, welche wiederum 62,1 % der durch den MB initiierten Amplitude ohne Assistenzsystem entspricht. Die Spannungsamplituden im Sw-La werden um 30,0 % erhöht. Die Spannungen in der Sw-UI-Anbindung bleiben nahezu unverändert.

Der MB fordert während des Senkprozesses zeitweise ein schnelleres Einfahren des Hubgerüsts, was in dem zur Prädiktion absolut erhöhten Ansteuersignal des MB ($\Delta p_{\text{Hub-Ctrl,mR(MB)}}$) zu beobachten ist. Der Senkvorgang wird nahezu zeitgleich ($t = 39,1$ s) zum nicht assistierten System unter einem

geringeren Ansteuergradienten beendet. Die maximalen Kraftamplituden können um 47,7 %, die Spannungsamplituden um 57,9 % bzw. 72,1 % reduziert werden.

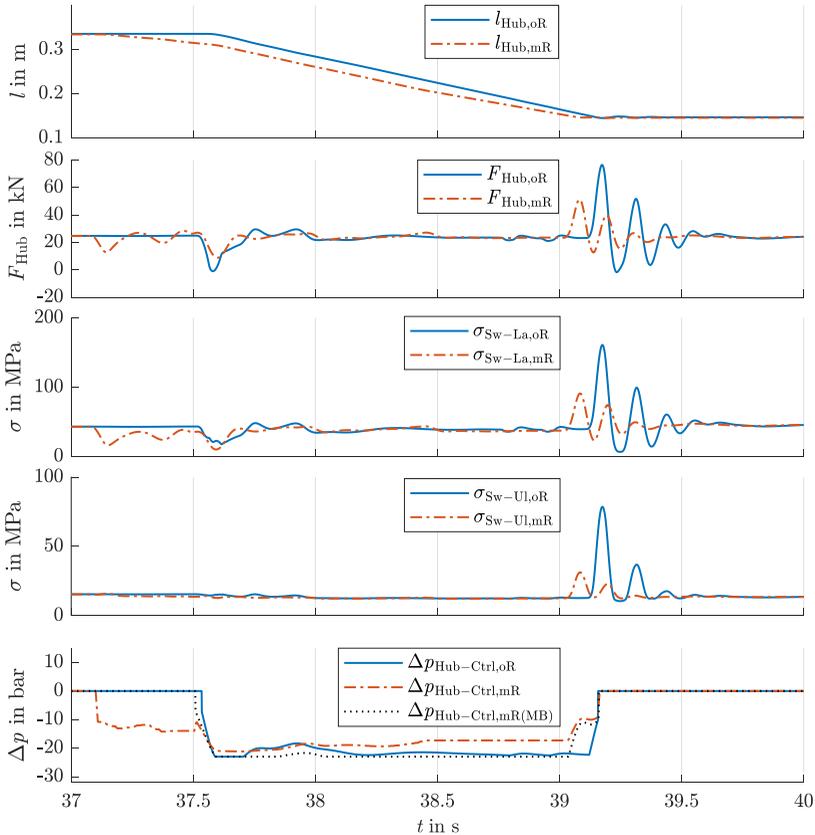


Abbildung 7.9: Ergebnisse RAPV – Senken in Zustand AL (AS 1)

Die Vorgaben des MB unterscheiden sich beim Senkprozess nur geringfügig von denen des Systems ohne eine prädiktive Regelung und unterliegen keinen dynamischen Signalimpulsen. Da das Maschinenbedienermodell in der Lage

ist, auf ändernde Systemgrößen zu reagieren, kann deshalb davon ausgegangen werden, dass der Eingriff in das Maschinenverhalten für den MB nicht als negativ empfunden wird.

Eine Steigerung der Verstärkungsfaktoren $K_{p,i}$ kann zu einer weiteren Reduktion der Komponentenschädigung führen. Studien in der Simulation haben aber gezeigt, dass bei zu großen Werten aufgrund eines für den MB ungewünschten trägen Systemverhaltens dynamische Wechselwirkungen zwischen der Steuerung und dem MB auftreten können. In diesem Fall wäre der MB bei der Ausübung seiner Arbeitstätigkeit beeinflusst, was zu einer sinkenden Akzeptanz gegenüber dem Assistenzsystem führen könnte.

Die Anwendung des prädiktiven Regelungsansatzes auf den Verladeprozess auf den LKW (AS 2) verringert bei gleichen Steuerparametern die Maschinenschädigung im Sw-La um 7,6 %, die in der Sw-UI-Anbindung um 38,0 %, vgl. Abbildung 7.10. Bei angehobener Schaufelposition führen sich ähnelnde Krafrichtungen und Eigenfrequenzen des Hubzylindersystems und der Reifenachssysteme zu starken Wechselwirkungen zwischen den Systemen. Eine Schwingungsreduktion im Hubsystem führt aufgrund der stärkeren Wechselwirkungen zwischen den Systemen zu einer Reduktion der Vorderachsschädigung um 17,4 % und der Hinterachsschädigung um 11,1 %. Die Schädigung der Axialkolbenpumpe ändert sich nicht.

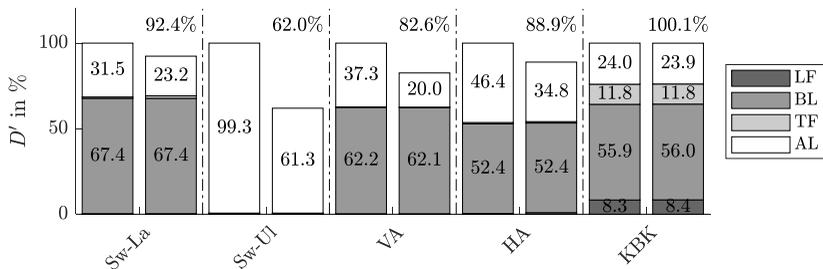


Abbildung 7.10: Ergebnisse RAPV – Schädigungsreduktion (AS 2)

Mit Hilfe des prädiktiven Ansatzes kann die Schädigung der Schwinge abhängig vom AS und der betrachteten Stelle um bis zu 38,0 % reduziert werden. Die Auswertung der Bedienersignale zeigt gegen Ende der Hubprozesse ein zeitweise aktives Gegenregeln des MB gegenüber der prädiktiven Vorsteuerung. Je größer die Verstärkungsfaktoren ($K_{p,1}$, $K_{p,2}$ und $K_{p,3}$) gewählt werden, desto stärker wird dieser Effekt. Dem gegenüber steht die mögliche Schädigungsreduktion, welche tendenziell mit größeren Verstärkungsfaktoren zunimmt. Da die Maschinenbediener- und Maschinenmodelle trotz hoher Detailtiefe nur vereinfachte Abbilder der betrachteten Systeme sind und so die Reaktion des MB nur eingeschränkt untersucht werden kann, sind die horizonspezifischen Verstärkungsfaktoren bei der Übertragung auf eine reale Maschine auf das resultierende Bedienerverhalten anzupassen.

Die Zykluszeit wird mit dem prädiktiven Regelungsansatz für AS 1 um 5 ms und für AS 2 um 25 ms reduziert. Dies entspricht einer relativen Reduktion von maximal 0,13 %. Arbeits- und Fahrprozesse erfolgen teilweise zeitlich simultan. Ein dominierender Faktor für die Zykluszeit ist die Fahrtstrecke. Eine Verkürzung des Arbeitsprozesses führt nicht zu einer Verkürzung des Gesamtprozesses, wenn bei Abschluss des Arbeitsprozesses die komplette Fahrtstrecke noch nicht zurückgelegt wurde.

Eine situative Anpassung des Prädiktionshorizontes auf die Reaktionszeit der Hubventilsektion und die aktuelle, zustandsabhängige Eigenfrequenz des Systems könnten zu einer weiteren Optimierung des Regelungsansatzes führen. Eine sichere Prädiktion ist die Grundvoraussetzung für einen funktionalen Betrieb dieses Assistenzsystems. Bei großen Abweichungen zwischen der Prädiktion und dem realen Bedienersignal kann es zu schwer kontrollierbaren Steuerungsaktionen kommen, was die Akzeptanz des MB gegenüber dem Assistenzsystem verringert und einen Einsatz in einer Maschine erschwert.

Eine Kombination von ARLA und RAPV verspricht eine weitere Reduktion der schädigungsbestimmenden Kraft- und Spannungsamplituden. Amplituden aufgrund von bedienerinduzierten Bewegungsänderung der Verbraucher (Start und Stopp von Hub- und Senkprozessen) könnten wie gezeigt durch den RAPV-Ansatz reduziert werden. Der ALRA-Ansatz könnte Schwingungen,

die durch kinematische Zwangsbedingungen oder äußere Störgrößen verursacht werden, situationsgerecht ausregeln. Weiter wäre der ALRA-Ansatz in der Lage falsche Prädiktionen und deren Auswirkung auf die Maschinenschwingungen zu reduzieren.

7.3 Steuerungsmodul SLSA

Zur Reduktion der Achsschädigung in AS 3 werden Schwingungen in den Achslasten durch gezielte Bewegungen der Hubkinematik ausgeglichen. Die Steuerung erfolgt durch den selbstlernenden Ansatz SLSA, vgl. Kapitel 6.1.3.

Das Steuerungssystem, welches das optimale Verhalten selbst erlernt, ist mit 851 Trainingsläufen (TL) bei einem Trainingsszenario trainiert worden. Das Trainingsszenario besteht aus einer Fahrt mit einer gefüllten Schaufel über eine gerade Strecke mit trapezförmigen Widerstand. In 19 TLs (2,2 % der TLs) ist das Training abgebrochen worden, weil die Aktionen des Agenten zum Abbruchkriterium geführt haben. 255 TLs (30,0 %) haben zu einem Anstieg der Schadenswerte um bis zu 160 % geführt. Bei 392 TLs (46,1 %) ist nur die Schädigung einer Achse reduziert worden. Bei 185 TLs (21,7 %) konnten beide Achslasten reduziert werden. Eine detaillierte Beschreibung des Trainingsszenarios und der Ergebnisse der Trainingsläufe ist [9] zu entnehmen.

Abbildung 7.11 zeigt die Ergebnisse eines exemplarischen Trainingslaufs. Die blauen Volllinien kennzeichnen die Größen ohne aktives Assistenzsystem (oR), die roten Strichpunktlinien die mit Assistenzsystem (mR).

Zum Zeitpunkt $t=0$ s fährt der Radlader an und überfährt bei $t=8$ s den trapezförmigen Widerstand. Bei $t=12,5$ s hat der Radlader das Hindernis passiert.

Der Agent verfolgt bei diesem Trainingsdurchlauf die Strategie eines Schaufelabsenkens. Der Hubzylinder wird hierzu um insgesamt 10 mm eingefahren. Das Steuerungssignal der Hubventilsektion ist dabei sehr dynamisch, erreicht aber häufig keine Werte außerhalb des Totbereichs des Ventils ($|\Delta p_{\text{Hub-Ctrl}}| < 7$ bar), sodass dies keine Konsequenz für die Hubkinematik aufweist. Durch die Strategie des Agenten können die Spannungsamplituden

der Vorderachse um 26,0%, die der Hinterachse um 12,4 % reduziert werden. Dies führt zu einer Reduktion der Schädigungen von 15,1 % bzw. 24,2 %.

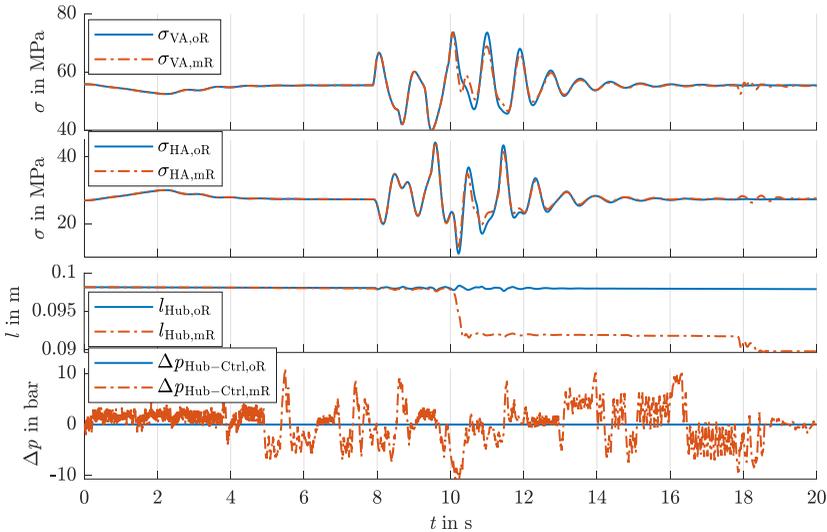


Abbildung 7.11: Ergebnisse SLSA – Exemplarischer Trainingsdurchlauf

Das gelernte Verhalten aus dem Trainingslauf kann auf das abweichende AS 3 (Variation der Hindernislage und der Fahrgeschwindigkeiten) teils adaptiert werden, vgl. Abbildung 7.12.

