

60

Karlsruher Schriftenreihe
Fahrzeugsystemtechnik

Christian Pohlandt

**Intelligentes Gesamtmaschinen-
management für elektrische
Antriebssysteme**



Scientific
Publishing

Christian Pohlandt

**Intelligentes Gesamtmaschinenmanagement
für elektrische Antriebssysteme**

**Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik
Band 60**

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.

Intelligentes Gesamtmaschinen- management für elektrische Antriebssysteme

von
Christian Pohlandt

Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie
KIT-Fakultät für Maschinenbau

Tag der mündlichen Prüfung: 20. Oktober 2017
Referenten: Prof. Dr.-Ing. M. Geimer, Prof. Dr.-Ing. P. Gratzfeld

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 2018 – Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

ISSN 1869-6058
ISBN 978-3-7315-0774-1
DOI 10.5445/KSP/1000081063

Vorwort des Herausgebers

Elektrofahrzeuge stehen heute im Fokus vielfältiger Entwicklungsarbeiten, da sie lokal emissionsfrei arbeiten und das Potenzial besitzen, nachhaltig betrieben zu werden. Die Umweltbelastungen können so minimiert werden. Elektrofahrzeuge besitzen zudem neue Freiheitsgrade, die durch eine Steuerstrategie geregelt werden müssen. Mit Hilfe einer Gesamtfahrzeugstrategie kann die Effizienz der Fahrzeuge optimiert und die Reichweite bei batteriebetriebenen Fahrzeugen erhöht werden.

Die Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik leistet damit einen Beitrag, die Fahrzeuge nachhaltig zu betreiben. Für die Fahrzeuggattungen Pkw, Nfz, mobile Arbeitsmaschinen und Bahnfahrzeuge werden in der Schriftenreihe Forschungsarbeiten vorgestellt, die Fahrzeugtechnik auf vier Ebenen beleuchtet: das Fahrzeug als komplexes mechatronisches System, die Fahrer-Fahrzeug-Interaktion, das Fahrzeug im Verkehr und Infrastruktur sowie das Fahrzeug in Gesellschaft und Umwelt.

Im Vergleich zu Kraftfahrzeugen besitzen mobile Arbeitsmaschinen neben dem Fahrantrieb einen Arbeitsantrieb mit signifikanten Energieanteilen. Bei der Entwicklung einer Betriebsstrategie sind beide Antriebe zu berücksichtigen.

Im vorliegenden Band greift Herr Pohlandt das Thema des Gesamtmaschinenmanagements für ein elektrisches Kommunalfahrzeug mit Range-Extender auf. In dem vorliegenden Steuerungskonzept werden Arbeitszyklen mit Hilfe von Deep Learning Algorithmen identifiziert und zukünftige Lastanforderungen prädiziert. Auf dieser Basis kann eine heuristische Betriebsstrategie die Maschine optimieren. Herr Pohlandt zeigt, dass die Zwischenkreisspannung des elektrischen Antriebs mit Hilfe der Methode sicher geführt werden kann.

Karlsruhe, im April 2018

M. Geimer

Intelligentes Gesamtmaschinenmanagement für elektrische Antriebssysteme

Zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Ingenieurwissenschaften

der Fakultät für Maschinenbau

Karlsruher Institut für Technologie (KIT)

genehmigte

Dissertation

von

Dipl.-Ing. Christian Pohlandt

Tag der mündlichen Prüfung:	20. Oktober 2017
Hauptreferent:	Prof. Dr.-Ing. M. Geimer
Korreferent:	Prof. Dr.-Ing. P. Gratzfeld

Kurzfassung

Elektrische Antriebssysteme werden zunehmend in das Anwendungsgebiet Mobiler Arbeitsmaschinen übertragen, mit dem Ziel eine Optimierung des Arbeitsprozesses zu erreichen.

Die Dissertation greift den Aspekt der Arbeitsprozessoptimierung unter einem ganzheitlich systemischen Forschungsansatz auf und erzielt durch den Einsatz elektrischer Antriebssysteme, kombiniert mit einem intelligenten lernfähigen Gesamtmaschinenmanagement (DILEM), zukunftsweisende Ergebnisse.

Basierend auf echtzeitfähigen Algorithmen der künstlichen Intelligenz bzw. dem Maschinellen Lernen und Methoden des Data Mining wird ein neuartiges, intelligentes und lernendes Management auf Maschinenebene entwickelt. Es wird die These verfolgt, dass Mobile Arbeitsmaschinen wiederkehrende Arbeitsprozesse verrichten, welche auch bei unterschiedlichen Fahrern erlernt und prädiziert werden können.

Die Validierung mittels der eigens entwickelten MOBIL-Methode weist die Leistungsfähigkeit und Einsatztauglichkeit unter realen Bedingungen nach. Dabei werden Messdaten aus Feldversuchen, mit einem realen Versuchsträger, in virtuelle Arbeitsszenarien, mit unterschiedlichen Arbeitsprozessen, überführt. Das elektrische Antriebssystem wird als echtzeitfähige Hardware-in-the-Loop am Prüfstand eingebunden und mit dem intelligenten Gesamtmaschinenmanagement gekoppelt. Der vollständige Fahreingriff ermöglicht es, Arbeitsszenarien in der virtuellen Realität durchzuführen, um das intelligente lernfähige Gesamtmaschinenmanagement in der praktischen Anwendung zu erproben.

Stichworte: Elektrische Antriebssysteme, Intelligentes Gesamtmaschinenmanagement, Künstliche Intelligenz, Data Mining, Deep Learning.

Abstract

Innovative electric propulsion systems are applied to off-highway machines increasingly, to gain efficiency benefits in the desired work process.

The doctoral dissertation in hand focuses on the work process optimization and uses an holistic systemic research approach. Therefore innovative electric propulsion systems and a newly developed Deep Intelligent Learning Management (DILEM) are combined to achieve trendsetting results and statements.

Using data mining methods and realtime artificial intelligence algorithms to machine learning, an intelligent adaptive management is proposed for off-highway machines to learn and predict recurrent work processes.

The verification and validation of the innovative management uses a specific MOBIL-Approach to prove the performance and capability under realtime conditions. Field measurement data and the electric propulsion system in a Hardware in the Loop configuration are used to conduct practical experiments. The intelligent deep learning management allows realtime driving in a virtual reality testsetup and is capable to predict and recognize the desired work process.

Keywords: electric propulsion system, off-highway machine, intelligent adaptive management, artificial intelligence, machine learning, data mining, deep learning.

Danksagung

Die vorliegende Dissertation ist das Ergebnis des persönlichen Wirkens am Institut für Fahrzeugsystemtechnik mit dem Teilinstitut für Mobile Arbeitsmaschinen. Begleitet von wissenschaftlichen Veröffentlichungen und persönlichen Gesprächen ist dieses Thema entstanden.

Dem Inhaber des Teilinstitutes für Mobile Arbeitsmaschinen Herrn Prof. Dr.-Ing. Geimer danke ich für die Übernahme des Hauptreferates und die zahlreichen Anregungen aus den einzelnen Analogiebetrachtungen zur Antriebstechnik Mobiler Arbeitsmaschinen. Auch freute mich die Zusammenarbeit auf dem Gebiet der Lehre, aus der ein einzigartiges Lehrbuch entstanden ist.

Für die wissenschaftliche Auseinandersetzung und die fachlichen Diskussionen zum Einsatz elektrischer Antriebssysteme bedanke ich mich herzlich bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Gratzfeld. Sein wissenschaftliches Engagement und seine außergewöhnlichen interdisziplinären Forschungstätigkeiten haben mich stets persönlich herausgefordert und ermöglichten erst den Betrieb unseres Prüfstandes in der Versuchshalle.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Stiller danke ich für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes.

Mein persönlicher Dank gilt allen Weggefährten am Institut. Möge die Motivation für industrienaher Forschungsarbeit und den praktischen Wissenstransfer erhalten bleiben.

Meiner Frau danke ich für die Freiheit endlose Stunden am Institut verbringen zu dürfen und ihre Entschlossenheit mich zu unterstützen, wo immer es notwendig war!

Gewidmet sei dieses Werk meiner Familie!

Karlsruhe, im April 2018

Christian Pohlandt

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Ausgangssituation	4
1.2	Zielsetzung	6
1.3	Vorgehen	7
2	Elektrische Antriebssysteme	11
2.1	Stand der Wissenschaft und Technik	13
2.2	Architektur und Systemdefinition	26
2.3	Komponenten des elektrischen Antriebssystems	28
2.3.1	Hochvoltbatterie	28
2.3.2	Gleichspannungswandler	29
2.3.3	Elektrische Maschine	31
2.3.4	Asynchronmaschine am Wechselrichter	34
2.4	Leistungsbetrachtung	35
2.5	Systemische Wirkzusammenhänge	37
3	Betriebsstrategien	39
3.1	Maßnahmen zur Systemoptimierung	41
3.2	Systematik von Betriebsstrategien	44
3.2.1	Heuristische Strategien	45
3.2.2	Optimierende Strategien	46
3.2.3	Lernende Strategien	47

4	Maschinelles Lernen	51
4.1	Aufbau von Deep Learning Netzwerken	53
4.1.1	Neuronen	54
4.1.2	Struktur von Deep Learning Netzwerken	55
4.2	Deep Learning in Neuronalen Netzen	59
4.3	Klassifizierung und Musteridentifikation	63
4.4	Prädiktion	64
5	Deep Intelligent Learning Managementstrategie	67
5.1	Anforderungen an die Managementstrategie	68
5.2	DILEM Architektur	69
5.3	Identifikations- und Prädiktionsmodul	70
5.3.1	Big Data Methoden	71
5.3.2	Time-Sliding-Window Methode	76
5.3.3	Funktionsweise der dynamischen Identifikation	76
5.3.4	Funktionsweise der Prädiktion	77
5.4	Heuristische Betriebsstrategie	79
5.5	DILEM Architekturvarianten	80
5.6	Lernen von Arbeitsprozessen	82
6	Entwicklungsmethode	85
6.1	MOBiL-Methode	86
6.2	MOBiL-Prüfumgebung	87
7	Systemapplikation	89
7.1	Versuchsträger	89
7.2	Messfahrten	90
7.3	Messungen am Prüfstand	91
7.4	Adaption der MOBiL-Prüfumgebung an den Versuchsträger	94
7.5	Implementierung der Managementstrategie	94
7.6	Virtuelle Arbeitsszenarien	97