Das Verhalten des RL-Systems ist im Vergleich zum Trainingsdurchlauf in der Ansteuerung weniger dynamisch. Während des Anfahrvorganges ($t=5$ s) wird die Hubventilsektion durch das RL-System angesteuert. Aufgrund des Totbereichs kommt es dennoch nicht zu einer Schwingungseinleitung in die Hubkinematik oder das Achssystem. Bei Erreichen des Hindernisses ($t=18$ s) steigen die Vorderachslasten sowohl im geregelten, als auch im ungeregelten Fall an. Es kommt zu dynamischen Eingriffen der RL-Steuerung, was zu abwechselnden Aus- und Einfahrvorgängen des Hubzylinders führt. Insgesamt wird der Zylinder dabei um 0,7 mm eingefahren. Die maximalen Spannungsamplituden werden in der Vorderachse um bis zu 19,6 % und in der Hinterachse um bis zu

23,8 % reduziert. Beim Abbremsvorgang ($t = 27$ s) bleibt ein aktiver Eingriff durch das RL-System aus.

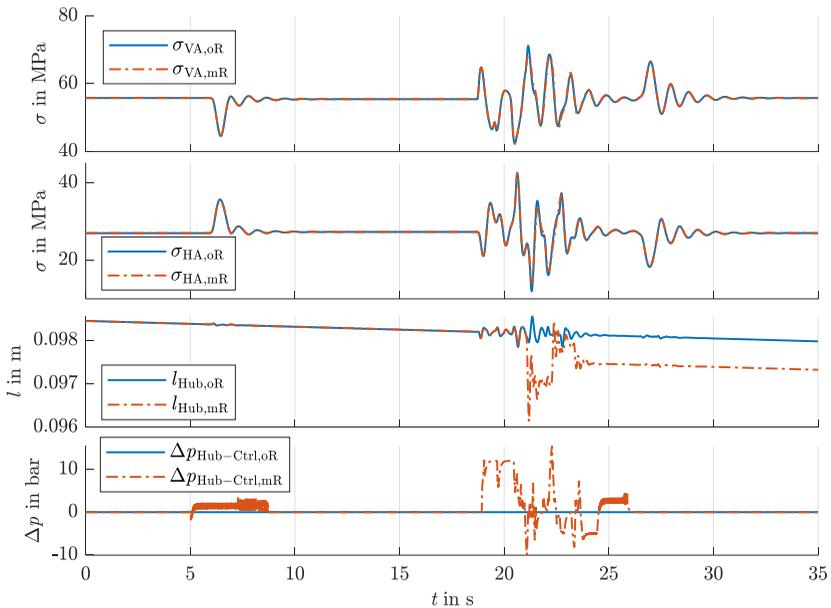


Abbildung 7.12: Ergebnisse SLSA – Fahrprozess (AS 3)

Durch den Steuerungsansatz wird eine Reduktion der Vorderachsschädigung von 2,3 % und der Hinterachsschädigung von 10,0 % erreicht. Grund für die Abweichungen zum Trainingslauf sind das vom Trainingszenario abweichende Arbeitsszenario sowie ein nicht konvergierendes antrainiertes Steuerungsverhalten.

Die Aktionen des Agenten führen zu hochfrequenten Druckschwingungen in den Hubzylinderkammern und damit zu einer erhöhten Belastung für die Schwinge der Hubkinematik. Trotz des relativ zum Trainingslauf passiveren Agierens des Agenten wird im Vergleich zum unregulierten System die Schädigung des Schwingenlagers (Sw-La) um den Faktor 3,7 erhöht, in der

Schwinge-Kraftumlenker (Sw-UI) Anbindung um den Faktor 2,7. Auch wenn diese Zahlen hoch sind, so erscheinen die erhöhten Schädigungen bezogen auf die Schädigungen in AS 1 als relativ klein ($D'_{\text{Sw-La,AS 3/AS 1}} = 2,6\%$, $D'_{\text{Sw-UI,AS 3/AS 1}} = 0,7\%$).

Es kann gezeigt werden, dass ein selbstlernendes System in der Lage ist, ein schädigungsreduzierendes Verhalten für einen festen Zyklus zu erlernen. Bei einer Übertragung auf andere Arbeitsszenarien, wie z.B. AS 3, kann es zu einer Reduktion der Effektivität des Steuerungssystems führen. Bei starken Abweichungen des AS kann sogar ein entgegengesetzter Effekt, d.h. eine Erhöhung der Schädigung, die Folge sein, vgl. [9]. Ein Einsatz bei wechselnden ASs ist mit dem vorliegenden Entwicklungsstand daher kritisch zu bewerten.

Der Lernalgorithmus des Q-Learning stößt aufgrund der gewählten Anzahl von Trainingsläufen, des Trainingsszenarios und der Diskretisierung des Zustandsraums an seine Grenzen. Eine Vergrößerung des Zustandsraums und der Einsatz alternativer Lernalgorithmen wie SARSA [107], DQN [122] und DDPG [122] könnten zu einer weiteren Schadensminderung an den Maschinenachsen führen. Der hohe Bedarf an Trainingsläufen ist in einer virtuellen Entwicklungsumgebung umsetzbar, im realen Serieneinsatz muss dies im Vorfeld einer Entwicklung oder während des Betriebes erfolgen.

Die Schaufel wird sehr dynamisch angesteuert. Dies führt zu erhöhten Belastungen und Schädigungen der Schwinge. Weiter kann diese Art der Ansteuerung, insbesondere bei hohen Füllgraden, zu einem Verlust des aufgenommenen Schüttguts führen. Eine Begrenzung der zulässigen Dynamik über die Limitierung der Gradienten könnte dieses Problem lösen.

7.4 Steuerungsmodul ALRA-SLSA

Aufgrund der begrenzten Effektivität wird zur weiteren Dämpfung der Achslasten in AS 3 der selbstlernende Steuerungsansatz (SLSA) mit einem adaptiven-linearen Regelungsansatz (ALRA) kombiniert, vgl. Kapitel 6.1.4.

Der RL-Regler des kombinierten Verfahrens wurde mit 617 Trainingsläufen (TLs) trainiert. Das Trainingsszenario ist analog zu Kapitel 7.3. In 0 % der TLs wurde das Abbruchkriterium verletzt. 30,6 % der TLs haben zu einem Schädigungsanstieg beider Achsen geführt. Bei 53,5 % ist nur die Schädigung einer Achse reduziert worden. In 15,9 % konnte der Agent beide Achsschädigungen reduzieren. Als Bewertungsreferenz dienen die TL-Ergebnisse eines Regelungssystems mit einem optimierten ALRA-Ansatz.

Abbildung 7.13 zeigt die zeitlichen Verläufe der Achslasten (σ_{VA} und σ_{HA}), des Zylindersausfahrhubs (l_{Hub}) und des Ansteuersignals ($\Delta p_{Hub-Ctrl}$) während des AS 3. Die blauen Volllinien kennzeichnen die Größen ohne aktives Assistenzsystem (oR), die roten Strichpunktlinien die mit Assistenzsystem (mR).

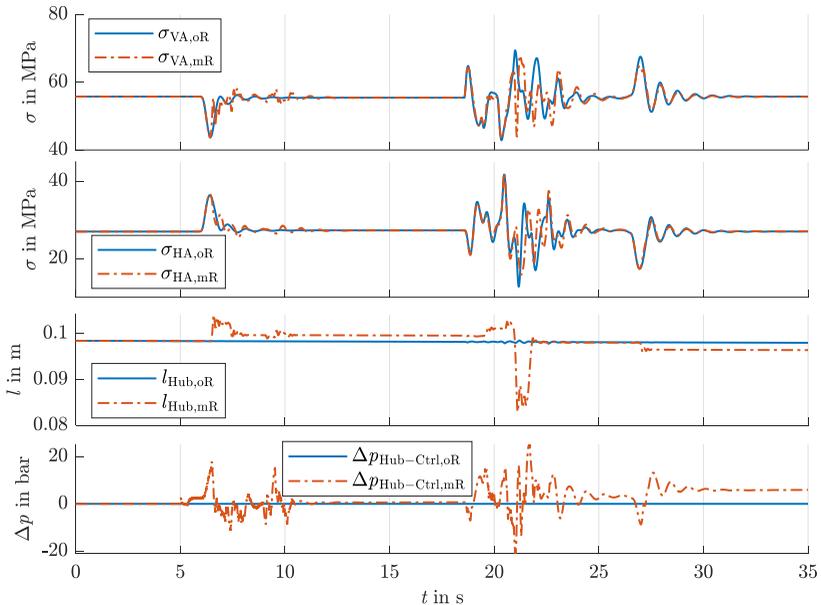


Abbildung 7.13: Ergebnisse ALRA-SLSA – Fahrprozess (AS 3)

Der erste Eingriff erfolgt beim Anfahrvorgang der Maschine ($t = 5$ s). Aufgrund des sich nach Hinten verlagernden Schwerpunktes, gibt der P-Regler des

ALRA dem Ventil ein Ventilsignal in hebende Richtung vor. Die Schwingamplituden in der Vorderachse reduzieren sich um 3,0 %, die in der Hinterachse um 2,1 %. Bei der Hindernisüberfahrt ($t = 17$ s) regelt der P-Regler den Schwingungen der Vorderachse entgegen. Der Ausgleich der Schwingungsamplituden wird gegenüber der Positionsregelung bevorzugt. Die Sollhubposition wird daher verzögert durch den PI-Regler des ALRA ausgeregelt. Die hochdynamischen Anteile des Steuersignals resultieren aus dem SLSA-Regler, der feine Kraftschwingungen im Hubzylinder ausgleicht.

Die Schädigung der Vorderachse (VA) kann um 4,8 % und die der Hinterachse (HA) um 41,5 % reduziert werden. Durch die dynamische Ansteuerung des Hubgerüsts werden die Schädigungen im Schwingenlager (Sw-La) um den Faktor 35,9 und in der Schwinge-Kraftumlenker (Sw-UI) Anbindung um den Faktor 108,6 erhöht. Die Schädigung für das Sw-La entspricht bei Durchführung von AS 3 $D'_{Sw-La,AS\ 3/AS\ 1} = 25,2$ % der Schädigung von AS 1, die der Sw-UI-Anbindung $D'_{Sw-UI,AS\ 3/AS\ 1} = 28,2$ %.

Die Ergebnisse der Schädigungsreduktion relativieren sich im Vergleich zu einem System mit deaktiviertem RL-Regler und einem reinen P-PI-Regelsystem unter gleichen Regelparametern ($K_{p,1}$, $K_{p,2}$ und $K_{p,3}$, vgl. Tabelle A.3 im Anhang). Die Schädigung der Vorderachse kann für das AS 3 verglichen zum unregelmäßigten System um 31,5 % reduziert werden. Gleichzeitig erhöht sich die Hinterachsschädigung um 74,8 %. Die Ansteuerung des P-PI-Reglers erfolgt unter großen Amplituden im Steuersignal, sodass die Schädigung des Sw-La um den Faktor 56,9 und die der Sw-UI-Anbindung um den Faktor 106,9 erhöht wird. Die Schädigung für das Sw-La entspricht bei Durchführung von AS 3 damit $D'_{Sw-La,AS\ 3/AS\ 1} = 40,0$ % der Schädigung von AS 1, die der Sw-UI-Anbindung $D'_{Sw-UI,AS\ 3/AS\ 1} = 27,7$ %. Die Steuerungsparameter $K_{p,i}$ scheinen für das untersuchte AS als zu groß. Die zwar starke Reduktion der Vorderachsschädigung geht mit einer Erhöhung sämtlicher anderen Schädigungen einher.

Der kombinierte Ansatz zeigt hier ein ausgewogeneres Verhalten. In dieser Architektur können Steuerungs- und Regelungsparameter auf sich ändernde Systemeigenschaften, wie variierende Reifenluftdrücke und Reibungsverhältnisse, angepasst werden.

8 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurden neuartige Assistenzsysteme zur Reduktion des Bedienerinflusses auf die Schädigung von Komponenten einer mobilen Arbeitsmaschine entwickelt. Die Assistenzsysteme wurden dabei auf die Arbeitstätigkeit, den individuellen Maschinenbediener sowie unterschiedliche Zustands- und Systemgrößen abgestimmt. Die erfolgreiche Applikation und Erprobung erfolgte modellbasiert für einen Radlader.

Eine Literaturanalyse zum Bedienerinfluss auf erdstoffgebundene Maschinen und deren Arbeitsprozesse haben das Potential für die Entwicklung von Assistenzsystemen aufgezeigt. Der Fokus heutiger Arbeiten liegt auf der Assistenz und Automatisierung der Maschinen mit dem Ziel der Steigerung der Bediener-sicherheit, sowie der Maschinen- und der Prozesseffizienz. Zur Steigerung der Maschinenverfügbarkeit werden überwiegend das Material, die Gestalt und die Struktur ausfallkritischer Komponenten optimiert. Eine regelungsbasierte, aktive Reduktion der Komponentenbelastung bei gleichzeitiger Beibehaltung der Maschinenproduktivität wurde bisher nur wenig untersucht.