8	Ergebnisse	103
8.1	Identifikation von Arbeitsaufgaben	104
8.2	Heuristische Betriebsstrategie	108
8.3	Optimierung des Arbeitsprozesses	111
8.4	Prädiktion von Lastanforderungen	117
9	Zusammenfassung	123
9.1	Wissenschaftlicher Beitrag	125
9.2	Weiterführende Betrachtungen	126
A	Anhang	127
A.1	Parameter Fahrzeug	127
A.2	Parametrierung der Deep Learning Netzwerke	127

Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

Abkürzungen

AEF	Agricultural Industry Electronics Foundation
AP	Arbeitsprozess
ASM	Asynchronmaschine
CAN-IO	Controller Area Network Input Output
CO ₂	Kohlenstoffdioxid
DILEM	Deep Intelligent Learning Management
DL	Deep Learning Netzwerk
DP	Dynamische Programmierung
ECMS	Equivalent Consumption Minimisation Strategies
EM	Elektrische Maschine
FIR-Filter	Finite Impulse Response Filter
GPS	Global Positioning System
HiL	Hardware in the Loop
HMI	Human Machine Interface
HV	Hochvolt (Spannung > 60V _{dc})
IGBT	Insulated-Gate Bipolartransistor
MiL	Model in the Loop
MLP	Multilayer Perceptron Netzwerk

MOBiL	Mobile Arbeitsmaschine in the Loop
MPC	Modellprädiktive Steuerung
n.a.	unzutreffend
OG	Oberer Grenzwert
PTO	Leistungsschnittstelle
REX	Range Extender
SW	Schwellwert
UG	Unterer Grenzwert
SoC	Ladezustand
XiL	X in the Loop

Formelzeichen

Zeichen	Bedeutung	Einheit
act	Neuronenaktivierung	—
C	Verbindung eines gerichteten Graph	—
d	Distanz, Durchmesser, Länge	m
d	Zeitschritt	s
E	Fehler	—
F	Kraft	N
F_N	Normalkraft	N
f	Frequenz	Hz
f_{act}	Aktivierungsfunktion	—
f_{net}	Propagierungsfunktion	—
f_{out}	Ausgabefunktion	—

f, x, y, h, e	Allgemeine mathematische Funktion	—
G	Gerichteter Graph	—
g	Erdbeschleunigung	m/s^2
I	Strom	A
I_{dc}	Gleichstrom	A
i_d	Längsstrom	A
i_q	Querstrom	A
i, n, k	Allgemeine Variable	—
L	Layer, Schicht, Knoten eines gerichteten Graph	—
L_{hidden}	Verdeckte Schicht	—
L_{in}	Eingabeschicht	—
L_{out}	Ausgabeschicht	—
M	Drehmoment	Nm
m	Masse	kg
m	Merkmal	—
m_{uvw}	Modulationsverfahren	—
n	Drehzahl	$1/s$
net	Neuroneneingabe	—
n_s	Synchrone Drehzahl	$1/s$
o	Neuronenausgabe	—
P	Leistung	W
P_{Arb}	Leistung des Arbeitsantriebes	W
P_{Bat}	Leistung der Batterie	W

P_{EBat}	Theoretisch verfügbare Leistung der Batterie	W
P_{Em}	Leistung der elektrischen Maschine	W
P_{ERex}	Theoretisch verfügbare Leistung des Range Extender Moduls	W
P_{Fahr}	Leistung des Fahrantriebes	W
P_{Rex}	Leistung des Range Extender Moduls	W
P_{VBat}	Verlustleistung der Batterie	W
P_{VEm}	Verlustleistung der elektrischen Maschine	W
P_{VGl}	Verlustleistung des Gleichspannungswandlers	W
P_{VVkm}	Verlustleistung der Verbrennungskraftmaschine	W
P_{VWr}	Verlustleistung des Wechselrichters	W
P_{Zk}	Leistung im Zwischenkreis	W
p	Polpaarzahl	—
SoC	Ladezustand	%
s	Schlupf	—
s	Schrittweite	s
T	Schaltzustand	—
t	Zeit	s
t	Trainingsdateneingabe	—
U	Spannung	V
$u(t)$	Stellgröße	—
v	Geschwindigkeit	m/s

$v(t)$	Messgröße	—
$w(t)$	Arbeitsprozess, Führungsgröße	—
$x(t)$	Systemzustand	—
x_i	Eingangssignal	—
$y(t)$	Systemantwort	—
$z(t)$	Störgröße	—
α	Momentum-Term	—
α	Winkel	°
δ	Fehlersignal	—
η	Lernrate	—
η	Wirkungsgrad	—
μ	Haftreibungskoeffizient	<i>Nm</i>
ω	Kreisfrequenz	<i>rad/s</i>
ω_R	Rotorkreisfrequenz	<i>rad/s</i>
ω_S	Statorkreisfrequenz	<i>rad/s</i>
ω_{mech}	Kreisfrequenz der mechanischen Welle	<i>rad/s</i>
ω_{SN}	Statoreckkreisfrequenz	<i>rad/s</i>
ω_i	Gewichtparameter	—
ω	Segment	<i>s</i>
ψ	verketteter Fluss	<i>Wb</i>
θ	Schwellwertelement, Biaswert	—

Indizes

ac	alternating current
Bat	Batterie
class	Gruppierung
dc	direct current
hidden	Verdeckt
i,j,k,n	Variablen
ID	Identifiziert
in	Eingang
max	maximal
mech	mechanisch
min	minimal
nor	normiert
out	Ausgang
p	Trainingsdatensatz
pred	Prädiziert
S	Stator
U,V,W	Strang U, V, W
Zk	Zwischenkreis
zkl	Zyklus

1 Einleitung

Die Weltbevölkerung wird nach Schätzungen der Vereinten Nationen von heute 7,4 Milliarden Menschen auf 9,7 Milliarden Menschen im Jahr 2050 anwachsen. Bereits weitere 50 Jahre später werden es voraussichtlich über 11 Milliarden Menschen sein [Deu15], welche mit Nahrungsmitteln, Kleidung, Baustoffen und Rohstoffen versorgt werden wollen. Neben diesen Faktoren ist die Erfüllung einer nachhaltigen, individuellen Mobilität eine der größten Herausforderungen der Zukunft.

Folglich steht die Fahrzeugsystemtechnik vor einem grundlegenden Wandel, um zukunftsfähige, nachhaltige Mobilitätskonzepte zu entwickeln und steigende gesetzliche Restriktionen zu erfüllen. Für eine fortschrittliche und wachstumsorientierte Wohlstandsgesellschaft ist die Mobilität ein aufschlussreiches Indiz, wonach sich die aktuellen Herausforderungen unter zwei Aspekten betrachten lassen.

Unter ökologischen Aspekten sind die Begrenzung des Schadstoffausstoßes, insbesondere die Reduktion der CO₂-Emissionen, oder auch die Einschränkungen hinsichtlich der Lärmemissionen zu berücksichtigen.

Unter die ökonomischen Aspekte fallen eine Reduzierung des Kraftstoffverbrauches und der Betriebsstoffe in den Fokus aktueller Entwicklungstendenzen. Aber auch der Aspekt einer steigenden Zuverlässigkeit und eines reduzierten Wartungsaufwandes sind aus Kundensicht wichtige Treiber alternativer Antriebstechnologien. Die genannten gesteigerten Anforderungen lassen sich auf die unterschiedlichen Fahrzeugsysteme, ob Pkw, Lkw, Nutzfahrzeug, Schienenfahrzeug oder Mobile Arbeitsmaschine, übertragen.

Ein zusammenfassender Vergleich der Anforderungen am Beispiel eines Pkw und einer Mobilen Arbeitsmaschine ist in Tabelle 1.1 aufgelistet. So sind die Anforderungen hinsichtlich des Antriebssystems sowohl im Leistungsbedarf als auch der notwendigen installierten Leistung bei Mobilen

Arbeitsmaschinen deutlich gesteigert. Mobile Arbeitsmaschinen werden in Richtung des Leistungsbedarfes ausgelegt, mit niedrigen Geschwindigkeitsanforderungen. Das Zugkraftverhältnis und der durchschnittliche maximale Leistungsbedarf verdeutlichen diese Anforderungsdifferenzen. Pkw werden in hohen Stückzahlen als Massenprodukt dem Kunden bereitgestellt, mit einer verhältnismäßig geringen Lebensdauer. Im Gegensatz hierzu werden Mobile Arbeitsmaschinen in Kleinserien produziert, mit einer hohen Einsatzdauererwartung. Die Gesamtkosten bezogen auf die Einsatzzeit dominieren und sind die kundenrelevante Kenngröße.

Tabelle 1.1: Vergleich der Anforderungen zwischen Pkw und Mobilien Arbeitsmaschinen nach [Int10].

Anforderung	Pkw	Mobile Arbeitsmaschine
Betriebsstunden	~ 250 Std./Jahr	~ 5000 Std./Jahr
Leistung	~ 100 kW	~ 10 kW - 800 kW
Leistungsbedarf	∅ 20%	∅ 80%
Zyklus	Stadt, Überland, Autobahn	Anwendungsspezifisch
Geschwindigkeit	0 - 250 km/h	0 - 60 km/h
Zugkraft/Geschw.	5 kN h/km	10 - 30 kN h/km
Herstellung	Massenprodukt	Kleinserien
Lebensdauer	~10 Jahre	~ 5 - 25 Jahre

Der signifikante Unterschied zum Pkw liegt jedoch im Anwendungsfall des Fahrzeugs und dem Fahrzyklus. Bei Pkw werden verallgemeinerte fahrergeneralisierte Stadt, Überland und Autobahnzyklen berücksichtigt, folglich Fahrstrecken und topologische Merkmale. Mobile Arbeitsmaschinen werden hingegen von professionellen Fahrern bedient und führen anwendungsspezifische Arbeitszyklen aus, welche einen Arbeitsprozess beschreiben.