Die Entwicklung der Assistenzsysteme erfolgte auf Basis einer modellbasierten Entwicklungsumgebung. Mittels einer holistischen Gesamtsimulation konnten die leistungsführenden Systeme der Fahr-, Arbeits- und Lenkantriebe in Wechselwirkung zum dynamischen Verhalten der Gesamtmaschine gesetzt werden. Durch die Einbindung einer virtuellen Fahrumgebung konnten systembeeinflussende Umgebungsbedingungen und Grabprozesse berücksichtigt werden. Die Arbeitsaufgabe wurde von einem auf die Umwelt und das Systemverhalten reagierenden Maschinenbedienermodell durchgeführt. Die Komponenten Schwinde und Hydraulikpumpe sowie Vorder- und Hinterachse wurden als versagenskritisch identifiziert. Für diese wurden physikalisch motivierte Schädigungsmodelle abgeleitet.

Die Assistenzsysteme wurden modular aufgebaut. Steuerungsmodul dienten zur aktiven Reduzierung der Komponentenschädigung. Neben Ansätzen aus der adaptiven-linearen Regelungstechnik wurden prädiktive und selbstlernende Verfahren untersucht. Mit Hilfe der entwickelten Identifikationsmodul

konnten die Steuerungsparameter auf den individuellen Maschinenbediener sowie den Betriebs- und Schwingungszustand angepasst werden. Komplexitätsreduzierte Schädigungsmodule haben das Schädigungsverhalten der ausfallkritischen Komponenten detailgetreu abgebildet und damit die Bewertungs- und Optimierungsgrundlage für die Assistenzsysteme geliefert.

Die Assistenzsysteme wurden simulativ für exemplarische Arbeitsszenarien untersucht. Ein adaptives-lineares System konnte die Komponentenschädigung der Schwinge um bis zu 11,5 % reduzieren. Mit einer prädiktiven Architektur konnte die Schwingenschädigung um bis zu 38,0 % reduziert werden. Die Schädigung der Maschinenachsen konnte mittels eines selbstlernenden Verfahrens für längere Transportfahrten um bis zu 10,0 % reduziert werden. Die Kombination von adaptiven-linearen und selbstlernenden Verfahren führte für die Transportfahrten zu einer Reduktion der Achsschädigung um 41,5 %. Die einzelnen Verfahren zeigen teilweise konträre Ergebnisse bezüglich der Schädigung der einzelnen Komponenten.

8.1 Wissenschaftlicher Beitrag

Zur Einordnung und Beurteilung des wissenschaftlichen Beitrages werden im Folgenden die in Kapitel 2.4 aufgestellten Forschungsfragen beantwortet.

Wie können bediener- und zustandsindividuelle Assistenzsysteme zur Schädigungsminimierung und damit zur Verfügbarkeitssteigerung von mobilen Arbeitsmaschinen aufgebaut sein?

In den Kapiteln 3 und 6 wurde der modulare Aufbau der Assistenzsysteme am Beispiel eines Radladers vorgestellt. Die Assistenzsysteme greifen aktiv in das Systemverhalten ein und bestehen im Wesentlichen aus drei Modultypen: Steuerungsmodule, Identifikationsmodule und Schädigungsmodule. Die detaillierte Struktur wird durch die zu betrachtenden Komponenten festgelegt. Schädigungsdominierende Zeitabschnitte definieren Betriebszustände, zu denen ein Eingriff des Assistenzsystems sinnvoll ist. Je nach Komponente und

Betriebszustand eignen sich unterschiedliche Steuerungsansätze. Für das System Radlader wurden vier Steuerungsmodulare für unterschiedliche Komponenten und Betriebszustände vorgestellt und deren Effektivität diskutiert.

Sind Musterkennungsverfahren geeignet, den Maschinenbediener, den Fahr- und Arbeitszustand, aber auch Systemgrößen einer mobilen Arbeitsmaschine in ausreichender Güte richtig zu erkennen, zu beschreiben und vorherzusagen?

In Kapitel 6.2 wurden Identifikationsmodule vorgestellt, mit denen der Fahr- und Arbeitszustand (Betriebszustand), der Maschinenbediener, die transportierte Schüttgutmasse und der Schwingungszustand der Maschine erkannt werden können. Dabei sind neben den Verfahren aus dem Bereich des maschinellen Lernens (Bagged-Trees, künstliche neuronale Netze, Hidden-Markov-Modelle) ebenfalls analytisch-physikalisch motivierte Verfahren eingesetzt worden. Auch die Möglichkeit einer Prädiktion von in der Zukunft liegenden Maschinengrößen mittels Bagged-Trees konnte mit einer hinreichenden Genauigkeit nachgewiesen werden.

Gibt es Modelltypen, die genutzt werden können, um die Schädigungsintensität einzelner Belastungen für die Komponenten richtig abzubilden? Können diese Modelltypen in eine Maschinensteuerung integriert werden?

Physikalisch motivierte Modellansätze können die Schädigung von Komponenten in einem sehr hohen Detaillierungs- und Genauigkeitsgrad abbilden. Aufgrund ihrer Komplexität sind sie für die Berechnung auf gängigen Maschinensteuerungssystemen ungeeignet. Im Rahmen dieser Arbeit wurden in Kapitel 6.3 zwei verschiedene Ansätze vorgestellt, mit denen es möglich ist, das Schädigungsverhalten von Komponenten ausreichend komplexitätsreduziert zu beschreiben. Die Schwingung wurde auf Basis von FEM-Berechnungen in ein physikalisch motiviertes Kerbmodell übertragen. Das Verschleißverhalten von tribologischen Kontakten einer Axialkolbenpumpe konnte durch ein künstliches neuronales Netz auf Basis von Simulationsergebnissen eines gekoppelten Strömungs-, Deformations- und Kontaktverschleißansatzes abgeleitet werden. Der Rechenaufwand konnte tausendfach reduziert werden, sodass ein Einsatz auf Maschinensteuerungssystemen möglich ist.

Kann eine Übersteuerung des Bedienerbefehls realisiert werden, ohne dass diese sich negativ auf die Maschinenbedienung auswirkt?

Bei der simulativen Analyse von unterschiedlichen Arbeitsszenarien in Kapitel 7 haben die Assistenzsysteme keine negativen Auswirkungen auf die Maschinenbedienung hervorgerufen. Produktivitätseinbußen in Form von stark erhöhten Zykluszeiten sind nicht aufgetreten. Die Reaktionen des Maschinenbedienermodells auf die Assistenzsysteme haben nicht zu einem zusätzlichen Aufschwingen der Systemgrößen geführt. Bei selbstlernenden Steuerungsverfahren muss auf ein ausgewogenes Training geachtet werden. Aufgrund von zu spezifischen Trainingsszenarien könnten ungewollte Steuerungsverhalten erlernt werden.

Durch die positive Beantwortung der Forschungsfragen kann folglich die Forschungshypothese

Auf den Maschinenbediener und den Betriebszustand abgestimmte Assistenzsysteme einer mobilen Arbeitsmaschine können bei der Belastungs- und Schädigungsreduktion von Komponenten unterstützen.

bestätigt werden.

Die geringere Komponentenschädigung führt zu einer Reduktion der Komponentenausfälle, des Komponenteneinsatzes, der Instandhaltungskosten und der Stillstandszeiten. Gleichzeitig kann durch ein gedämpftes Schwingungsverhalten der Komfort des Maschinenbedieners gesteigert werden. Durch die Berücksichtigung ökonomischer, ergonomischer und ökologischer Vorteile leistet die vorliegende Arbeit damit auch einen wirtschaftlichen Beitrag.

8.2 Weiterführende Betrachtungen

Anhand der Applikation von schädigungsreduzierenden Assistenzsystemen auf einen Radlader konnte deren Funktionsfähigkeit nachgewiesen und gleichzeitig ein Optimierungspotential aufgezeigt werden. Fehlerhafte Aktionen bei

selbstlernenden Verfahren deuten auf unzulänglich trainierte Systeme hin. Sämtliche Algorithmen zum Trainieren der Systeme beschränken sich, unter dem Ziel einer einfachen und serientauglichen Umsetzung, auf komplexitätsreduzierte Lernverfahren und einfache Strukturen. Alternative Lernalgorithmen und deren Kombination lassen für das Training ein gesteigertes Konvergenzverhalten erwarten. Durch eine digitale Vernetzung von sich ähnelnden Maschinen könnten Lernprozesse zentralisiert, Daten ausgetauscht und damit die Assistenzsystemgüte verbessert werden.

Für zwei ausfallkritische Komponenten einer mobilen Arbeitsmaschine wurden Möglichkeiten einer Komplexitätsreduktion bei der Schädigungsmodellierung vorgestellt. Diese Ansätze können auf weitere versagenskritische Komponenten einer Maschine erweitert werden, sodass eine ganzheitliche Maschinenbetrachtung möglich wäre. Die physikalischen Modelle, welche als Grundlage zur Ableitung der komplexitätsreduzierten Ansätze dienen, sind aufgrund der industriellen Entwicklung zu einem Großteil bereits vorhanden.

Die Entwicklung der Assistenzsysteme wurde durch eine modellbasierte Umgebung unterstützt. Der eigens abgeleitete digitale Zwilling ist modular aufgebaut. Die in der Modellierung getroffenen Vereinfachungen von Teilsystemen können zu einem abweichenden Verhalten zwischen dem realen und virtuellen System führen. Weitere wissenschaftliche Untersuchungen könnten die Frage nach der notwendigen Modellierungstiefe bei der simulationsgestützten Entwicklung schädigungsreduzierender Assistenzsysteme weiter konkretisieren. Hierzu könnten Vereinfachungen in weiteren Entwicklungsschritten schrittweise detailliert werden. Für die Umgebungssimulation wird eine Weiterentwicklung des Grabkraftmodells empfohlen, da der Grabprozess die größten Komponentenbelastungen aufweist. Die Kopplung zwischen der Maschine und dem Maschinenbediener ist aktuell auf die visuelle Schnittstelle beschränkt. Durch die Einbindung eines menschlichen Mehrkörpersimulationsmodells könnten die Rückkopplung des schwingenden Maschinensystems auf den Maschinenbediener und dessen Reaktion untersucht werden. Baujahrbedingte, veraltete Systeme der Applikationsmaschine könnten virtuell durch neuere Systeme ersetzt werden und damit eine Weiterentwicklung der Assistenzsysteme ermöglichen.

Die Ergebnisse der Assistenzsysteme haben gezeigt, dass es in dem Mehrmasenschwinger Radlader aufgrund von unterschiedlichen Eigen- und Resonanzfrequenzen zu einem teils konträren Schädigungsverhalten der einzelnen Komponenten kommt. Mit dem Ziel der Schädigungsreduktion mehrerer Komponenten sind die Einführung einer Kostenfunktion und eine multikriterielle Optimierung notwendig.

Messdatenbasierte Identifikationsmodule der Assistenzsysteme wurden am realen Versuchsträger erprobt und validiert. Die prototypische Applikation der Steuerungsmodule ist dagegen noch ausstehend. Durch Bewertungsinstrumente, wie dem NASA Task Load Index [123], könnten das subjektive Bedienerempfinden auf die Assistenzsysteme weiter untersucht werden.

Die entwickelten Assistenzsysteme können auf weitere Arbeitsszenarien und ähnliche Maschinen anderer Baugrößen übertragen werden. Dazu müssten die trainierten Systeme zur Zustandserkennung und Zustandsprädiktion erweitert werden. Zur Reduktion des Trainingsaufwandes könnten neben dem kompletten Neutraining Transfer-Learning-Ansätze berücksichtigt werden. Die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Systeme besitzen Allgemeingültigkeit und können auf weitere Typen mobiler Arbeitsmaschinen mit wiederkehrenden Prozessen übertragen werden, z.B. auf Bagger und Forwarder.