Eine der wichtigsten Anforderungen bei Mobilien Arbeitsmaschinen kann also aus der Sicht des Arbeitsprozesses abgeleitet werden. Neben der Optimierung des Fahrzeugsystems, z. B. der Fahrdynamik, geht es besonders um eine Steigerung und Verbesserung des Arbeitsprozesses und der damit

verbundenen Arbeitsleistung. Nach der Definition einer Mobilen Arbeitsmaschine von GEIMER und POHLANDT in [Gei14] liegt in der Verrichtung eines Arbeitsprozesses die primäre Anforderung an Mobile Arbeitsmaschinen. Die optimale Ausführung eines konkreten Arbeitsprozesses, mit seinen Güte- und Qualitätskriterien, rückt folglich in den Fokus der Entwicklung.

Dabei steht das Fahrzeugsystem mit dem zu verrichtendem Arbeitsprozess in einem übergeordneten Kontext und wird maßgeblich von der Interaktion des Fahrers und der Umwelt geprägt. In Erweiterung zu einem Pkw nach BERTRAM in [Ber06] lässt sich aus regelungstechnischer Sichtweise das Fahrzeugsystem "Mobile Arbeitsmaschine" unter ganzheitlich systemischer Betrachtung nach Abbildung 1.1 auffassen.

Der Fahrer wird durch das Verkehrsgeschehen oder weitere Prozessbeteiligte in seinem aktuellen Verhalten gestört und reagiert darauf mit einem Lenkeingriff oder dem Betätigen von Bedienelementen. Das Fahrzeug mit seinem Fahr- und Arbeitsantrieb wird wiederum beeinflusst durch stetige Bodenänderungen oder Prozessänderungen aus der Umwelt. Diese direkten Interaktionen mit der Umwelt durch den Arbeitsprozess stellen den wesentlichen Unterschied zwischen einer Mobilen Arbeitsmaschine und den zuvor genannten Fahrzeuggattungen dar.

Zur Verbesserung des Arbeitsprozesses werden sensorisch erfasste Fahrzeuggrößen, wie die Geschwindigkeit oder ausgewählte Bewegungsabläufe von Arbeitsantrieben hinzugezogen. Außerdem werden sehr detaillierte Navigationsdaten genutzt. Weitere Ansätze zur positiven Steigerung des Arbeitsprozesses können durch den Einsatz präzise regelbarer Antriebstechnologien im Fahr- und Arbeitsantrieb erlangt werden. Werden beide Ansätze mit einem intelligenten Gesamtmaschinenmanagement kombiniert, so kann der Arbeitsprozess noch weiter verbessert werden.

Aktuelle Forschungsaktivitäten beschäftigen sich mit neuen Antriebstechnologien und deren intelligenter Vernetzung. Demnach werden elektrische Antriebssysteme zunehmend in Mobilen Arbeitsmaschinen eingesetzt, um eine weitere Steigerung der Arbeitseffektivität zu erzielen und gleichzeitig die Effizienz der Maschine zu erhöhen.

Die vorliegende Dissertation greift den wissenschaftlichen Ansatz einer ganzheitlich systemischen Optimierung des Arbeitsprozesses auf, durch den Einsatz elektrischer Antriebe mit einem intelligenten Gesamtmaschinenmanagement. Dazu wird in dieser Niederschrift eine neuartige lernende Strategie entwickelt, welche fahrzeugunabhängig reale Arbeitsprozesse erkennt und zukünftige Lastanforderungen prädiziert. Die Validierung mittels einer eigens entwickelten Methode für Mobile Arbeitsmaschinen weist die Leistungsfähigkeit und Einsatztauglichkeit unter realen Bedingungen an einem Antriebssystemprüfstand nach.

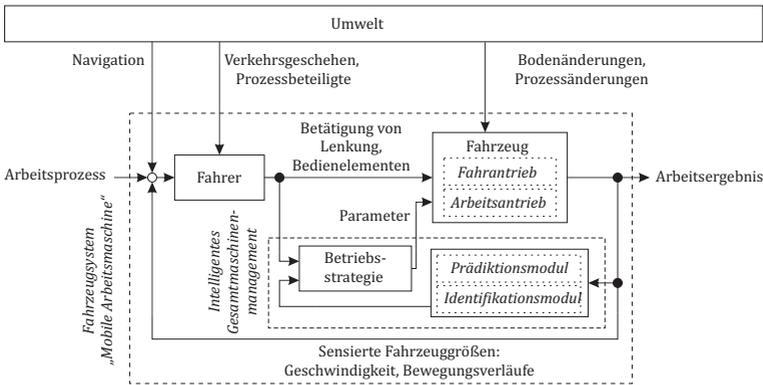


Abbildung 1.1: Fahrzeugdynamischer Systemverbund einer Mobilen Arbeitsmaschine.

1.1 Ausgangssituation

Konventionelle hydraulische und mechanische Antriebssysteme in Mobilen Arbeitsmaschinen werden aktuell an der Anforderungsgrenze betrieben. Die anspruchsvollen Randbedingungen im Einsatz der Maschinen erfordern effizientere und präziser regelbare Antriebskonzepte, um den Arbeitsprozess zu verbessern. Elektrische Antriebssysteme sind in der Lage diese Anforderungen zu erfüllen.

Der ausgewählter Ansatz, verfolgt das Ziel den Arbeitsprozess kontinuierlich durchzuführen und eine bis dato unvermeidbare Unterbrechung durch einen Fahrereingriff zu verhindern. Das Resultat hierbei sind jedoch gesteigerte dynamische Lastanforderungen aus dem Arbeitsprozess, welche die Regelung des Antriebssystems bewältigen muss. Je eher eine solche Lastanforderung erkannt werden kann, desto kontinuierlicher ist der Arbeitsprozess und folglich das Arbeitsergebnis. Dies führt zur Forderung eines intelligenten Managements, das in der Lage ist die Lastanforderungen vorherzusagen und im Sinne einer Gesamtmaschinenoptimierung ausgewählte Parameter zu beeinflussen. Ziel ist es, die zahlreichen Fahrerinteraktionen zu reduzieren und so das Arbeitsergebnis zu verbessern.

Der genannte Trend bei der Entwicklung von Antriebssystemen für Mobile Arbeitsmaschinen und die Besonderheiten bei der Ausführung eines Arbeitsprozesses mit einer Mobilen Arbeitsmaschine werden durch die folgenden Aspekte charakterisiert:

- Das Antriebssystem ist elektrifiziert
- Der Einfluss des Fahrers ist signifikant
- Der Arbeitsprozess interagiert mit der Umgebung

Die sich aus dem aufgezeigten Prämissenset, für die Dissertation ergebenden Schlussfolgerungen und Konsequenzen, führen auf die Systemtopologie einer elektrifizierten Mobilen Arbeitsmaschine, deren Primärenergiespeicher der hinreichenden, aber nicht zwingenden Bedingung, eines elektrischen Energiespeichers unterliegt. Der Fahrer beeinflusst, durch seine Vorgaben sowohl Geschwindigkeit als auch Fahrtrichtung der Maschine und stellt die Betriebsparameter seinen individuellen Fähigkeiten, seinen Erfahrungen und Empfehlungen ein. Eine optimale Einstellung der Maschine ist somit subjektiv gewährleistet. Die präzise Ausführung des Arbeitsprozesses steht im Fokus und wird von Störgrößen aus der Umwelt maßgeblich beeinflusst. Diese Interaktionen führen zu einem stetigen Fahrereingriff und der permanenten Anpassung auf optimale Betriebsparameter der Mobilen Arbeitsmaschine.

Eine Standardisierung von Lastzyklen erscheint unter den genannten Randbedingungen nicht zielführend, da die Umgebungseinflüsse und Fahrerinteraktionen im realen Praxiseinsatz eine generalisierte Abbildung verhindern. Stattdessen erlauben methodische Ansätze, basierend auf einer umfangreichen Datenerfassung, dennoch eine Standardisierung in Grenzen. Diese standardisierten Lastzyklen beziehen sich auf einzelne ausgewählte Maschinen und Arbeitsprozesse mit festgelegten Umgebungsbedingungen.

Der weitergehende innovative Forschungsansatz dieser Dissertation vertritt die These, dass Mobile Arbeitsmaschinen in unterschiedlichen Arbeitsprozessen wiederkehrende Lastzyklen verrichten, welche erlernt werden können. Hierbei liegt es nahe Methoden des Data Mining und Algorithmen aus der künstlichen Intelligenz bzw. dem maschinellen Lernen einzusetzen, um ein intelligentes Gesamtmaschinenmanagement zur Identifikation von Arbeitsprozessen umzusetzen.

1.2 Zielsetzung

Das definierte Ziel der vorliegenden Dissertation ist die Entwicklung eines neuartigen intelligenten Gesamtmaschinenmanagements zur lastpunktabhängigen Optimierung elektrischer Antriebssysteme unter Anwendung des maschinellen Lernens.

Die Besonderheit liegt dabei in den Randbedingungen der ganzheitlich systemischen Managementmethode, um ein intelligentes Verhalten auf der Fahrzeugsystemebene implementieren zu können und die Anforderungen Mobiler Arbeitsmaschinen zu erfüllen. Durch den vielseitigen Maschineneinsatz, mit zahlreichen Anbaugeräten und unterschiedlichen Arbeitsprozessen, muss die Methode lernfähig sein, um einzelne Arbeitsaufgaben zu identifizieren. Durch die hohe Dynamik der Lastanforderung und die Fahrerinteraktionen zur Erfüllung der Arbeitsaufgabe müssen zukünftige Ereignisse zuverlässig prädiziert werden, um die geforderte elektrische Leistung optimal bereitzustellen. Unter dem Anspruch der hard- und softwaretechnischen Realisierung im elektrischen Antriebssystem ist die Echtzeitfähigkeit des entwickelten intelligenten Gesamtmaschinenmanagements für die Onlineimplementierung eine zwingende Bedingung.