A Anhang

A.1 Modellbasierte Entwicklungsumgebung – Ein- und Ausgangsgrößen

Tabelle A.1: Modellbasierte Entwicklungsumgebung – Ein- und Ausgangsgrößen

Eingangsgrößen	Ausgangsgrößen
Holistisches Gesamtmaschinenmodell	
Position der Haufwerke	Systemgrößen
Bedienerqualifikation	Schädigungswerte
Umgebungsbedingungen (z.B. Bodenkontur und –material)	Prozessgrößen
3D-MKS-Modell	
Raddrehmoment $M_{\text{Rad},i}$	Radaufstandskraft $F_{\text{Rad},i}$
Kinematik Hubzylinder $l_{\text{Hub}}, \gamma, \varphi$	Lenkwiderstandskraft $F_{\text{Rad,Lenk}}$
Kinematik Kippzylinder l_{Kipp}, ψ	Bewegung Vorderachse z_{VA}
Hubzylinderkraft F_{Hub}	
Kippzylinderkraft F_{Kipp}	
Brems(Inch)pedal $u_{\text{MB,Bremse}}$	
Fahrerantrieb	
Drehzahl VKM n_{VKM}	Raddrehmoment $M_{\text{Rad},i}$
Raddrehzahl $n_{\text{Rad},i}$	Drehmoment VKM M_{VKM}
Gaspedal $u_{\text{MB,Gas}}$	
Brems(Inch)pedal $u_{\text{MB,Bremse}}$	
Arbeitsantrieb	
Drehzahl VKM n_{VKM}	Hubzylinderkraft F_{Hub}
Bewegung Vorderachse z_{VA}	Ausfahrhub Hubzylinder l_{Hub}
Bedienersignal Hub $u_{\text{MB,Hub}}$	Kippzylinderkraft F_{Kipp}
Bedienersignal Kipp $u_{\text{MB,Kipp}}$	Ausfahrhub Kippzylinder l_{Kipp}
Schüttgutmasse m_{PL}	Drehmoment VKM M_{VKM}

Lenkantrieb	
Drehzahl VKM n_{VKM}	Ausfahrhub Lenkzylinder l_{Lenk}
Lenkraddrehzahl $u_{MB,Lenk}$	Lenkbedingte Raddrehzahl $n_{Rad,Lenk,i}$
Lenkwiderstandskraft $F_{Rad,Lenk}$	
Volumenstrom Lenkung Q_{Lenk}	
Grabkraftmodell	
Schnittgeschwindigkeit v_S	Schüttgutmasse m_{PL}
	Schnittkraft F_S
	Reibkraft F_R
Maschinenbedienermodell	
Startpunkt (SP)	Gaspedalstellung $u_{MB,Gas}$
Beladepunkt (BP)	Bremspedalstellung $u_{MB,Bremse}$
Abladepunkt (AP)	Joystickaktuation $u_{MB,Hub}, u_{MB,Kipp}$
Schaufelspitzenposition (SPP)	Lenkradbewegung $u_{MB,Lenk} / n_{Lenk}$
Schaufelspitzenrotation (SR)	
Bedienerqualifikationsniveau	
Schädigungsmodell Schwinge	
Hubzylinderkraft F_{Hub}	Schädigung Lagerauge D_{Sw-La}
Kippzylinderkraft F_{Kipp}	Schädigung Kraftumlenker D_{Sw-Ul}
Hubzylinderausfahrhub l_{Hub}	
Kippzylinderausfahrhub l_{Kipp}	
Schüttgutmasse m_{PL}	
Schädigungsmodell Achse	
Radaufstandskräfte $F_{Rad,i}$	Schädigung Achse $D_{Achse,i}$
Schädigungsmodell Axialkolbenpumpe	
Pumpendrehzahl n_{pumpe}	Abrieb pro Buchsenelement $V_{V,i}$
Schrägscheibenwinkel α_{pumpe}	Schädigung Buchse D_{KBK}
Hochdruckniveau p_{FH}	

A.2 Regressionsparameter

Tabelle A.2: Regressionsparameter

Modell	Kapitel	k_0	k_1	k_2	k_3	k_4
ALRA	6.1.1	26,46	-252,01	-9,25	-0,03	0,50
ALRA (\hat{k}_i)	6.1.1	24,53	-247,95	-9,41	-0,03	0,50
SME	6.2.5	179,00	0,03	-164,16	-	-

A.3 Steuerungsparameter

Tabelle A.3: Steuerungsparameter

Modell	Kapitel	$K_{P,1}$	$K_{P,2}$	$K_{P,3}$
RAPV	6.1.2	0,55	0,20	0,04
ALRA_SLSA	6.1.4	$-1,5 \cdot 10^{-3}$	$1,5 \cdot 10^3$	10,00

A.4 Computer Hard- und Software

Zu Training-, Erprobungs- und Validierungsprozessen wurden unterschiedliche Rechenressourcen (Desktopcomputer, Laptop, Rechencluster und Rechen-server) eingesetzt. Die Vergleichsrechnungen der Kapitel 6.3.1 und 6.3.2 wurden auf der Hardware-Software-Kombination nach Tabelle A.4 durchgeführt.

Es ist zu berücksichtigen, dass einzelne Softwaremodule, wie z.B. MATLAB 2017b und SiKoBu, lediglich einen Prozessor-Kern zur Berechnung verwenden.

Tabelle A.4: Computer Hard- und Software

Prozessor	Intel® Core™ i7-4800MQ CPU 4 Kerne mit 2,7 GHz Taktfrequenz
Arbeitsspeicher	32,0 GB
Grafikkarte	NVIDIA Quadro K1100M
Systemtyp	64-Bit-Betriebssystem (Windows 10 Pro)
MATLAB-Version	Release 2017 b
TruckMaker-Version	Release 7.0
ANSYS-Version	Release 18.2
SiKoBu-Version	Release 3.2

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 3.1:	Architektur schädigungsreduzierender Assistenzsysteme	30
Abbildung 3.2:	Vorgehen bei der Entwicklung schädigungsreduzierender Assistenzsysteme	33
Abbildung 3.3:	Boxplot-Darstellung und Häufigkeitsverteilung	38
Abbildung 4.1:	Ladezyklus: l.o. Leerfahrt (LF), r.o. Beladen (BL), l.m. Transportfahrt (TF), r.m. Abladen (AL), l.u. Leerfahrt (LF), r.u. gesamt	43
Abbildung 4.2:	Versuchsträger – Berücksichtigte Teilsysteme	46
Abbildung 4.3:	Versuchsträger – Messtechnik	47
Abbildung 4.4:	Gesamtmodellansatz	50
Abbildung 4.5:	3D-MKS-Modell (vereinfachte Darstellung)	53
Abbildung 4.6:	Fahrtriebsmodell (vereinfachte Darstellung)	54
Abbildung 4.7:	Arbeitsantriebsmodell (vereinfachte Darstellung)	57
Abbildung 4.8:	Lenkantriebsmodell (vereinfachte Darstellung)	58
Abbildung 4.9:	Virtuelle Fahrumgebung	59
Abbildung 4.10:	Grabkraftmodell (vereinfachte Darstellung)	60
Abbildung 4.11:	Maschinenbedienermodell – Pfadplanung (links Bedienerqualifikation Level 1, rechts Bedienerqualifikation Level 2)	63
Abbildung 4.12:	Schädigungsmodell Schwinge – Kräfte nach [6]	67
Abbildung 4.13:	Schädigungsmodell Achse: Kräfte	68
Abbildung 4.14:	Schädigungsmodell Axialkolbenpumpe – Buchsenkontur und Verschleißintensität	71
Abbildung 4.15:	Validierung – Fahrtrieb	73
Abbildung 4.16:	Validierung – Arbeitsantrieb	75
Abbildung 4.17:	Validierung – Maschinenachsen	76

Abbildung 4.18: Validierung – Maschinenbedienermodell (Maschinentrajektorie)	79
Abbildung 4.19: Validierung – Maschinenbedienermodell (Maschinengrößen)	80
Abbildung 5.1: Arbeitsszenarien – links AS 1, rechts AS 2.....	83
Abbildung 5.2: Arbeitsszenario AS 3.....	84
Abbildung 5.3: Potentialanalyse AS 1	86
Abbildung 6.1: ALRA – Adaptive Regelkreisstruktur	91
Abbildung 6.2: ALRA – Architektur zur Schwingenschädigungsreduktion	91
Abbildung 6.3: RAPV – MPR-Ansatz nach [106]	95
Abbildung 6.4: RAPV – Regelkreis mit Vorsteuerung nach [107].....	96
Abbildung 6.5: RAPV – Architektur zur Schwingenschädigungsreduktion	98
Abbildung 6.6: RAPV – Differentieller Vergleich der Prädiktion	99
Abbildung 6.7: RAPV – Kumulation verschiedener Prädiktionshorizonte	100
Abbildung 6.8: SLSA – RL-Lernprozess	101
Abbildung 6.9: SLSA – Architektur zur Maschinenachsenschädigungsreduktion	104
Abbildung 6.10: SLSA-ALRA – Architektur zur Maschinenachsenschädigungsreduktion	107
Abbildung 6.11: BZE – Nachgeschalteter Filter	119
Abbildung 6.12: BZE – Exemplarische Zyklen von MB 1 (Level 1)	120
Abbildung 6.13: BZE – Güte in Abhängigkeit der BZ (MB 1 – Level 1)..	122
Abbildung 6.14: BZE – Güte in Abhängigkeit der MB-Qualifikation	124
Abbildung 6.15: BZE – Vergleich der Ergebnisse von BTs und KNNs	125
Abbildung 6.16: MBE – Aufbau	128
Abbildung 6.17: MBE – Exemplarische MBE für Zyklus von MB 1	130

Abbildung 6.18: MBE – MB 1: links Prädiktionssensitivitätsanalyse nach [5], rechts optimierte MBE nach [5]	131
Abbildung 6.19: MBE – Zyklen von MB 1: links Einfluss BZE auf MBE, rechts MBE mit eingebundener BZE nach [5]	133
Abbildung 6.20: SGP – Auswahl der zu prädizierenden Größen Z.....	136
Abbildung 6.21: SGP – Graphischer Vergleich am Beispiel der Hubzylindergrößen.....	139
Abbildung 6.22: SGP – relative GCEFs.....	143
Abbildung 6.23: SGP – Einsatz des messdatenbasierenden Prädiktionsmodells in der Simulation	146
Abbildung 6.24: SME – Freischnitt Schaufel nach [6]	148
Abbildung 6.25: SME – Freischnitt Hubkinematik nach [6].....	149
Abbildung 6.26: SME – Validierung nach [6]	150
Abbildung 6.27: SZE – Sprunghafte Anregung (Dirac-Impuls)	152
Abbildung 6.28: SZE – Exemplarischer Frequenzverlauf.....	153
Abbildung 6.29: SZE – links Eigenfrequenzen Hubsystem, rechts Approximationsgüte	154
Abbildung 6.30: KSM – Vereinfachungen: links Sw-La, rechts Sw-UI [6]	157
Abbildung 6.31: KSM – Approximationsgüte: links Sw-La, rechts Sw-UI	158
Abbildung 6.32: KPM – Approximationsgüte für Betriebspunkte und Buchsenelemente mit einem Verschleiß größer 1 pm^3	161
Abbildung 7.1: Ergebnisse ALRA – Schädigungsreduktion (AS 1)	164
Abbildung 7.2: Ergebnisse ALRA – Gesamter Zyklus (AS 1)	165
Abbildung 7.3: Ergebnisse ALRA – Heben im Zustand AL (AS 1).....	166
Abbildung 7.4: Ergebnisse ALRA – Senken im Zustand AL (AS 1).....	168
Abbildung 7.5: Ergebnisse ALRA – Schädigungsreduktion (AS 2)	169
Abbildung 7.6: Ergebnisse RAPV – Schädigungsreduktion (AS 1)	170
Abbildung 7.7: Ergebnisse RAPV – Gesamter Zyklus (AS 1).....	171
Abbildung 7.8: Ergebnisse RAPV – Heben in Zustand AL (AS 1)	172

Abbildung 7.9: Ergebnisse RAPV – Senken in Zustand AL (AS 1) 174
Abbildung 7.10: Ergebnisse RAPV – Schädigungsreduktion (AS 2) 175
Abbildung 7.11: Ergebnisse SLSA – Exemplarischer Trainingsdurchlauf 178
Abbildung 7.12: Ergebnisse SLSA – Fahrprozess (AS 3)..... 179
Abbildung 7.13: Ergebnisse ALRA-SLSA – Fahrprozess (AS 3) 181

Tabellenverzeichnis

Tabelle 4.1:	Maschinenbediener Qualifikationsniveaus.....	49
Tabelle 4.2:	Validierung – Maschinenmodell (GCEF)	77
Tabelle 4.3:	Validierung – Maschinenbedienermodell (GCEF).....	82
Tabelle 6.1:	Identifikationsmodule	108
Tabelle 6.2:	Begriffsdefinition zur Beschreibung der Identifikationsmodule	108
Tabelle 6.3:	Eigenschaften einzelner ML-Verfahren	114
Tabelle 6.4:	Frequenzanalyse der Messgrößen zur Prädiktoridentifikation	115
Tabelle 6.5:	Datengrundlage zur Entwicklung und Validierung der Identifikationsmodule	117
Tabelle 6.6:	BZE – ML-Parameter	126
Tabelle 6.7:	MBE – Prädiktoren und Diskretisierung	129
Tabelle 6.8:	MBE – Korrigierte Erkennungsgüte.....	134
Tabelle 6.9:	MBE – ML-Parameter.....	134
Tabelle 6.10:	SGP – ML-Parameter	138
Tabelle 6.11:	SGP – Validierung Hubzylindergrößen (GCEF).....	141
Tabelle 6.12:	SME – Parameter	151
Tabelle 6.13:	SZE – ML-Parameter	155
Tabelle 6.14:	KSM – Parameter	160
Tabelle 6.15:	KPM – ML-Parameter.....	162
Tabelle A.1:	Modellbasierte Entwicklungsumgebung – Ein- und Ausgangsgrößen.....	189
Tabelle A.2:	Regressionsparameter	191
Tabelle A.3:	Steuerungsparameter	191
Tabelle A.4:	Computer Hard- und Software	192

Literaturverzeichnis

- [1] Brinkschulte, L. und Geimer, M.: Echtzeitfähige Abschätzung der Restlebensdauer von Komponenten, *ATZoffhighway*, 10 (2017), H. 3, S. 54–61, doi: 10.1007/s35746-017-0036-1.
- [2] Brinkschulte, L. und Geimer, M.: Real-time Estimation of the Remaining Lifetime of Components, *ATZoffhighway worldwide*, 10 (2017), H. 3, S. 54–60, doi: 10.1007/s41321-017-0034-3.
- [3] Brinkschulte, L.; Mattes, J. und Geimer, M.: An Approach to Wear Simulation of Hydrostatic Drives to Improve the Availability of Mobile Machines, 11th International Fluid Power Conference (IFK), Aachen (DE), 19. - 21. März 2018. In: *Fluid power networks proceedings*, S. 392–407. Aachen (DE): Verlag Mainz 2018, doi: 10.18154/RWTH-2018-224523.
- [4] Brinkschulte, L.; Daiß, K. und Geimer, M.: Der Nutzen einer Fahr- und Arbeitszustandserkennung am Beispiel eines Radladers, 76th International Conference Agricultural Engineering, Leinfelden-Echterdingen (DE), 20. - 21. November 2018. In: *VDI-Berichte*, Bd. 2332, S. 41–50. Düsseldorf (DE): VDI Verlag GmbH 2018, doi: 10.5445/IR/1000087695.
- [5] Brinkschulte, L. und Geimer, M.: Intelligent Machine Operator Identification to Develop Damage-Reducing Operating Strategies for Mobile Machines, *ASME/BATH Symposium on Fluid Power and Motion Control (FPMC)*, Longboat Key (US), 7. - 9. Oktober

2019. In: Proceedings of the FPMC2019, V001T01A017. New York (US): ASME 2019, doi: 10.1115/FPMC2019-1643.
- [6] Brinkschulte, L.; Hafner, J. und Geimer, M.: Echtzeitfähige Belastungsbestimmung mechanischer Bauteile eines Radladers, ATZ-heavyduty, 12 (2019), H. 4, S. 64–70, doi: 10.1007/s35746-019-0043-5.
- [7] Brinkschulte, L.; Pult, F. und Geimer, M.: The Use of a Holistic Machine Simulation for the Development of Hydraulic Hybrid Modules to Reduce Transient Engine-Out Emissions, 12th International Fluid Power Conference (12. IFK), Dresden, 12. - 14. Oktober 2020. In: Conference Proceedings Volume 1, S. 499–510. Dresden (DE): Technische Universität Dresden 2020.
- [8] Brinkschulte, L.; Hafner, J. und Geimer, M.: Real-time Load Determination of Wheel Loader Components, ATZheavy duty worldwide, 12 (2019), H. 4, S. 62–68, doi: 10.1007/s41321-019-0043-5.
- [9] Brinkschulte, L.; Graf, M. und Geimer, M.: Reinforcement Learning: A Control Approach for Reducing Component Damage in Mobile Machines, 12th International Fluid Power Conference (12. IFK), Dresden, 12. - 14. Oktober 2020. In: Conference Proceedings Volume 1, S. 433–444. Dresden (DE): Technische Universität Dresden 2020.
- [10] Frank, B.; Skogh, L. und Alaküla, M.: On wheel loader fuel efficiency difference due to operator behaviour distribution, 2nd Commercial Vehicle Technology Symposium, Kaiserslautern (DE),

13. - 15. März 2012. In: Proceedings of the Commercial Vehicle Technology Symposium, S. 329–346. Aachen (DE): Shaker 2012.
- [11] Tikkanen, S.; Ahola, V. und Koskela, E.: Effect of Driver and Work Cycle on Losses of a Loader, BATH/ASME Symposium on Fluid Power and Motion Control, Bath (UK), 12. - 14. September 2018. Fairfield (US): ASME 2018, doi: 10.1115/FPMC2018-8919.
- [12] Kunze, G.; Mieth, S. und Voigt, S.: Bedienerinfluss auf Leistungszyklen mobiler Arbeitsmaschinen, ATZ Offhighway, 4 (2011), H. 1, S. 70–79, doi: 10.1365/s35746-011-0010-2.
- [13] Mieth, S. und Kunze, G.: Ermittlung typischer Lastfolgen für die betriebsfeste Auslegung mobiler Baumaschinen, 2nd Commercial Vehicle Technology Symposium, Kaiserslautern (DE), 13. - 15. März 2012. In: Proceedings of the Commercial Vehicle Technology Symposium, S. 136–143. Aachen (DE): Shaker 2012.
- [14] Filla, R.: Quantifying Operability of Working Machines, Dissertation, Linköping University. In: Linköping Studies in Science and Technology, 1390, Linköping (SE): Department of Management and Engineering 2011, ISBN 9173930873, doi: 10.13140/RG.2.1.4702.0004.
- [15] Thorsten Stamm von Baumgarten: Zur statistischen Bedienermodellierung mobiler Arbeitsmaschinen. In: Forschungsberichte aus dem Institut für mobile Maschinen und Nutzfahrzeuge, Aachen (DE): Shaker 2014, ISBN 978-3-8440-3239-0.

- [16] Drees, G. und Hensler, F.: Die Praxis der Instandhaltung von Baumaschinen im Bauhauptgewerbe - Schlussbericht. In: Forschungsberichte F1802, Stuttgart (DE) 1981.
- [17] Muffert, K.-H. und Volkmer, P.: Schäden an Erdbaumaschinen, Turmdreh- und Fahrzeugkränen, Der Maschinenschaden, 58 (1985), H. 5, S. 169–177.
- [18] John Deere Forestry Oy: ForestSight - TimberSkills und Forstmaschinen-Simulatoren (10.2014), Tampere (FI): Offset Ulonen Oy. Internet: http://www.nuhn.de/fileadmin/user_upload/nuhn.de/Dateien/Pdf/prospekte_allgemein/2015_simulatoren.pdf, Zugriff am: 16.01.2020.
- [19] Thiebes, P. und Vollmer, T.: Modellierung des Fahrers zur Untersuchung von Antriebssträngen in der 1D-Simulation am Beispiel eines Radladers mit Hybridantrieb, 3. Fachtagung Hybridantriebe für Mobile Arbeitsmaschinen, Karlsruhe (DE), 17. Februar 2011. In: Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Bd. 7, S. 47–60. Karlsruhe (DE): KIT Scientific Publishing 2011.
- [20] Mutschler, S.: Bewertung und Optimierung von Getriebekonzepten für mobile Arbeitsmaschinen, Dissertation, TU Braunschweig. In: Forschungsberichte des Instituts für Landmaschinen und Fluidtechnik, Aachen (DE): Shaker 2009, ISBN 978-3-8322-8355-1.
- [21] Filla, R.; Ericsson, A. und Palmberg, J.-O.: Dynamic Simulation of Construction Machinery: Towards an Operator Model, Interna-

- tional Fluid Power Exhibition 2005 Technical Conference, Las Vegas (US), 16. - 18. März, S. 429–438 2005, doi: 10.13140/RG.2.1.3915.5680.
- [22] Filla, R.: An Event-driven Operator Model for Dynamic Simulation of Construction Machinery, Ninth Scandinavian International Conference on Fluid Power, Linköping (SE), 1. - 3. Juni 2005, S. 1–11, doi: 10.13140/RG.2.1.1818.4168.
- [23] Elezaby, A. A.; Abdelaziz, M. und Cetinkunt, S.: Operator Model for Construction Equipment, IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA), Beijing (CN), 12. - 15. Oktober 2008, S. 582–585. Piscataway: IEEE 2008, doi: 10.1109/MESA.2008.4735708.
- [24] Oh, K., et al.: Integrated wheel loader simulation model for improving performance and energy flow, Automation in Construction, 58 (2015), S. 129–143, doi: 10.1016/j.autcon.2015.07.021.
- [25] Nilsson, T., et al.: Robust driving pattern detection and identification with a wheel loader application, International Journal of Vehicle Systems Modelling and Testing (IJVSMT), 9 (2014), H. 1, S. 56–76, doi: 10.1504/IJVSMT.2014.059156.
- [26] Weber, J.: Methode zur online Prozessmustererkennung für die Ermittlung von Kundenkollektiven an mobilen Baumaschinen (processAssist), Schlussbericht zu IGF-Vorhaben Nr. 18014 BR 31.12.2016. In: Internet: https://tu-dresden.de/ing/maschinenwesen/imd/bm/ressourcen/dateien/forschung/2016_schlussbericht_ProcessAssist_quelle.pdf?lang=de, Zugriff am: 20.02.2018.

- [27] Starke, M.; Will, F. und Mieth, S.: Kundennutzungsprofile ermitteln mittels Online-Prozessmustererkennung, *ATZoffhighway*, 11 (2018), H. 4, S. 62–69, doi: 10.1007/s35746-018-0042-y.
- [28] Starke, M. und Will, F.: Automatic Process Pattern Recognition for Mobile Machinery, *The Sixteenth Scandinavian International Conference on Fluid Power*, Tampere (FI), 22. - 24. Mai 2019, S. 450–461. Tampere: Tampere University Press 2019.
- [29] Xiang, Y. und Geimer, M.: Optimization of Operation Strategy for Primary Torque based hydrostatic Drivetrain using Artificial Intelligence, *12th International Fluid Power Conference (12. IFK)*, Dresden, 12. - 14. Oktober 2020. In: *Conference Proceedings Volume 1*, S. 55–66. Dresden (DE): Technische Universität Dresden 2020.
- [30] Schramm, F.: Erkennung und Prädiktion von Betriebszuständen mobiler Maschinen am Beispiel eines Traktors - Recognition and prediction of operating states of mobile machines exemplified by a tractor, 74. *Internationale Konferenz für Landtechnik*, Köln (DE), 22. - 23. November 2016. In: *VDI-Berichte*, 2273, S. 145–151. Düsseldorf (DE): VDI Verlag GmbH 2016.
- [31] Dadhich, S., et al.: Field test of neural-network based automatic bucket-filling algorithm for wheel-loaders, *Automation in Construction*, 97 (2019), S. 1–12, doi: 10.1016/j.autcon.2018.10.013.
- [32] Pohlandt, C.: Intelligentes Gesamtmaschinenmanagement für elektrische Antriebssysteme, *Dissertation*, KIT. In: *Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik*, Bd. 60, Karlsruhe (DE):

- KIT Scientific Publishing 2018, ISBN 978-3-7315-0774-1, doi: 10.5445/KSP/1000081063.
- [33] Keller, N., et al.: Classification of Machine Functions: A Hydraulic Excavator Case Study, The Sixteenth Scandinavian International Conference on Fluid Power, Tampere (FI), 22. - 24. Mai 2019, S. 410–422. Tampere: Tampere University Press 2019.
- [34] Burström, L.; Nilsson, T. und Wahlström, J.: Whole-body vibration and the risk of low back pain and sciatica: a systematic review and meta-analysis, *International archives of occupational and environmental health*, 88 (2015), H. 4, S. 403–418, doi: 10.1007/s00420-014-0971-4.
- [35] Punnet, L. und Wegman, D. H.: Work-related musculoskeletal disorders: the epidemiologic evidence and the debate, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 14 (2004), S. 13–23, doi: 10.1016/j.jelekin.2003.09.015.
- [36] Bös, M.: Untersuchung und Optimierung der Fahrkomfort- und Fahrdynamikeigenschaften von Radladern unter Berücksichtigung der prozessspezifischen Randbedingungen, Dissertation, KIT. In: *Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik*, Bd. 29, Karlsruhe (DE): KIT Scientific Publishing 2015, ISBN 978-3-7315-0310-1, doi: 10.5445/KSP/1000044742.
- [37] Gies, S. und Nied-Menninger, T.: Fahr- und Lenkverhalten von Radladern. In: *Schriftenreihe der Bundesanstalt für Arbeitsschutz Forschung*, 690, Bremerhaven (DE): Wirtschaftsverlag NW 1993, ISBN 3894293543.

- [38] Latour, C. und Biener, R.: Comparison of active and passive oscillation suppression systems for wheel loaders, International Fluid Power Conference (IFK), Aachen (DE), 5. - 6. März 2002. In: Reihe Fluidtechnik, 4, S. 101–112. Aachen (DE): Shaker 2002.
- [39] Williamson, C.; Lee, S. und Ivantysynova, M.: Active Vibration Damping for an Off-Road Vehicle with Displacement Controlled Actuators, International Journal of Fluid Power, 10 (2009), H. 3, S. 5–16, doi: 10.1080/14399776.2009.10780984.
- [40] Karnopp, D.: Active and semi-active vibration isolation, International Conference on Mechanical Design and Production (MDP), Kairo, 2. - 4. Januar 1996, S. 409–423. Oxford: Pergamon 1996, doi: 10.1016/B978-008042140-7/50037-8.
- [41] Rahmfeld, R.; Ivantysynova, M. und Eggers, B.: Active Vibration Damping for Off-Road Vehicles Using Valveless Linear Actuators, SAE Commercial Vehicle Engineering Congress & Exhibition, Chicago (US), 26. Oktober 2004. In: SAE Technical Paper Series, 2004-01-2655. Warrendale (US): SAE International 2004, doi: 10.4271/2004-01-2655.
- [42] Eggers, B.; Rahmfeld, R. und Ivantysynova, M.: An Energetic Comparison Between Valveless And Valve Controlled Active Vibration Damping For Off-Road Vehicles, 6th JFPS International Symposium on Fluid Power, Tsukuba (JP), 7. - 10. November 2005. In: Proceedings of the 6th JFPS, S. 275–283, doi: 10.5739/isfp.2005.275.