Aus den genannten Aspekten werden die Forschungsfragen der Dissertation abgeleitet:

- *Wie kann ein intelligentes selbstlernendes Gesamtmaschinenmanagement aufgebaut sein?*
- *Was kann die Mobile Arbeitsmaschine lernen und wie kann dieses Wissen genutzt werden?*
- *Welche Wirkzusammenhänge des elektrischen Antriebssystems führen zu einer Optimierung der Maschinenleistung und folglich zu einer Verbesserung des Arbeitsprozesses?*
- *Wie kann eine Leistungsanforderung online im Maschinenbetrieb zuverlässig präzisiert werden?*

Darüber hinaus verfolgt die Dissertation das Ziel eine entwicklungsbegleitende Methode aufzuzeigen, die es ermöglicht echtzeitfähige Managementstrategien für elektrische Antriebssysteme im speziellen Anwendungsgebiet Mobiler Arbeitsmaschinen zu validieren und mit realen Komponenten sowohl auf der Maschine als auch auf dem Prüfstand zu erproben. Die Implementierung erfolgt dabei unter der Voraussetzung praxisnaher Arbeitsprozesse, welche in direktem Zusammenhang mit realen Fahrerinteraktionen und resultierenden dynamischen Lastanforderungen stehen.

1.3 Vorgehen

Der gewählte Forschungsansatz basiert auf Methoden der künstlichen Intelligenz und der umfangreichen Datenanalyse mittels Data Mining. Dabei werden Deep Learning Netzwerke zur Prädiktion zukünftiger Lastanforderungen an das elektrische Antriebssystem und zur Identifikation von Arbeitsprozessen implementiert. Die Grundlage bilden messtechnisch erfasste Arbeitsprozesse und daraus abgeleitete Lastzyklen individueller Arbeitsaufgaben mit einem realen Versuchsfahrzeug im praktischen Einsatz, welche mittels der Hardware-in-the-Loop Methode auf ein virtuelles Gesamtfahrzeug am Prüfstand übertragen werden.

Der Einsatz elektrischer Antriebssysteme in Mobilien Arbeitsmaschinen wird im zweiten Kapitel mit einem umfassenden Stand der Wissenschaft und Technik aufgezeigt. Die in der Dissertation betrachtete Antriebstopologie wird definiert und die Wirkzusammenhänge des elektrischen Antriebssystems werden einer Analyse unterzogen. Dazu werden die Leistungsflüsse des elektrischen Antriebssystems einer Mobilien Arbeitsmaschine systematisiert und die einzelnen Komponenten kurz erläutert. Der Fokus liegt auf der Identifikation der Wirkzusammenhänge der Zwischenkreisspannung auf die Komponenten und der Herleitung als geeigneter Systemparameter zum ganzheitlichen Gesamtmaschinenmanagement des Antriebssystems.

Das dritte Kapitel befasst sich mit der Einordnung der Arbeit in den Stand der Technik und Wissenschaft von Betriebsstrategien und lernenden Fahrzeugsystemen. Das Optimierungsproblem des Arbeitsprozesses wird allgemeingültig analytisch beschrieben und relevante Betriebsstrategien systematisch nach ihren Methodiken abgeleitet. Die Auswahl einer geeigneten heuristischen Strategie zur Anwendung auf elektrische Antriebssysteme und die Kombination zu einem intelligenten, selbstlernenden Management zur Onlineimplementierung schließt das Kapitel ab.

Der Forschungsansatz des maschinellen Lernens und die Eignung von Deep Learning Netzwerken zur Identifizierung und Prädiktion von Lastzyklen und Zeitreihen sind Inhalt des vierten Kapitels. Ausgehend von der Definition des Lernens werden die Funktionsweise und ausgewählte Aspekte von Deep Learning Netzwerken erläutert. Ausführungen der praktischen Anwendung zur Identifikation an Hand definierter Merkmale und die Fähigkeit Zeitreihen zu präzisieren schließen das Kapitel ab.

Die Entwicklung eines neuartigen intelligenten Gesamtmaschinenmanagements, das Deep Intelligent Learning Management (DILEM), wird in Kapitel fünf beschrieben. Neben der Charakterisierung eines intelligenten Systems werden Big Data Analysemethoden zur Merkmalsselektion von Arbeitsaufgaben untersucht. Um die Verwendung des Managements bei dynamischen Lastzyklen zu gewährleisten, wird auf die zeitreihenkontinuierliche Ermittlung und Segmentierung von Datenreihen eingegangen. Ebenso werden unterschiedliche Architekturvarianten und Parameter diskutiert. Im

letzten Abschnitt wird das Vorgehen zum Lernen von Arbeitsaufgaben und damit die Realisierung im praktischen Anwendungsfall erläutert.

Die Ausarbeitung einer entwicklungsbegleitenden Methode zur Validierung von Gesamtmaschinenmanagementmethoden erfolgt in Kapitel sechs. Diese neuartige MOBIL-Methode ermöglicht es, in vier Schritten intelligente Strategien in virtuellen Fahrversuchen zu untersuchen. Dazu werden reale Antriebssysteme auf einem Antriebssystemprüfstand mit einer virtuellen Arbeitsumgebung zu einem echtzeitfähigen Verbund gekoppelt.

In Kapitel sieben erfolgt die Systemapplikation der MOBIL-Methode auf ein konkretes Versuchsfahrzeug, um das Deep Intelligent Learning Management umfassend zu analysieren. Es werden dabei alle vier Schritte der Methode durchlaufen und die Ergebnisse aus praktischen Versuchen aufgezeigt, um das Fahrzeugverhalten in der virtuellen Arbeitsumgebung abbilden zu können. Neben Messungen am Systemprüfstand sind Ergebnisse aus praktischen Feldversuchen Bestandteil des Kapitels. Die Implementierung des intelligenten Gesamtmaschinenmanagement DILEM auf dem Fahrzeug und die Generierung von virtuellen Arbeitsszenarien zur Validierung sind im letzten Abschnitt aufgezeigt.

Die Ergebnisse des Deep Intelligent Learning Management werden in Kapitel acht ausführlich dargestellt und an Hand virtueller Arbeitsszenarien aus der Praxis diskutiert. Dabei werden ausgewählte Aspekte des Gesamtmaschinenmanagements betrachtet, um den Nachweis der Onlinefähigkeit der Deep Learning Netzwerke für das intelligente Management zu erbringen. Es werden die Ergebnisse aus der Identifikation von einzelnen Arbeitsaufgaben über die Betriebszustände der Antriebe ebenso diskutiert, wie die Funktionsweise der heuristischen Betriebsstrategie. Abschließend werden die Ergebnisse der Anwendung des Deep Intelligent Netzwerkes zur Identifikation von Arbeitsprozessen, mit der Optimierung des Arbeitsprozesses, und die Prädiktion von dynamischen Lastanforderungen, mit dem Parameter der Zwischenkreisspannung in das Antriebssystem, aufgezeigt und somit der praktische Funktionsnachweis des DILEM erbracht.

Der wissenschaftliche Beitrag und die Zusammenfassung der vorliegenden Dissertation sowie eine weiterführende Betrachtung werden in einem abschließenden Kapitel behandelt.

2 Elektrische Antriebssysteme

Elektrische Antriebssysteme werden seit einigen Jahren zunehmend in das Anwendungsgebiet Mobiler Arbeitsmaschinen übertragen. Neben der Elektrifizierung des Fahrtriebes und der Nebenaggregate steht die Verwendung elektrischer Antriebe im Arbeitsantrieb im Vordergrund, um die Effektivität des Arbeitsprozesses zu verbessern und gleichzeitig die Effizienz der Arbeitsmaschine zu steigern.

Allgemein werden die Vorteile elektrischer Antriebssysteme im Vergleich zu konventionellen Antriebssystemen nach [Aum08], [Pra10], [Tar04] und [Vah09] wie folgt begründet:

- höhere Effizienz des gesamten Systems
- Reduzierung von Kraftstoffverbrauch und Emissionen
- verbesserte Dynamik
- Überlastfähigkeit
- Robustheit und Zuverlässigkeit
- erweiterte Funktionalitäten und neue Maschinenkonzepte
- Steigerung des Fahr- und Bedienkomforts

Durch die hohe Dynamik und die präzise Regelung von Geschwindigkeit und Drehmoment kann die Qualität des Arbeitsprozesses gesteigert werden. Dabei lässt sich die Systemkomplexität durch den Einsatz elektrischer Antriebe reduzieren und führt, gerade bei der Verwendung unterschiedlicher Anbaugeräte, zu gesteigerter Sicherheit und verbesserter Handhabung. Auch wird die Möglichkeit der Fehlerdiagnose durch die Auswertung der integrierten Sensorik erhöht und die Wartungsintervalle verlängert.

Tabelle 2.1: Drei Ebenen der Elektrifizierung nach [Rei13].

Ebene	Systemeingriff	Innovation
substitutionell	Austausch konventioneller Komponenten durch elektrische Komponenten	Steigerung der Effizienz einzelner Komponenten
funktionell	Erweiterte Funktionalitäten durch elektrische Antriebssysteme	innovative Funktionen und Prozessverbesserungen
konzeptionell	Plattformentwicklung für elektrische Antriebssysteme	Maschinenoptimierung zur Steigerung der Gesamtsystemeffizienz

Im Hinblick auf die räumlichen Einbaumöglichkeiten sind weit verteilte Anordnungen der Komponenten möglich und erlauben neue Maschinenkonzepte. Die Implementierung von intelligenten Regelungsstrategien und innovativen zukunftsorientierten Betriebsstrategien wird durch den Einsatz elektrischer Antriebssysteme erst ermöglicht und erhöht den Grad der Vernetzung von Anbaugeräten und Maschinen. Diese Vernetzung erlaubt ebenfalls eine Steigerung des Arbeitsprozesses, durch einen synchronisierten Informationsaustausch und einen bidirektionalen Informationsfluss, vom Arbeitsprozess zur Maschine, ohne Fahrerinteraktionen.