- [43] Bianchi, R.; Alexander, A. und Vacca, A.: Active Vibration Damping for Construction Machines Based on Frequency Identification, SAE Commercial Vehicle Engineering Congress (COMVEC), Rosemont (US), 4. - 6. Oktober 2016. In: SAE Technical Paper Series, 2016-01-8121. Warrendale (US): SAE International 2016, doi: 10.4271/2016-01-8121.
- [44] Alexander, A.; Vacca, A. und Cristofori, D.: Active Vibration Damping in Hydraulic Construction Machinery, *Procedia Engineering*, 176 (2017), S. 514–528, doi: 10.1016/j.proeng.2017.02.351.
- [45] Cristofori, D.; Vacca, A. und Ariyur, K.: A Novel Pressure-Feedback Based Adaptive Control Method to Damp Instabilities in Hydraulic Machines, *SAE International Journal of Commercial Vehicles*, 5 (2012), H. 2, S. 586–596, doi: 10.4271/2012-01-2035.
- [46] Ayoub, H. und Berg, C. M.: Design of a Dynamic Boom Suspension System in a Hybrid Wheel Loader, Masterthesis, Betreuer: Xiong, N.; Papadopoulos, A., Mälardalen University, Västerås und Eskilstuna (SE) 11.06.2018.
- [47] Küppers, R. T.: Untersuchungen zur Kippstabilität von Radladern, Dissertation, RWTH Aachen. In: Schriftenreihe Automobiltechnik, Bd. 50, Aachen (DE): Forschungsgesellschaft Kraftfahrwesen 2000, ISBN 3-925194-50-9.
- [48] Zinke, T. und Will, F.: Onboard-Kippsicherheitsdiagnose für mobile Arbeitsmaschinen, *ATZheavyduty*, 12 (2019), H. 1, S. 26–31, doi: 10.1007/s35746-019-0009-7.

- [49] Zinke, T.: Methoden zur Bewertung und Überwachung der Stand- und Kippstabilität mobiler Arbeitsmaschinen, Dissertation, TU Dresden, Dresden (DE) 2018.
- [50] Nilsson, T.; Fröberg, A. und Åslund, J.: Development of Look-Ahead Controller Concepts for a Wheel Loader Application, *OGST – Revue d'IFP Energies nouvelles*, 70 (2015), H. 1, S. 159–178, doi: 10.2516/ogst/2014022.
- [51] Nilsson, T.; Fröberg, A. und Åslund, J.: Predictive control of a diesel electric wheel loader powertrain, *Control Engineering Practice*, 41 (2015), S. 47–56, doi: 10.1016/j.conengprac.2015.04.008.
- [52] Filla, R.: A Method for controlling a hydraulic system - PCT-Patent (27.05.2008), WO 2009/145682.
- [53] Redaktion traction: CLAAS präsentiert mit Liebherr neue SCORPION Teleskoplader. Internet: <https://www.agrarheute.com/traction/news/claas-praesentiert-liebherr-neue-scorpion-teleskoplader-540502>, Zugriff am: 03.01.2019.
- [54] Filla, R.; Obermayr, M. und Frank, B.: A study to compare trajectory generation algorithms for automatic bucket filling in wheel loaders, 3rd Commercial Vehicle Technology Symposium, Kaiserslautern (DE), 11. - 13. März 2014, S. 357–374. Aachen (DE): Shaker 2014, doi: 10.13140/RG.2.1.3604.2723.
- [55] Filla, R. und Frank, B.: Towards Finding the Optimal Bucket Filling Strategy through Simulation, 15th Scandinavian International Conference on Fluid Power, Linköping (SE), 7. - 9. Juni 2017. In: *Linköping Electronic Conference Proceedings*, Bd. 144, S. 402–

417. Linköping (SE): Linköping University Electronic Press 2017, doi: 10.3384/ecp17144402.
- [56] Richardson-Little, W. und Damaren, C. J.: Position accommodation and compliance control for robotic excavation, IEEE Conference on Control Applications, Toronto (CA), 29. - 31. August 2005, S. 1194–1199: IEEE 2005, doi: 10.1109/CCA.2005.1507293.
- [57] Lever, P. J. A.: An automated digging control for a wheel loader, Robotica, 19 (2001), H. 5, S. 497–511, doi: 10.1017/S0263574701003435.
- [58] Dadhich, S., et al.: Machine learning approach to automatic bucket loading, 24th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED), Athen (GR), 21. - 24. Juni 2016, S. 1260–1265: IEEE 2016, doi: 10.1109/MED.2016.7535925.
- [59] Dadhich, S.: Automation of Wheel-Loaders, Dissertation, Luleå University of Technology, Luleå (SE) 2018, ISBN 978-91-7790-258-1.
- [60] Yung, I.; Freidovich, L. und Vazquez, C.: Payload Estimation in Front-End Loaders, 5th International Conference on Machine Control & Guidance (MCG), Vichy (FR), 5. - 6. Oktober 2016, S. 1–5.
- [61] Ballaire, F.: Dynamic, continuous, and center of gravity independent weighing with a loader, Dissertation, TU Kaiserslautern, München (DE): Dr. Hut 2015, ISBN 978-3-8439-2413-9.
- [62] Shatters, A. R. und Cler, E. W.: Wheel Loader Payload Measurement System Linkage Acceleration Compensation - US Patent (4. Januar 2016), US 2017/0191245 A1.

- [63] Hindman, J.; Burton, R. und Schoenau, G.: Payload Estimation in a Four-Wheel-Drive Loader, 10th Scandinavian International Conference on Fluid Power (SICFP), Tampere (FI), 21. - 23. Mai 2007, S. 177–186. Tampere (FI): Tampere University Technology 2007.
- [64] Hindman, J.; Burton, R. und Schoenau, G.: An Artificial Neural Network Approach to Payload Estimation in Four Wheel Drive Loaders, ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition, Seattle (US), 11. - 15. November 2007, S. 621–625. New York (US): ASME 2008, doi: 10.1115/IMECE2007-41618.
- [65] Dengler, P.: Untersuchung zum effizienten Betrieb von Hydraulikzylindern in Konstantdrucksystemen unter Verwendung einer Zwischendruckleitung, Dissertation, KIT. In: Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Bd. 28, Karlsruhe (DE): KIT Scientific Publishing 2015, ISBN 9783731502951.
- [66] Roberts, J. M.; Duff, E. S. und Corke, P. I.: Reactive navigation and opportunistic localization for autonomous underground mining vehicles, *Information Sciences*, 145 (2002), 1-2, S. 127–146, doi: 10.1016/S0020-0255(02)00227-X.
- [67] Sarata, S., et al.: Development of Autonomous System for Loading Operation by Wheel Loader, 23rd International Symposium on Automation and Robotics in Construction (ISARC), Tokyo (JP), 3. - 5. Oktober 2006. In: *Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction*, S. 466–471. Tokyo (JP): IAARC 2006, doi: 10.22260/ISARC2006/0088.

- [68] Haibach, E.: Betriebsfestigkeit - Verfahren und Daten zur Bauteilberechnung. In: VDI-Buch, 3. Auflage, Berlin: Springer 2006, ISBN 3-540-29363-9.
- [69] Ramdén, T.: Condition monitoring and fault diagnosis of fluid power systems - Approaches with neural networks and parameter identification, Dissertation, Linköping University. In: Linköping Studies in Science and Technology, Bd. 514, Linköping (SE) 1998, ISBN 9172191368.
- [70] Oppermann, M.: A new approach for failure prediction in mobile hydraulic systems, Dissertation, TU Hamburg-Harburg. In: Fortschritt-Berichte VDI Reihe 12: Verkehrs- und Fahrzeugtechnik, Bd. 665, Düsseldorf (DE): VDI-Verlag 2007, ISBN 9783183665129.
- [71] Ma, J., et al.: Wear analysis of swash plate/slipper pair of axis piston hydraulic pump, Tribology International, 90 (2015), S. 467–472, doi: 10.1016/j.triboint.2015.05.010.
- [72] Zou, Q.; Huang, P. und When, S.: Abrasive wear model for lubricated sliding contacts, Wear, 196 (1996), 1-2, S. 72–76, doi: 10.1016/0043-1648(95)06851-1.
- [73] Archard, J. F.: Wear Theory and Mechanisms (1980), S. 35–80. New York (US): ASME 1980.
- [74] Zhang, C., et al.: Performance Degradation Analysis of Aviation Hydraulic Piston Pump Based on Mixed Wear Theory, Tribology in Industry, 39 (2017), H. 2, S. 248–254, doi: 10.24874/ti.2017.39.02.12.

- [75] Boog, M.: Steigerung der Verfügbarkeit mobiler Arbeitsmaschinen durch Betriebslasterfassung und Fehleridentifikation an hydrostatischen Verdrängereinheiten, Dissertation, KIT. In: Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Bd. 4, Karlsruhe (DE): KIT Scientific Publishing 2011, ISBN 9783866446007, doi: 10.5445/KSP/1000021057.
- [76] Baus, I., et al.: Development of Methodology for Lifetime Calculation for Axial Piston Units, Global Fluid Power Society PhD Symposium (GFPS), Samara (RU), 18. - 20. Juli 2018. In: Proceedings of the GFPS, S. 1-7: IEEE 2018, doi: 10.1109/GFPS.2018.8472367.
- [77] Wöll, L., et al.: Reliability Evaluation of Drivetrains: Challenges for Off- Highway Machines (2017). Rijeka (HR): InTech 2017, doi: 10.5772/intechopen.70280.
- [78] DIN-EN 894-1:2009-01: Sicherheit von Maschinen - Ergonomische Anforderungen an die Gestaltung von Anzeigen und Stellteilen, Berlin (DE): Beuth Verlag GmbH 2009, doi: 10.31030/1474804.
- [79] Thoma, S.: Mensch-Maschine-Interaktionskonzepte für Fahrerassistenzsysteme - Wie kann der Fahrer in Verkehrssituationen im Kreuzungsbereich optimal unterstützt werden, Dissertation, TU München, Saarbrücken (DE): Südwestdeutscher Verlag für Hochschulschriften 2010, ISBN 978-3838117973.
- [80] Ray, M. H.; Anghileri, M. und Mongiardini, M.: Comparison of Validation Metrics Using Repeated Full-scale Automobile Crash Tests, 8th World Congress on Computational Mechanics (WCCM8),

- Venedig (IT), 30. Juni - 5. Juli 2008. In: Proceedings of the WCCM, S. 1–18. Barcelona (ES): CIMNE 2008.
- [81] Fahrmeir, L., et al.: Statistik - Der Weg zur Datenanalyse, Heidelberg (DE): Springer Berlin Heidelberg 2016, ISBN 978-3-662-50371-3, doi: 10.1007/978-3-662-50372-0.
- [82] Hedderich, J. und Sachs, L.: Angewandte Statistik - Methodensammlung mit R, 15. Auflage, Heidelberg (DE): Springer Berlin Heidelberg 2016, ISBN 978-3-662-45690-3, doi: 10.1007/978-3-662-45691-0.
- [83] Geers, T. L.: An Objective Error Measure for the Comparison of Calculated and Measured Transient Response Histories, 54th Symposium on Shock and Vibration, Pasadena (US), 18. - 20. Oktober 1983. In: Bulletin, Bd. 54, S. 99–107. Washington D.C.: Naval Research Laboratory 1984.
- [84] DIN EN 474-3:2017-06: Erdbaumaschinen - Sicherheit - Teil 3: Anforderungen für Lader, Berlin (DE): Beuth Verlag GmbH, doi: 10.31030/2631712.
- [85] Kunze, G.; Göhring, H. und Jacob, K. (Hrsg.): Baumaschinen - Erdbau- und Tagebaumaschinen, 2. Auflage, Wiesbaden (DE): Vieweg + Teubner 2012, ISBN 9783834815927.
- [86] DIN ISO 9245: Erdbaumaschinen - Leistung der Maschinen - Begriffe, Formelzeichen und Einheiten: Beuth Verlag GmbH 1995.
- [87] Achelpohl, E. R.: The Effect of Overloading on Reliability of Wheel Loader Structural Components, Dissertation, Missouri University of Science and Technology, Rolla (US) 2018.

- [88] Samanta, B.; Sarkar, B. und Mukherjee, S. K.: Reliability modelling and performance analyses of an LHD system in mining, *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 104 (2004), S. 1–8.
- [89] Hoffmann, K.: Titel: Eine Einführung in die Technik des Messens mit Dehnungsmeßstreifen, 8. Auflage, Darmstadt (DE): Hottinger Baldwin Messtechnik 1987.
- [90] Geimer, M.; Krüger, T. und Linsel, P.: Co-Simulation, gekoppelte Simulation oder Simulatorkopplung? Ein Versuch der Begriffsvereinheitlichung, *O+P Ölhydraulik und Pneumatik* (2006), H. 50, S. 572–576, doi: 10.5445/IR/1000011318.
- [91] DIN ISO 1219-1:2019-01: Fluidtechnik - Graphische Symbole und Schaltpläne - Teil 1: Graphische Symbole für konventionelle und datentechnische Anwendungen, Berlin (DE): Beuth Verlag GmbH Januar 2019, doi: 10.31030/3015819.
- [92] DIN ISO 3952-1:1995-01: Vereinfachte Darstellungen in der Kinematik - Teil 1: Darstellung der Bewegung von Verbindungsteilen, Berlin (DE): Beuth Verlag GmbH Januar 1995, doi: 10.31030/2726052.
- [93] DIN ISO 3952-2:1995-01: Vereinfachte Darstellungen in der Kinematik - Teil 2: Darstellung von Reibrad-, Zahnrad- und Nockengetrieben, Berlin (DE): Beuth Verlag GmbH Januar 1995, doi: 10.31030/2726061.
- [94] Pugar, N.: Gekoppelte Simulation am Beispiel des Lenksystems eines Radlader, Bachelorthesis, Betreuer: Geimer, M.; Brinkschulte,

- L., Institut für Fahrzeugsystemtechnik - Teilinstitut Mobile Arbeitsmaschinen, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe 04.03.2019.
- [95] Schieschke, R. und Wurster, U.: IPG-TIRE - Ein flexibles, umfassendes, Reifenmodell für den Einsatz in Simulationsumgebungen, Automobil-Industrie, 33 (1988), H. 5, S. 495–500.
- [96] Klüpfel, D.: Untersuchung der Fahrhydraulik eines Radladers mit Hilfe von Versuch und Simulation, Bachelorthesis, Betreuer: Geimer, M.; Brinkschulte, L., Institut für Fahrzeugsystemtechnik - Teilinstitut Mobile Arbeitsmaschinen, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe 30.09.2018.
- [97] Oßwald, F.: Untersuchung der Arbeitshydraulik eines Radladers mit Hilfe von Versuch und Simulation, Bachelorthesis, Betreuer: Geimer, M.; Brinkschulte, L., Institut für Fahrzeugsystemtechnik - Teilinstitut Mobile Arbeitsmaschinen, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe 31.03.2018.
- [98] Ketterer, B.: Modelluntersuchungen zur Prognose von Schneid- und Planierkräften im Erdbau, Dissertation, Universität Karlsruhe, Karlsruhe (DE) 1981.
- [99] Barth, J.: Entwicklung eines Bedienermodells für mobile Arbeitsmaschinen, Masterthesis, Betreuer: Geimer, M.; Brinkschulte, L., Institut für Fahrzeugsystemtechnik - Teilinstitut Mobile Arbeitsmaschinen, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe (DE) 2019.

- [100] Rennert, R., et al.: Rechnerischer Festigkeitsnachweis für Maschinenbauteile aus Stahl, Eisenguss- und Aluminiumwerkstoffen. In: FKM-Richtlinie, 6. Auflage, Frankfurt am Main (DE): VDMA-Verlag 2012, ISBN 978-3-8163-0605-4.
- [101] Gels, S.: Einsatz konturierter und beschichteter Kolben-Buchsenpaare in Axialkolbenmaschinen in Schrägscheibenbauweise, Dissertation, RWTH Aachen. In: Reihe Fluidtechnik, Bd. 62, Aachen (DE): Shaker 2011, ISBN 9783844005967.
- [102] Fleischer, G.; Gröger, H. und Thum, H.: Verschleiß und Zuverlässigkeit, 1. Auflage, Berlin (DE): Verlag Technik 1980.
- [103] Murray-Smith, D. J.: The Use of Experimental Data in Simulation Model Validation. In: Simulation Foundations, Methods and Applications, 61 (2019), S. 354–382. Cham (CH): Springer International Publishing 2019, doi: 10.1007/978-3-319-70766-2_14.
- [104] Kiranyaz, S.; Ince, T. und Gabbouj, M.: Multidimensional Particle Swarm Optimization for Machine Learning and Pattern Recognition, 15, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg 2014, ISBN 978-3-642-37845-4, doi: 10.1007/978-3-642-37846-1.
- [105] Dittmar, R. und Pfeiffer, B.-M.: Modellbasierte prädiktive Regelung - Eine Einführung für Ingenieure, Berlin (DE): De Gruyter Oldenbourg 2009, ISBN 9783486275230, doi: 10.1524/9783486594911.
- [106] Lunze, J.: Regelungstechnik 1, 9. Auflage, Heidelberg (DE): Springer Berlin Heidelberg 2013, ISBN 978-3-642-29532-4, doi: 10.1007/978-3-642-29533-1.

- [107] Sutton, R. S. und Barto, A.: Reinforcement learning - An introduction. In: Adaptive computation and machine learning, Cambridge, MA, London: The MIT Press 2018, ISBN 9780262039246.
- [108] Mitchell, T. M.: Machine learning. In: McGraw-Hill series in computer science, New York, NY: McGraw-Hill 1997, ISBN 978-0070428072.
- [109] Goodfellow, I.; Bengio, Y. und Courville, A.: Deep learning, Cambridge (US): The MIT Press 2016, ISBN 9780262035613.
- [110] Géron, A.: Praxiseinstieg Machine Learning mit Scikit-Learn und TensorFlow - Konzepte, Tools und Techniken für intelligente Systeme. In: Animals, 1. Auflage, Heidelberg: O'Reilly 2018, ISBN 978-3-96009-061-8. In:S. 185 - 186.
- [111] Murphy, K. P.: Machine learning - A probabilistic perspective. In: Adaptive computation and machine learning series, Cambridge (US): The MIT Press 2012, ISBN 9780262018029.
- [112] Breiman, L.: Bagging predictors, Machine Learning, 24 (1996), H. 2, S. 123-140, doi: 10.1007/BF00058655.
- [113] Fink, G. A.: Markov models for pattern recognition - From theory to applications. In: Advances in computer vision and pattern recognition, 2. Auflage, London (UK): Springer 2014, ISBN 9781447163084.
- [114] Bishop, C. M.: Pattern recognition and machine learning. In: Information science and statistics, 8. Auflage, New York (US): Springer-Verlag New York 2009, ISBN 9781493938438.

- [115] Wustmann, E.: Machine Learning Ansätze zur Reduzierung der anwenderverursachten Bauteilbelastungen an einer mobilen Arbeitsmaschine, Bachelorthesis, Betreuer: Geimer, M.; Brinkschulte, L., Institut für Fahrzeugsystemtechnik - Teilinstitut Mobile Arbeitsmaschinen, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe (DE) 2019.
- [116] Daiß, K.: Echtzeitfähige Fahr- und Arbeitszustandserkennung für mobile Arbeitsmaschinen am Beispiel eines Radladers, Masterthesis, Betreuer: Geimer, M.; Brinkschulte, L., Institut für Fahrzeugsystemtechnik - Teilinstitut Mobile Arbeitsmaschinen, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe (DE) 2018.
- [117] Hafner, J.: Intelligente Methoden zur Bauteillastbestimmung für zukünftige Restlebensdauerabschätzungen von mobilen Arbeitsmaschinen, Masterthesis, Betreuer: Geimer, M.; Brinkschulte, L., Institut für Fahrzeugsystemtechnik - Teilinstitut Mobile Arbeitsmaschinen, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe 16.01.2019.
- [118] Deiters, H.: Standardisierung von Lastzyklen zur Beurteilung der Effizienz mobiler Arbeitsmaschinen, Dissertation, TU Braunschweig. In: Forschungsberichte des Instituts für Landmaschinen und Fluidtechnik, Aachen (DE): Shaker 2009, ISBN 9783832281113.
- [119] Kolling, S. und Steinhilber, H.: Technische Schwingungslehre - Skriptum zur Vorlesung, Vorlesungsskript, Maschinenbau und Energietechnik, Technische Hochschule Mittelhessen, Gießen 2013.

- [120] Snoek, J.; Larochelle, H. und Adams, R. P.: Practical Bayesian Optimization of Machine Learning Algorithms, 26th International Conference on Neural Information Processing Systems, Lake Tahoe (US), 3. - 8. Dezember 2012, S. 2951–2959. Cambridge (US): The MIT Press 2011.
- [121] Peterson, R. E. und Pilkey, W. D.: Peterson's stress concentration factors, 2. Auflage, Norwich (US): Knovel 2003, ISBN 0-471-53849-3.
- [122] Balakrishnan, K.: TensorFlow reinforcement learning quick start guide - Get up and running with training and deploying intelligent, self-learning agents using Python, Birmingham (UK): Packt Publishing 2019, ISBN 1789533589.
- [123] Hart, S. G. und Staveland, L. E.: Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of Empirical and Theoretical Research. In: *Advances in Psychology*, 52 (1988), S. 139–183 1988, doi: 10.1016/S0166-4115(08)62386-9.

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

- Band 1** Urs Wiesel
Hybrides Lenksystem zur Kraftstoffeinsparung im schweren Nutzfahrzeug
ISBN 978-3-86644-456-0
- Band 2** Andreas Huber
Ermittlung von prozessabhängigen Lastkollektiven eines hydrostatischen Fahrtriebsstrangs am Beispiel eines Teleskopladers
ISBN 978-3-86644-564-2
- Band 3** Maurice Bliesener
Optimierung der Betriebsführung mobiler Arbeitsmaschinen. Ansatz für ein Gesamtmaschinenmanagement
ISBN 978-3-86644-536-9
- Band 4** Manuel Boog
Steigerung der Verfügbarkeit mobiler Arbeitsmaschinen durch Betriebslasterfassung und Fehleridentifikation an hydrostatischen Verdrängereinheiten
ISBN 978-3-86644-600-7
- Band 5** Christian Kraft
Gezielte Variation und Analyse des Fahrverhaltens von Kraftfahrzeugen mittels elektrischer Linearaktuatoren im Fahrwerksbereich
ISBN 978-3-86644-607-6
- Band 6** Lars Völker
Untersuchung des Kommunikationsintervalls bei der gekoppelten Simulation
ISBN 978-3-86644-611-3
- Band 7** 3. Fachtagung
Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen. 17. Februar 2011, Karlsruhe
ISBN 978-3-86644-599-4

- Band 8** Vladimir Iliev
Systemansatz zur anregungsunabhängigen Charakterisierung des Schwingungskomforts eines Fahrzeugs
ISBN 978-3-86644-681-6
- Band 9** Lars Lewandowitz
Markenspezifische Auswahl, Parametrierung und Gestaltung der Produktgruppe Fahrerassistenzsysteme. Ein methodisches Rahmenwerk
ISBN 978-3-86644-701-1
- Band 10** Phillip Thiebes
Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen. Grundlegende Erkenntnisse und Zusammenhänge, Vorstellung einer Methodik zur Unterstützung des Entwicklungsprozesses und deren Validierung am Beispiel einer Forstmaschine
ISBN 978-3-86644-808-7
- Band 11** Martin Gießler
Mechanismen der Kraftübertragung des Reifens auf Schnee und Eis
ISBN 978-3-86644-806-3
- Band 12** Daniel Pies
Reifenungleichförmigkeitserregter Schwingungskomfort – Quantifizierung und Bewertung komfortrelevanter Fahrzeugschwingungen
ISBN 978-3-86644-825-4
- Band 13** Daniel Weber
Untersuchung des Potenzials einer Brems-Ausweich-Assistenz
ISBN 978-3-86644-864-3
- Band 14** **7. Kolloquium Mobilhydraulik.**
27./28. September 2012 in Karlsruhe
ISBN 978-3-86644-881-0
- Band 15** 4. Fachtagung
Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen
20. Februar 2013, Karlsruhe
ISBN 978-3-86644-970-1
- Band 16** Hans-Joachim Unrau
Der Einfluss der Fahrbahnoberflächenkrümmung auf den Rollwiderstand, die Cornering Stiffness und die Aligning Stiffness von Pkw-Reifen
ISBN 978-3-86644-983-1

- Band 17** nicht erschienen
- Band 18** Stefanie Grollius
**Analyse des gekoppelten Systems Reifen-Hohlraum-Rad-
Radführung im Rollzustand und Entwicklung eines
Rollgeräuschmodells**
ISBN 978-3-7315-0029-2
- Band 19** Tobias Radke
**Energieoptimale Längsführung von Kraftfahrzeugen
durch Einsatz vorausschauender Fahrstrategien**
ISBN 978-3-7315-0069-8
- Band 20** David Gutjahr
**Objektive Bewertung querdynamischer
Reifeneigenschaften im Gesamtfahrzeugversuch**
ISBN 978-3-7315-0153-4
- Band 21** Neli Ovcharova
**Methodik zur Nutzenanalyse und Optimierung
sicherheitsrelevanter Fahrerassistenzsysteme**
ISBN 978-3-7315-0176-3
- Band 22** Marcus Geimer, Christian Pohlandt
Grundlagen mobiler Arbeitsmaschinen
ISBN 978-3-7315-0188-6
- Band 23** Timo Kautzmann
Die mobile Arbeitsmaschine als komplexes System
ISBN 978-3-7315-0187-9
- Band 24** Roman Weidemann
**Analyse der mechanischen Randbedingungen zur Adaption der
oszillierenden Hinterschneidtechnik an einen Mobilbagger**
ISBN 978-3-7315-0193-0
- Band 25** Yunfan Wei
**Spurführungsregelung eines aktiv gelenkten
Radpaars für Straßenbahnen**
ISBN 978-3-7315-0232-6
- Band 26** David Schmitz
**Entwurf eines fehlertoleranten Lenkventils für
Steer-by-Wire Anwendungen bei Traktoren**
ISBN 978-3-7315-0264-7