Nach REIMERS in [Rei13] verläuft die Elektrifizierung von Mobilien Arbeitsmaschinen, siehe Tabelle 2.1, in drei Entwicklungsstufen. Das Ersetzen konventioneller Komponenten durch elektrische Komponenten, also die Substitution, bildet die erste Entwicklungsstufe mit Innovationspotenzial zur Steigerung der Effizienz einzelner Komponenten. In der zweiten Stufe können weitere Funktionalitäten durch den Einsatz elektrischer Antriebssysteme erschlossen werden, wodurch sich innovative Funktionen und entsprechende Prozessverbesserungen realisiert lassen. In der dritten und letzten Entwicklungsstufe werden grundlegende konzeptionelle Plattformentwicklungen für elektrische Antriebssysteme umgesetzt, um eine Maschinenoptimierung zur Steigerung der Gesamteffizienz zu erzielen.

Mit steigenden Anforderungen werden zunehmend innovative Lösungen von elektrischen Antriebssystemen für die Verwendung in unterschiedlichen

Mobilen Arbeitsmaschinen entwickelt und erforscht. Diese reichen von prototypischen Anwendungen bis zu seriennahen und serienreifen Lösungen. Dabei sind einzelne Fahrzeugtypen, im breiten Spektrum der Mobilen Arbeitsmaschinen, je nach Arbeitseinsatz und Anforderungen, bereits bis in die Serienfertigung mit elektrischen Antrieben ausgerüstet.

Auch GEIMER und POHLANDT merken in [Gei14] die Notwendigkeit der Elektrifizierung Mobiler Arbeitsmaschinen an. Gerade im Bereich leistungsstarker Baumaschinen, Fahrzeugen des Bergbaus, Flurförderfahrzeugen und Sondermaschinen sind elektrische Antriebe bereits in der Kleinserienanwendung zu finden, mit positiven Erfahrungen in der praktischen Anwendung.

In den folgenden Unterkapiteln werden elektrische Antriebssysteme für Mobile Arbeitsmaschinen systematisch betrachtet und deren Wirkzusammenhänge herausgearbeitet. Ziel ist es, systemische Einflussparameter des elektrischen Antriebssystems zur Verbesserung des Arbeitsprozesses zu charakterisieren und das Optimierungspotenzial aufzuzeigen.

2.1 Stand der Wissenschaft und Technik

Das folgende Kapitel stellt den aktuellen Stand der Wissenschaft und Technik für die Anwendung elektrischer Antriebssysteme in Mobilen Arbeitsmaschinen zusammen. Es werden exemplarisch Forschungskonzepte wissenschaftlicher Institutionen und prototypische Entwicklungen der Industrie vorgestellt sowie sich bereits in der Produktion befindliche elektrifizierte Mobile Arbeitsmaschinen. Die Gliederung erfolgt nach universitären Forschungseinrichtungen und Herstellern der Land- und Baumaschinentechnik. Auf die Vorteile elektrischer Antriebssysteme wird an geeigneter Stelle im direkten Praxisbezug zur jeweiligen Mobilen Arbeitsmaschine und deren Arbeitsprozess eingegangen.

Historisch betrachtet ist die Elektrifizierung von Fahrzeugen bereits auf Ende des 19. Jahrhunderts datiert. So wurde 1900 mit dem Lohner Porsche ein erstes elektrisches Fahrzeug zur Fortbewegung vorgestellt [Tmw00]. Die Elektrifizierung Mobiler Arbeitsmaschinen, unter der Einschränkung der

Fortbewegung aus eigener Kraft, lässt sich allerdings bis in das Zeitalter der Lokomobile zurückverfolgen.

Ein erstes Patent für einen elektrischen Pflug zur schweren Bodenbearbeitung in der Landwirtschaft stammt aus dem Jahre 1880 [Sie80]. Der erste praktisch eingesetzte Pflug wurde 1895 von der Firma Zimmerman entwickelt. Das System zum Pflügen verwendet einen von einer Lokomobile angetriebenen Generator mit einer Leistung von 6 kW bis 9 kW [Moo01]. Der Pflug konnte sich so als kabelgebundenes System mit Hilfe eines Elektromotors von einem Ende des Feldes zum gegenüberliegenden Ende bewegen. Somit legte die Elektrifizierung von Lokomobilen, den Vorgängern Mobiler Arbeitsmaschinen, bereits im 19. Jahrhundert den Grundstein heutiger Entwicklungen.

Weitere Fortschritte erlangte die Elektrifizierung der Landtechnik in den 50er Jahren des vergangenen Jahrhunderts. 1954 präsentierten International Harvester und General Electric das fahrbare System Electrall für die Landtechnik. Einen Traktor mit Riemen getriebenen Drehstromgenerator mit 220 V Ausgangsspannung und maximal 10 kW Leistung, als Ersatz für die mechanische Zapfwelle. Das System war geeignet, um Anbaugeräte elektrisch anzutreiben und wurde als Kombination, bestehend aus einem Farmell F400 Electrall und einer IH 55 Ballenpresse [Fay00], eingesetzt.

Die Entwicklung der dieselektrischen Planierraupe DET-250 [Tsc61] von 1961 aus dem russischen Traktorenwerk in Tscheljabinsk, stellt den Beginn der Elektrifizierung von Baumaschinen dar, dessen Weiterentwicklung die DET-320 mit 220 kW Generator und einer Zugkraft von 500 kN noch heute in der Produktion des Herstellers ist.

Der vollständige Verzicht auf die Verbrennung fossiler Kraftstoffe und folglich eine auf Nachhaltigkeit fokussierte Entwicklung wurde erstmals 1959 mit dem Brennstoffzellen-Traktor D-12 von Allis Chalmers vorgestellt. Der Traktor verfügte über ein 15 kW Brennstoffzellensystem, bestehend aus vier Stacks mit je 252 Zellen [Kha16].

Abschließend ist in Tabelle 2.2 die historische Entwicklung noch einmal übersichtlich zusammengefasst.

Tabelle 2.2: Literaturübersicht historischer Entwicklungen elektrischer Antriebssysteme in Mobilen Arbeitsmaschinen.

Anwendung	Jahr	Literatur
Lokomobile mit elektrischem Pflug	1880/95	[Sie80],[Moo01]
Lohner Porsche	1900	[Tmw00]
Traktor Electrall	1954	[Fay00]
Brennstoffzellentraktor D-12	1959	[Kha16]
Planierraupe DET 320	1961	[Tsc61]

Zahlreiche universitäre Forschungsvorhaben beschäftigen sich nach wie vor damit, elektrische Antriebssysteme für den Einsatz in Mobilen Arbeitsmaschinen zu entwickeln und serientauglich auszulegen. Auf Grund der Vielzahl von Aktivitäten werden an dieser Stelle nur exemplarisch ausgewählte Anwendungen herausgestellt und deren Vorteile in der praktischen Anwendung diskutiert.

Das Forschungsvorhaben Mobile Elektrische Leistungs- und Antriebstechnik (MELA) wurde 2000 initiiert, mit dem Ziel ein offenes Hochvoltnetz zur Energiebereitstellung für Nebenaggregate und Anbaugeräte, auf Basis eines dieselektrischen Antriebskonzeptes zu realisieren [Sza07]. Das Antriebssystem ist von der Firma STW unter dem Vertriebsnamen powerMELA weiterentwickelt worden und kommt bereits in zahlreichen prototypischen Anwendungen zum Einsatz.

In einem Teilvorhaben, im Rahmen des Forschungsvorhabens TEAM, untersucht die RWTH Aachen den Einsatz von Hochdrehzahlmaschinen für Anwendungen in Land- und Baumaschinen [Sch14]. Die elektrischen Maschinen mit einer Leistung von 20 kW erreichen bei Drehzahlen bis 20.000 U/min eine Leistungsdichte von 1 kW/l.

Mit dem Projekt LEANTEC, Leichtbau-Elektromaschinen nach dem Transversalflossprinzip, wird das Ziel verfolgt, geschaltete Reluktanzmaschinen für die Anwendung in Mobilten Arbeitsmaschinen zu ertüchtigen. Als Demonstrator wird von der TU Dresden ein Fahrtrieb in Einzelradausführung für einen Radlader herangezogen [Hoh12].

Ein Forschungsvorhaben der TU München [Hor07] vergleicht Baugruppen elektrischer Antriebe. Am Beispiel eines selbstfahrenden Feldhäckslers wurden die Häckseltrommel und der Schneidvorsatz elektrifiziert, mit dem Ziel die Potenziale, durch ein optimiertes Triebstrangmanagement, zu quantifizieren und eine kontinuierliche Überwachung von Betriebsgrößen der Material fördernden und verarbeitenden Baugruppen zu erreichen.

Ein Forschungsvorhaben der TU Dresden beschäftigte sich mit der Elektrifizierung eines Rübenvollernters. Das Ziel war es, das Einsparpotenzial von Dieselmotoren zu quantifizieren und den sinnvollen Einsatz elektrischer Antriebe nachzuweisen. Das Vorhaben basiert auf der Verwendung des powerMELA Systems [Lin12]. Die Ergebnisse weisen eine Steigerung des Wirkungsgrades im Fahrtrieb von 20 bis 30 Prozentpunkten nach und einhergehend eine Reduzierung des Kraftstoffverbrauches um bis zu 30 % im Realbetrieb.