- Band 27** Christian Schwab
Beitrag zu einer universellen Baggerschnittstelle zur Übertragung elektrischer und hydraulischer Leistung sowie elektronischer Signale für komplexe Anbaugeräte
ISBN 978-3-7315-0281-4
- Band 28** Peter Dengler
Untersuchung zum effizienten Betrieb von Hydraulikzylindern in Konstantdrucksystemen unter Verwendung einer Zwischendruckleitung
ISBN 978-3-7315-0295-1
- Band 29** Manuel Bös
Untersuchung und Optimierung der Fahrkomfort- und Fahrdynamikeigenschaften von Radladern unter Berücksichtigung der prozessspezifischen Randbedingungen
ISBN 978-3-7315-0310-1
- Band 30** 5. Fachtagung
Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen. 25. Februar 2015, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-0323-1
- Band 31** Michael Eckert
Energieoptimale Fahrdynamikregelung mehrmotoriger Elektrofahrzeuge
ISBN 978-3-7315-0332-3
- Band 32** Martin Scherer
Beitrag zur Effizienzsteigerung mobiler Arbeitsmaschinen. Entwicklung einer elektrohydraulischen Bedarfsstromsteuerung mit aufgeprägtem Volumenstrom
ISBN 978-3-7315-0339-2
- Band 33** Rinaldo Arnold
Automatische Abstimmung der Sekundärseite eines dreiphasigen Systems zur berührungslosen induktiven Energieübertragung
ISBN 978-3-7315-0355-2
- Band 34** Johannes Gültlinger
Kraftübertragung und Fahrbahnverschleiß durch Spikereifen
ISBN 978-3-7315-0358-3

- Band 35** Thorsten Dreher
Energieeffizienz von Konstantdrucksystemen mit sekundärregelten Antrieben beim Einsatz in mobilen Arbeitsmaschinen
ISBN 978-3-7315-0377-4
- Band 36** Steffen Kölling
Konzeptionelle Untersuchung zur Neigekompensation von Stromabnehmern
ISBN 978-3-7315-0387-3
- Band 37** Michael Fritz
Entwicklungswerkzeuge für die Fahrzeugklimatisierung von Nutzfahrzeugen
ISBN 978-3-7315-0384-2
- Band 38** Ralf Oberfell
Stochastische Simulation von Energieflüssen im Nutzfahrzeug. Ein einsatzorientiertes Bewertungs- und Optimierungsverfahren
ISBN 978-3-7315-0403-0
- Band 39** Christoph Sturm
Bewertung der Energieeffizienz von Antriebssystemen mobiler Arbeitsmaschinen am Beispiel Bagger
ISBN 978-3-7315-0404-7
- Band 40** Florian Netter
Komplexitätsadaption integrierter Gesamtfahrzeugsimulationen
ISBN 978-3-7315-0414-6
- Band 41** Markus Springmann
Auslegung eines asynchronen Langstatorlinearmotors mit großem Luftspalt als Straßenbahnantrieb
ISBN 978-3-7315-0418-4
- Band 42** Alexander Basler
Eine modulare Funktionsarchitektur zur Umsetzung einer gesamtheitlichen Betriebsstrategie für Elektrofahrzeuge
ISBN 978-3-7315-0421-4
- Band 43** Hans-Georg Wahl
Optimale Regelung eines prädiktiven Energiemanagements von Hybridfahrzeugen
ISBN 978-3-7315-0422-1

- Band 44** Jennifer Heck
Zur Simulation des Rad-Schiene-Verschleißes bei Straßenbahnen
ISBN 978-3-7315-0443-6
- Band 45** Moritz Vaillant
Design Space Exploration zur multikriteriellen Optimierung elektrischer Sportwagenantriebsstränge: Variation von Topologie und Komponenteneigenschaften zur Steigerung von Fahrleistungen und Tank-to-Wheel Wirkungsgrad
ISBN 978-3-7315-0452-8
- Band 46** Philip Nagel
Entwicklung einer Betriebsstrategie zur Energierückgewinnung in hybriden Mehrverbrauchersystemen
ISBN 978-3-7315-0479-5
- Band 47** Matthias Pfriem
Analyse der Realnutzung von Elektrofahrzeugen in kommerziellen Flotten zur Definition einer bedarfsgerechten Fahrzeugauslegung
ISBN 978-3-7315-0489-4
- Band 48** Mohanad El-Haji
Ontologie-basierte Definition von Anforderungen an Validierungswerkzeuge in der Fahrzeugtechnik
ISBN 978-3-7315-0496-2
- Band 49** **9. Kolloquium Mobilhydraulik**
22./23. September 2016 in Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-0573-0
- Band 50** 6. Fachtagung
Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen. 15. Februar 2017, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-0601-0
- Band 51** Fabian Schirmaier
Experimentelle Untersuchung und Simulation des Umformverhaltens nähgewirkter unidirektionaler Kohlenstofffasergelege
ISBN 978-3-7315-0620-1
- Band 52** Mathias Cabrera Cano
Neuronale Netze mit externen Laguerre-Filtern zur automatischen numerischen Vereinfachung von Getriebemodellen
ISBN 978-3-7315-0621-8

- Band 53** Arwed Schmidt
Flottenbetrieb von elektrischen und autonomen Serviceagenten im städtischen Personennahverkehr
ISBN 978-3-7315-0633-1
- Band 54** Katharina Knaisch
Untersuchung von Spulensystemen zur induktiven Energieübertragung von Elektrofahrzeugen. Vergleich von Topologien und Entwicklung einer Auslegungsmethodik
ISBN 978-3-7315-0630-0
- Band 55** Frank Christof Stalter
Ansätze zur akustischen Optimierung von Reifen und Fahrbahnen für Elektrofahrzeuge unter Antriebsmoment
ISBN 978-3-7315-0645-4
- Band 56** Steffen Rose
Modellbildung und Simulation von mobilen Arbeitsmaschinen. Untersuchungen zu systematischen Modellvereinfachungen in der Simulation von Antriebssystemen am Beispiel Bagger
ISBN 978-3-7315-0684-3
- Band 57** Ulrich Peckelsen
Objective Tyre Development. Definition and Analysis of Tyre Characteristics and Quantification of their Conflicts
ISBN 978-3-7315-0713-0
- Band 58** Stefan Haag
Sequentieller Versuch zur HiL-unterstützten Validierung hybrider Antriebssysteme mit gekoppelten Antriebseinheiten
ISBN 978-3-7315-0752-9
- Band 59** Dirk Hülsebusch
Fahrerassistenzsysteme zur energieeffizienten Längsregelung - Analyse und Optimierung der Fahrsicherheit
ISBN 978-3-7315-0755-0
- Band 60** Christian Pohlandt
Intelligentes Gesamtmaschinenmanagement für elektrische Antriebssysteme
ISBN 978-3-7315-0774-1
- Band 61** Oliver Maier
Modellbasierte Entwicklung eines aktiven Sicherheitssystems für elektrifizierte Fahrräder
ISBN 978-3-7315-0778-9

- Band 62** Stephan Rhode
Robust and Regularized Algorithms for Vehicle Tractive Force Prediction and Mass Estimation
ISBN 978-3-7315-0807-6
- Band 63** Péter Megyesi
Methode zur Einbindung realer Nutzerprofile in die ökologische und ökonomische Bewertung von Fahrzeugkonzepten
ISBN 978-3-7315-0808-3
- Band 64** Benedikt Reick
Methode zur Analyse und Bewertung von stufenlosen Traktorgetrieben mit mehreren Schnittstellen
ISBN 978-3-7315-0815-1
- Band 65** Matthias Graf
Entwicklung und Validierung einer neuen Methode zur Charakterisierung des Scherverhaltens von Carbonfasergewebe mit Binderauftrag unter Normkraft und viskoser Reibung bei hohen Prozessstemperaturen
ISBN 978-3-7315-0838-0
- Band 66** Christoph Kühn
Simulation von Fahrspielen und Energieflüssen in Nahverkehrssystemen
ISBN 978-3-7315-0740-6
- Band 67** 7. Fachtagung
Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen. 20. Februar 2019, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-0873-1
- Band 68** Oliver Krauss
Experimentelle Untersuchungen zum Innengeräusch von Fahrzeugluftreifen
ISBN 978-3-7315-0867-0
- Band 69** Tristan Reich
Beurteilung der Prüfprozesseignung bei Fahrzeugversuchen mit mobilen Arbeitsmaschinen
ISBN 978-3-7315-0848-9
- Band 70** Matthias Bürckert
Realitätsnahe Bewertung des Einflusses der Oberflächenspannung flüssiger Zwischenmedien auf den maximalen Reibschluss zwischen Reifen und Fahrbahn
ISBN 978-3-7315-0891-5

- Band 71** Matthias Greiner
Verfahren zur Prädiktion des Rollwiderstands bei variablen Betriebsparametern auf Basis standardisierter Rollwiderstandsmessungen
ISBN 978-3-7315-0898-4
- Band 72** David Hummelberger
Hybride Werkstoffsysteme: Systematische Betrachtung und Bewertung der physikalischen Wirkmechanismen
ISBN 978-3-7315-0901-1
- Band 73** Michael Kerber
Analyse dynamischer Reifeneigenschaften und deren Auswirkung auf den Schwingungskomfort
ISBN 978-3-7315-0944-8
- Band 74** Kilian Berthold
Techno-ökonomische Auslegungsmethodik für die Elektrifizierung urbaner Busnetze
ISBN 978-3-7315-0953-0
- Band 75** Bernd Wassertheurer
Reifenmodellierung für die Fahrdynamiksimulation auf Schnee, Eis und nasser Fahrbahn
ISBN 978-3-7315-0957-8
- Band 76** Kai-Lukas Bauer
Echtzeit-Strategieplanung für vorausschauendes automatisiertes Fahren
ISBN 978-3-7315-0949-3
- Band 77** Thomas Schirle
Systementwurf eines elektromechanischen Fahrwerks für Megacitymobilität
ISBN 978-3-7315-0995-0
- Band 78** Dominik Dörr
Simulation of the thermoforming process of UD fiber-reinforced thermoplastic tape laminates
ISBN 978-3-7315-0998-1
- Band 79** Dominik Robert Naake
Simulation of damage mechanisms in weave reinforced materials based on multiscale modeling
ISBN 978-3-7315-1005-5

- Band 80** Martin Hohberg
Experimental investigation and process simulation of the compression molding process of Sheet Molding Compound (SMC) with local reinforcements
ISBN 978-3-7315-1007-9
- Band 81** Benedikt Fengler
Manufacturing-constrained multi-objective optimization of local patch reinforcements for discontinuous fiber reinforced composite parts
ISBN 978-3-7315-1006-2
- Band 82** Johannes Masino
Road Condition Estimation with Data Mining Methods using Vehicle Based Sensors
ISBN 978-3-7315-1004-8
- Band 83** **11. Kolloquium Mobilhydraulik**
10. September 2020, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-1036-9
- Band 84** Felix Weber
Beitrag zur Entwicklung von Konstantflusspumpen für Frischbeton unter genauerer Betrachtung der Dickstoffventile
ISBN 978-3-7315-1037-6
- Band 85** 8. Fachtagung
Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen. 23. Februar 2021, Karlsruhe
ISBN 978-3-7315-1071-0
- Band 86** Sebastian Fünfgeld
Vorausschauende Regelung von Fahrzeugsystemen durch stochastische Vorhersage der Fahrzeugdynamik
ISBN 978-3-7315-1060-4
- Band 87** Isabelle Charlotte Ays
Development of a CO₂e quantification method and of solutions for reducing the greenhouse gas emissions of construction machines = Entwicklung einer CO₂e Quantifizierungsmethode und von Lösungen zur Reduzierung von Treibhausgasemissionen in Baumaschinen
ISBN 978-3-7315-1033-8

- Band 88** Alexander Bernath
**Numerical prediction of curing and process-induced distortion
of composite structures**
ISBN 978-3-7315-1063-5
- Band 89** Nils Bulthaupt
**Objektivierung des Schwingungskomforts
schwerer Nutzfahrzeuge**
ISBN 978-3-7315-1075-8
- Band 90** Lars Brinkschulte
**Assistenzsysteme zur Reduktion des Schädigungsverhaltens
von Komponenten einer mobilen Arbeitsmaschine**
ISBN 978-3-7315-1089-5

In dieser Arbeit werden modulare Assistenzsysteme zur Schädigungsreduktion am Beispiel eines Radladers erforscht. Machine Learning basierte Identifikationsmodule liefern Informationen über den aktuellen und zukünftigen Fahr- und Arbeitszustand, den Maschinenbediener, die Schüttgutmasse und einzelne Systemgrößen. Schädigungsmodule mit komplexitätsreduzierten Modellierungsansätzen erlauben eine Berechnung der zu erwartenden Maschinenschädigung auf Maschinensteuerungssystemen. Diese Informationen ermöglichen eine Anpassung der Assistenzsystemparameter an die aktuelle Situation. Die Einsatzmöglichkeiten der Assistenzsysteme werden in einer modellbasierten Entwicklungsumgebung aufgezeigt. Hierzu wird auf Basis von Feldmessungen eine Referenzmaschine in ein holistisches Maschinenmodell mit einer Arbeitsumgebung und einem reaktiven Bediener überführt. Der dadurch entwickelte digitale Zwilling erlaubt eine virtuelle Erprobung der Assistenzsysteme unter einsatztypischen Randbedingungen. In modellbasierten Untersuchungen kann eine Schädigungsreduktion aufgezeigt werden.