Ebenfalls an der TU Dresden wird ein Mährescherschneidwerk mit elektrischen Funktionsantrieben untersucht. Das Schneidwerk wurde mit 12 Motoren im Niederspannungsbereich mit einer Gleichspannungszwischenkreisspannung von 58 V ausgerüstet. Die Antriebssysteme von Messertrieb, Einzugschnecke, Haspel und Einzugsbändern wurden hierzu substituiert. Das Vorhaben betrachtet Schneidwerke über 10 m Breite, mit dem Ziel den vorhandenen Bauraum durch Wegfall mechanischer Antriebe zu reduzieren und so das Antriebssystem zu vereinfachen. Außerdem ist die Übertragung höherer Leistungen und eine präzisere Antriebsregelung, gegenüber Ketten- und Riemenantrieben, möglich [Woe14].

In einem Forschungsprojekt an der Universität Hohenheim ist 2001 ein Versuchsmährescher [Ber04] mit elektrischen Antrieben ausgerüstet worden, mit dem Ziel das Leistungsverhalten und die Wirkungsgrade zu untersuchen. Die Ergebnisse weisen eine deutliche Verbesserung des Betriebsverhaltens im praktischen Feldbetrieb auf.

Die Elektrifizierung von Baumaschinen wurde im Projekt SUNCAR Solarbagger der ETH Zürich 2013 bis 2015 untersucht. Durch die Umrüstung eines 15 t Baggers auf Elektroantrieb, mit einer max. Leistung von 167 kW und einer 180 kWh Batterie, wird eine Arbeitszeit von 7 h erreicht [Sun15]. Mit Verweis auf [Hol98] kann davon ausgegangen werden, dass es sich bei

dem zur Arbeitszeitermittlung herangezogenen Zyklus um einen Teillastzyklus mit hohen Leerlaufanteilen handelt, da mit 25,7 kW mittlerer Leistung etwa 15 % der max. Leistung angefordert werden.

Neben der Elektrifizierung von Baugruppen und Antriebssystemen auf unterschiedlichen Maschinen wird auch im Themenfeld der alternativen Energiespeichersysteme geforscht. In [Nie14] wird mit dem Projekt LiANA ein modulares Li-Ionen Energiespeichersystem für hybride Antriebsstränge vorgestellt. Das System besteht aus 45 Modulen und liefert eine Nennspannung von 666 V, mit einer Nennkapazität von 138 Ah und 92 kWh Energieinhalt. Die Spitzenleistung beträgt 552 kW.

Die Ergebnisse zum Stand der wissenschaftlichen Forschungsvorhaben, zur Elektrifizierung Mobiler Arbeitsmaschinen, sind in Tabelle 2.3 abschließend zusammengefasst.

Auch in der industriellen Entwicklung sind zahlreiche Vorhaben von der prototypischen Anwendung bis zur Serienreife untersucht worden und belegen den Entwicklungstrend zu elektrischen Antriebssystemen in Mobilien Arbeitsmaschinen.

Einen dieselelektrisch angetriebenen Traktor, mit 90 kW Generator und einer Zwischenkreisspannung von 350 V bis 650 V, stellt die Firma Rigi-Trac vor. Das Fahrzeug verfügt über einen elektrischen Allradantrieb mit je 44 kW Nennleistung [Gei13].

Die Entwicklungsarbeit Fendt X Concept [Fen16] nutzt als Basismaschine einen Traktor Fendt 722 Vario, welcher mit 130 kW elektrischer Leistung für die Versorgung von Anbaugeräten ausgestattet ist. Der Wirkungsgrad des elektrischen Antriebssystems beträgt zwischen Kurbelwelle und Arbeitsgerät beachtliche 96 %.

Einen elektrifizierten Traktor mit elektrifiziertem Anbaugerät nutzt die Firma Claas in einer Entwicklungsstudie. Als Basismaschine dient ein Arianon 650 [Hey15] mit einem Vierkreiselschwader Liner 4000 [Tet14]. Das System ist mit einer 635 V Lithium Eisenphosphat Batterie, mit 120 kW Spitzenleistung für 10 s ausgestattet. Der Schwader ist mit sechs 2 kW bis 9,4 kW luftgekühlten permanenterregten Synchronmaschinen ausgerüstet worden, welche direkt an das Getriebe der Kreisel geflanscht wurden.

Tabelle 2.3: Literaturübersicht universitärer Forschungsvorhaben zur Elektrifizierung Mobiler Arbeitsmaschinen.

Universität	Forschungsvorhaben	Jahr	Ebene	Literatur
<i>Elektrifizierung einzelner Komponenten:</i>				
TU München	MELA: Mobile Elektrische Leistungs- und Antriebs-technik	2000	substitutionell	[Sza07]
TU Dresden	LEANTEC: Leichtbau-Elektromaschinen nach dem Transversalfussprinzip	2012	substitutionell	[Hoh12]
Uni Rostock, ZSW	LIANA: Modulares Li-Ionen Energiespeichersystem	2014	substitutionell	[Nie14]
RWTH Aachen	TEAM: Teilprojekt Einsatz von Hochdrehzahlmaschinen	2014	substitutionell	[Sch14]
<i>Elektrifizierung von Landmaschinen:</i>				
Uni Hohenheim	Mähdröschler mit elektrischen Antrieben	2004	substitutionell	[Ber04]
TU München	Feldhäcksler mit elektrischer Häckseltrommel und elektrischem Schneidvorschub	2007	substitutionell	[Hor07]
TU Dresden	Rübenvollernter mit elektrischen Antrieben	2012	substitutionell	[Lin12]
TU Dresden	Mähdröscherschneidwerk mit elektrischen Funktionsantrieben	2014	substitutionell	[Woe14]
<i>Elektrifizierung von Baumaschinen:</i>				
ETH Zürich	SUNCAR: Bagger mit elektrischen Antrieben	2015	funktionell	[Sun15]

Der Belarus 3023 mit dieselektrischem Antrieb war der erste Schlepper in Serienproduktion [Bun10]. Das serielle Antriebssystem mit zweistufigem mechanischem Getriebe verfügte über eine Systemspannung von 800 V und war mit einer elektrisch angetriebenen Frontzapfwelle mit 60 kW optional erhältlich [Neu10].

Ebenfalls aus Serienproduktion erhältlich war der Schlepper John Deere 6030 E-Premium mit elektrifizierten Nebenaggregaten und einer elektrischen Schnittstelle zur Versorgung der Anbaugeräte [Sob11]. Das Unternehmen verfolgt weiterhin eine konsequente Elektrifizierungsstrategie und arbeitet an weiterführenden Konzepten. So wurde im Projekt LiB-OffRoad [Lib15] der Einsatz von Lithium-Ionen Batterien in Off-Road Nutzfahrzeugen untersucht. Das Ziel war die serienmäßige Applikation von Li-Ionen Batterien [Rei13], um damit die Energieeffizienz zu verbessern. Das Folgeprojekt SESAM hatte die Entwicklung eines vollelektrischen Schleppers zum Ziel. Das Projekt verfolgte dabei zwei bekannte Lösungsansätze. Zum einen ein detailliertes Konzept zu einem kabelgebundenen Traktor [Bar15] auszuarbeiten und zum anderen einen funktionsfähigen batteriebetriebenen vollelektrischen Schlepper bereitzustellen [Pik15]. Für den Bereich der Energiespeicherung ist im Projekt Battery Boost ein Grid-Plug-In-Hybrid-System untersucht worden. Dabei handelt es sich um ein Batteriewechselkonzept für einen Schlepper, welches als Frontanbaugerät etwa 100 kW Extraleistung zur Verfügung stellen kann und in einer stationären Applikation zur Netzstabilisierung von Energieerzeugungsanlagen dient [Dee14].

Die Vorteile eines elektrifizierten Gespanns wurden an Hand einer Traktor Anhänger Kombination, bestehend aus einem John Deere Traktor und einem Fliegl Trailer mit elektrischer Triebachse [Die13], untersucht. Die Kombination ermöglicht die bedarfsgerechte Verteilung der Schubkräfte über die Fahrzeugachsen und die angetriebene Achse des angehängten Trailer. Das Fahrverhalten des Gespanns lässt sich dadurch positiv beeinflussen. Die Kommunikation zwischen Traktor und Trailer erfolgt dabei über die standardisierte ISOBUS Schnittstelle [Aef16] und ermöglicht einen hohen Automatisierungsgrad des Systems. Die elektrischen Schnittstellen zwischen Schlepper und Trailer sind nach dem AEF HV Standard, für Spannungslagen $700 V_{dc}$ bzw. $480 V_{ac}$ und 150 kW bei 215 A, ausgelegt [Har11].

In dem Projekt ElecTra der Firma ZF Friedrichshafen wurde das elektrifizierte Getriebe ZF Terra+ in einen Same Deutz Fahr Agrotion 630 TTV integriert [Goe12] und mit einer Amazone Einzelkornsämaschine EDX eSeed zu einem elektrischen Verbund kombiniert. Durch die hohe Dynamik und die gute Regelbarkeit elektrischer Antriebe konnte flexibel auf Umgebungsbedingungen und Fahrgeschwindigkeit reagiert werden. Das Ergebnis ist eine deutliche Verbesserung des Arbeitsprozesses.

Mit dem E-RoGator stellte der AGCO-Konzern 2010 eine selbstfahrende Spritze mit dieselektrischem Fahrtrieb vor. Das Fahrzeug verfügt über 4 Elektromotoren mit je 84 kW in den Rädern, die von einem Generator mit maximal 240 kW Leistung versorgt werden. Die Systemspannung liegt bei 650 V. Trotz 14,6 t Gesamtgewicht ist das elektrifizierte Fahrzeug nur etwa 800 kg schwerer als das konventionelle Fahrzeug und reduziert den Kraftstoffverbrauch um 25-30 %. Vorteilhaft ist außerdem eine höhere Traktionsleistung an den Rädern und somit eine deutliche Steigerung der Produktivität im Arbeitsprozess [Neu11].

Die Vorteile einer Elektrifizierung, gegenüber konventionellen Antrieben, wird auch in einem Versuchsträger der Firma Grimme deutlich. Die umgerüstete Kartoffelerntemaschine SV 260 verfügt anstelle eines hydraulischen Antriebs über eine elektrische Triebachse. Die dadurch erreichte Steigerung des Wirkungsgrades wird mit bis zu 10 % angegeben [Die13].

Das Ziel einer Ertragserhöhung konnte von der Firma Pöttinger durch einen Schwader mit elektrischen Antrieben [Die13] aufgezeigt werden. Die Vorteile dabei sind eine unabhängige Rotorgeschwindigkeit und eine Vereinfachung des Aufbaus des Schwaders, durch Reduzierung der mechanischen Wellen und Gelenke.

Auch die Firma Rauch zeigt mit dem AXIS-E Düngestreuer die Vorteile elektrischer Antriebe. Durch die hohe Streupräzision und die gesteigerte Effizienz konnte eine bemerkenswerte Kostenersparnis erzielt werden [Die13].

Die Landmaschinenfabrik Bernhard Krone GmbH aus Spelle stellt 2013 eine Press-Wickelkombination mit elektrischen Antrieben [Sch13] vor und erzielt im Feld eine erhebliche Arbeitsprozessoptimierung durch die hohe Regelgüte elektrischer Antriebe und die dynamische Anpassung der Drehzahlen und Drehmomente.

Ein lokal emissionsfreies Fahrzeug, stellt die Firma Weidemann mit dem landwirtschaftlichen Hoflader 1160 eHoftrac bereit. Das Fahrzeug mit 6 kW Fahrtrieb und 9 kW Hydraulikantrieb nutzt eine 48 V Blei-Säure-Batterie mit 300 Ah. Das elektrische Antriebssystem ist baugleich mit Systemen aus dem Anwendungsbereich der Flurförderfahrzeuge und wird von der Firma Linde Emotion bereitgestellt. Durch den Schwerpunkt der Batterie ergibt sich eine bessere Kipplast im eingeknickten Zustand, außerdem weisen die elektrischen Antriebe Vorteile im Handling durch die präzisere Steuerung auf. Der Hoflader ist für den Betrieb in Gebäuden durch geräuscharmes und abgasfreies Verhalten geeignet [Ben15].

Die Ergebnisse zum Stand der Technik industrieller Entwicklungsvorhaben zur Elektrifizierung Mobiler Arbeitsmaschinen und deren Anbaugeräten aus dem Anwendungsgebiet der Landmaschinentechnik sind in Tabelle 2.4 zusammengefasst.

Auch im Bereich der Baumaschinen gibt es Bestrebungen Mobile Arbeitsmaschinen zu elektrifizieren.

So weist die Firma Kobelco mit dem 8 t Bagger SK80H, ausgestattet mit einem Hybridsystem, rund 40 % Kraftstoffeinsparung und eine erhebliche Lärmreduktion nach. Durch einen Kurbelwellengenerator / -motor mit Energiespeicher und einem elektrischen Drehtrieb des Oberwagens ermöglicht der Bagger sowohl das Boosten des Hydraulikantriebes bei schwerer Erdaushubarbeit als auch eine Rekuperation beim Absenken des Hauptarmes oder abbremsen des Oberwagens [Kag13].

Das Unternehmen New Holland wies mit einem 7 t Bagger und einem parallelen Hybridsystem, bestehend aus einem elektrischen Drehwerk und elektrischem Hydraulikantrieb, die Einsatzmöglichkeiten von Lithium-Ionen Speichern in Baumaschinen nach [Tia10].

Der Hersteller Komatsu präsentierte 2008 den PC800-2 Hybrid, einen 20 t Bagger mit einem parallelen Hybridsystem. Das System verfügt über Kondensatoren zur Energiespeicherung, einen elektrischen Drehwerksantrieb und eine elektrische Maschine an der Kurbelwelle zur Unterstützung des Hydrauliksystems. Das Hybridsystem weist 24-41 % Kraftstoffeinsparungen gegenüber einem konventionellen Antriebssystem auf [Tia10].

Tabelle 2.4: Literaturübersicht industrieller Entwicklungsvorhaben zur Elektrifizierung der Landmaschinentechnik.

Firma	Vorhaben	Jahr	Ebene	Literatur
Belarus	Dieselelektrischer Schlepper 3023	2010	substitutionell	[Bun10]
AGCO	E-RoGator: Dieselelektrische Feldspritze	2010	funktional	[Neu11]
John Deere	6030 E-Premium: Schlepper mit elektrischer Leistungsschnittstelle	2011	substitutionell	[Sob11]
SDFZF, Amazone	ElecTra: Schlepper mit elektrischem Getriebe und Einzelkornähmaschine	2012	funktional	[Goel2]
Fliegl	Abschiebewagen mit elektrischer Achse	2013	substitutionell	[Die13]
Grimme	Kartoffelroder mit elektrischer Achse	2013	substitutionell	[Die13]
John Deere	LiB-Offroad: Li-Ion Batterie in Off-Road-Anwendungen	2013	substitutionell	[Rei13]
Krone	Ballenpresse mit elektrischer Press-Wickelkombination	2013	funktional	[Sch13]
Pöttinger	Elektrischer Kreiseleschwader	2013	substitutionell	[Die13]
Rauch	Elektrischer Düngestreuer AXIS-E	2013	funktional	[Die13]
RigiTrac	Dieselelektrischer Traktor	2013	substitutionell	[Gei13]
Claas	Elektrifizierter Schlepper mit Kreiseleschwader	2014	substitutionell	[Tet14], [Hey15]
John Deere	Battery Boost: Grid-Plug-In Hybrid	2014	funktional	[Dec14]
John Deere	SESAM: Vollelektrische Schlepper: kabelgebundenes System und Batteriesystem	2015	funktional	[Bar15], [Pik15]
Weidemann	Elektrische Hoflader eHoftrac	2015	funktional	[Ben15]
Fendt	X Concept: Schlepper mit elektrischer Schnittstelle	2016	substitutionell	[Fen16]

Mit dem ZAXIS 200, stellt das Unternehmen Hitachi ebenfalls ein paralleles Hybridsystem für einen 20 t Bagger bereit. Das System verfügt über einen elektrischen Antrieb für das Drehwerk und für das Hydrauliksystem. Zusätzlich ist ein Hydraulikmotor direkt mit einem Generator gekoppelt, welcher auf die einzelnen Hydraulikkreise des Baggers geschaltet werden kann, um Energie zu rekuperieren [Tia10].

Einen 40 t Prototypen-Kettenbagger der Serie R9XX, mit einem hybriden Antriebssystem, untersuchte die Firmengruppe Liebherr. Das Hybridsystem mit einer Leistung von 160 kW ist ausgestattet mit einem hydraulischen und einem elektrischen Leistungsspeicher [Bro13], [Boe11].

Einen reinen elektrischen Antrieb verbaut die Firma Sennebogen [Sen16] in der Produktlinie der Umschlagbagger. Die Elektrobagger senken die Betriebskosten um bis zu 50 % im Gegensatz zu konventionellen Maschinen. Die Vorteile liegen in der Einsatzbereitschaft und den größeren Serviceintervallen. Außerdem ist keine Kraftstoffbevorratung notwendig, wodurch die Stillstandszeiten der Maschinen gesenkt werden.

Die Firmengruppe Caterpillar hat mit dem Cat Elektroseilbagger 7495HF einen elektrischen Hochlöffelbagger mit 110 t Nutzlast und einem Löffelvolumen von $63 m^3$ im Produktportfolio [Cat16]. Das Unternehmen bietet daneben mit dem D7E einen dieselektrischen Kettendozer an [Mar10].

Das Unternehmen John Deere vertreibt mit dem 644K und 944K zwei hybridelektrische Radlader mit Radnabenantrieb. Die Fahrzeuge verzichten auf den mechanischen Rückwärtsgang im Getriebe und weisen durch die einfache Bedienung eine bessere Leistung im Ladespiel auf [Mor16].

Einen Radlader als Parallelhybrid bietet die Firma Hitachi seit 2003 an. Das Fahrzeug ist mit einem elektrischen Fahrantrieb und einem elektrischen Hydraulikantrieb für die Hubkinematik der Schaufel ausgestattet [Tia10].

Mit dem L220F Hybrid Radlader verfügt die Firma Volvo über einen Radlader mit Parallelhybrid. Das Fahrzeug nutzt das hohe Drehmoment bei niedriger Drehzahl des Elektromotors, um dem Antrieb kurzzeitig zusätzliche Leistung bereitzustellen [Tia10].

Der Liebherr Muldenkipper Mining T284 mit einer Nutzlast von 363 t und einem Einsatzgewicht von 600 t wird von einem elektrischen Antriebssystem angetrieben, bestehend aus vier luftgekühlten Radnabenmotoren und

jeweils einer direkt angeflanschten Planetengetriebeübersetzung. Das System stellt eine Leistung von 3000 kW bereit, um die Lasten während des Transportes bewegen zu können [Lie16].

Auch im Untertagebau werden Fahrzeuge mit elektrischem Antriebssystem eingesetzt. Der GE Mining 7T LHD, ein Fahrlader für den Untertageeinsatz in Minen, erweist sich als vorteilhaft, aufgrund der reduzierten Wärmeentwicklung unter Tage und verringert den Bewetterungsaufwand. Das Fahrzeug ist in der Grundversion mit einer 214,8 kWh Bleisäure Batterie ausgestattet. Weiter Batterieoptionen sind wahlweise eine Li-Ionen Batterie oder eine Durathon Sodium Nickel Batterie [Moo15].

Die Vorteile elektrischer Antriebssysteme nutzen Hersteller von Gabelstaplern bereits in der Serienproduktion. So untersuchte die Firma Komatsu mit einem Gabelstapler, der über eine Batterie und einen Kondensator verfügt die Rekuperationsleistung unterschiedlicher Speichermedien mit dem Ergebnis kurzfristige Leistungsspitzen durch den Leistungsspeicher abzufangen und den Grundbedarf über eine externe Ladestrategie mit dem Energiespeicher abzubilden [Mas07].

Die Vorteile unterschiedlicher Spannungslagen im Antriebssystem untersuchte das Unternehmen Still an einem Gabelstapler der Serie RX70. Das Fahrzeug verfügt über einen hybridelektrischen Antrieb mit Verbrennungsmotor. Ein Ultrakondensator-Modul mit Gleichspannungswandler ist an den Zwischenkreis gekoppelt und ermöglicht die Anpassung der unterschiedlichen Betriebsspannungsbereiche zwischen Speichermodul und Zwischenkreis. Der Vorteil dieser Antriebsarchitektur liegt, trotz zusätzlichem Gleichspannungswandler, in der Entkoppelung der Teilsysteme und der Regelung der Leistungsflüsse im Zwischenkreis zwischen den Antrieben und dem Leistungsspeicher [Rud11].

Die Ergebnisse zum Stand der Technik industrieller Entwicklungsvorhaben zur Elektrifizierung Mobiler Arbeitsmaschinen aus dem Anwendungsgebiet der Baumaschinentechnik sind in Tabelle 2.5 zusammengefasst.

Abschließend lässt sich feststellen, dass die Einsatzmöglichkeiten elektrischer Antriebssysteme in Mobilien Arbeitsmaschinen in unterschiedlichen Fahrzeuganwendungen erprobt wurden und in speziellen Anwendungsfällen bereits erfolgreich in der Kleinserienproduktion eingesetzt werden.

Tabelle 2.5: Literaturübersicht industrieller Entwicklungsvorhaben zur Elektrifizierung der Baumaschinentechnik.

Firma	Vorhaben	Jahr	Ebene	Literatur
Liebherr	Prototyp R9XX Hybridbagger mit elektrischem und hydraulischem Speicher	2011	substitutionell	[Boe11], [Bro13]
Liebherr	Mining T284 Muldenkipper	2016	substitutionell	[Lie16]
Kobelco	Hybridbagger SK80H	2013	substitutionell	[Kag13]
New Holland	Hybridbagger	2010	substitutionell	[Tia10]
Komatsu	Hybridbagger PC 800-2	2010	substitutionell	[Tia10]
Hitachi	Hybridbagger ZAXIS 200	2010	substitutionell	[Tia10]
Hitachi	Parallel-Hybrid Radlader	2010	substitutionell	[Tia10]
Sennebogen	Vollelektrischer Umschlagbagger	2016	funktional	[Sen16]
Caterpillar	Elektroschlepper 7495HF	2016	funktional	[Cat16]
Caterpillar	Dieselektrischer Kettendozer D7E	2010	substitutionell	[Mar10]
John Deere	Hybridelektrischer Radlader 644K und 944K	2016	substitutionell	[Mor16]
Volvo	L220F Hybrid Radlader	2010	substitutionell	[Tia10]
General Electric	Untertage-Fahrlader GE Mining 7T LHD	2015	funktional	[Moo15]

Die aufgezeigten unterschiedlichen Arbeitsaufgaben und das weite Spektrum der Leistungsbereiche unterstützten den Einsatz elektrischer Antriebe. Die zu Beginn des Kapitels aufgezeigten Vorteile konnten in der Praxis an Hand diverser Applikationsbeispiele bestätigt werden.

Es bleibt weiterhin festzustellen, dass sich trotz der zahlreichen experimentellen Untersuchungen und Analysen die elektrischen Antriebssysteme in den ersten beiden Entwicklungsstufen nach [Rei13] befinden. Es handelt sich um substitutionelle Systemeingriffe, bei denen, durch die Substitution geeigneter Komponenten und Baugruppen, signifikante Effizienzsteigerungen erzielt werden. Einzelne Ergebnisse aus prototypischen Fahrzeugen weisen Prozessverbesserungen und innovative Funktionalitäten auf, welche zumeist aus den präzisen Regelungen von Arbeits- und Fahrtrieb resultieren. Bei der konzeptionellen Entwicklung von Fahrzeugplattformen mit elektrischen Antriebssystemen, zur Optimierung der Gesamtmaschine und der gleichzeitigen Prozessverbesserung, besteht erheblicher Forschungs- und Entwicklungsbedarf, um eine Serienreife zu erlangen.

An dieser Stelle setzt die vorliegende Dissertation an und verfolgt das Ziel einen Beitrag zur Gesamtmaschinenoptimierung zu leisten, unter der Bedingung einer Arbeitsprozessverbesserung. Die hierzu vorgeschlagene elektrische Antriebsarchitektur und die einzelnen elektrischen Komponenten werden in den folgenden Unterkapiteln betrachtet.

2.2 Architektur und Systemdefinition

Die Architektur eines elektrischen Antriebssystems für den Einsatz in Mobilien Arbeitsmaschinen wird in zwei Hauptleistungspfade unterteilt. Einen für die Fahrtriebe und einen weiteren Pfad für die Arbeitsantriebe. Versorgt werden beide Pfade über einen oder mehrere Energiespeicher. Für die geforderte präzise Regelung des Drehmomentes und die variable Drehzahlanpassung kommen wechselrichtergespeiste elektrische Maschinen zum Einsatz, welche durch einen gemeinsamen Zwischenkreis versorgt werden. Als Primärenergiespeicher wird eine Hochvoltbatterie eingesetzt und über einen Gleichspannungswandler an den zentralen Gleichspannungszwischenkreis angebunden. Ein optionales Range-Extender Modul mit einem

Verbrennungsmotor wird über eine Generator-Wandler-Kombination ebenfalls an den zentralen Zwischenkreis gekoppelt. Während der Primärenergiespeicher bidirektional betrieben wird, ist dieses bei dem sekundären Energiespeicher prinzipbedingt ausgeschlossen. Der Arbeits- und Fahrantrieb sind prinzipiell gleich aufgebaut und verfügen über wechselrichter-gepeiste Maschinen. Diese können sowohl motorisch als auch generatorisch in beiden Drehrichtungen betrieben werden. Folglich ist mit den elektrischen Antrieben ein Vier-Quadrantenbetrieb realisierbar. Beide Antriebseinheiten sind ebenfalls an den zentralen Zwischenkreis angeschlossen.

Die Abbildung 2.1 schematisiert das betrachtete elektrische Antriebssystem, auf welches das intelligente Gesamtmaschinenmanagement angewendet wird.

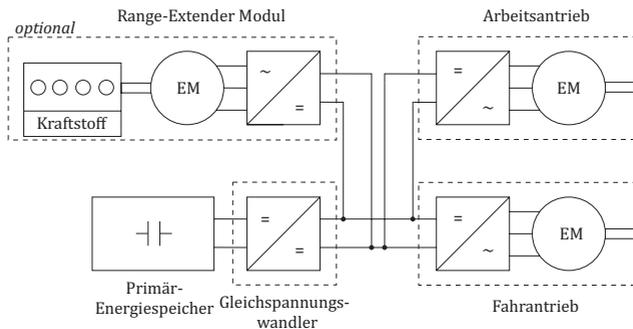


Abbildung 2.1: Definition des betrachteten elektrischen Antriebssystems.

Es handelt sich um ein serielles Antriebssystem, welches durch Einsatz eines weiteren Energiespeichers zu einer Range-Extender-Architektur, bzw. einer seriell-hybriden Antriebsarchitektur erweitert werden kann.

Zu detaillierteren Betrachtungen von unterschiedlichen Hybridantriebsarchitekturen für Mobile Arbeitsmaschinen wird auf die Ausführungen von THIEBES in [Thi11] verwiesen. Weitere vergleichende Untersuchungen für den Einsatz hydraulischer, elektrischer und mechanischer Baugruppen in Antriebssystemen für Mobile Arbeitsmaschinen sind in [Aum08.1] und [Gal09] zu finden.

Für ein diesel-elektrisches Antriebssystem in Mobilen Arbeitsmaschinen schlägt auch HAHN in [Hah10] die Verwendung eines Gleichspannungszwischenkreises vor und diskutiert die grundlegende Funktionsweise der Architektur an einem Schlepper mit unterschiedlichen Anbaugeräten. Da das System allerdings keinen elektrischen Primärenergiespeicher nutzt, wird auf den Einsatz eines Gleichspannungswandlers verzichtet und somit auf die Möglichkeit die Zwischenkreisspannung zur Parametervariation zu nutzen.

2.3 Komponenten des elektrischen Antriebssystems

Die Komponenten des Antriebssystems werden in den folgenden Abschnitten aufgeführt und deren Funktionsweise kurz erläutert. Die Abschnitte sind didaktisch nach Hochvoltbatterie, Gleichspannungswandler und elektrischer Maschine aufgebaut. Auf den Betrieb der elektrischen Maschine am Wechselrichter zur präzisen Regelung von Drehzahl und Drehmoment wird gesondert eingegangen. Abschließend werden die Leistungsflüsse im elektrischen Antriebssystem analysiert und die Variation der Zwischenkreisspannung diskutiert.

2.3.1 Hochvoltbatterie

Die Hochvoltbatterie stellt als primärer Energiespeicher die benötigte elektrische Leistung in Funktion einer Gleichspannungsquelle bereit. Die Batteriespannung hängt dabei vom Zelltyp, der Anzahl verbauter Zellen und deren Verschaltung ab. Außerdem sind die aktuelle Ladespannung bzw. der aktuelle Ladezustand (SoC), die Lebensdauer und die Temperaturen im Betrieb zu berücksichtigen.

Die typische Spannung einer Li-Ionen Zelle im unbelasteten Zustand liegt bei etwa 3,6 V und sinkt je nach Dauer und Intensität der Belastung auf ein minimal zulässiges Spannungsniveau von etwa 2,8 V. Für weitere Betrachtungen zu unterschiedlichen Energiespeichern wird auf die Fachliteratur mit [Ste14] verwiesen.

Die Abbildung 2.2 zeigt den gemessenen Spannungsverlauf eines aus einer Hochvoltbatterie ausgebauten Zellblockes im Prüfstandversuch. Es handelt sich hierbei um einen einzelnen Zellblock mit einer Spannung von 48 V, bestehend aus mehreren in Reihe verschalteten Zellen. Das Diagramm zeigt den Spannungsverlauf über die Kapazität des Zellblockes auf bei einer konstanten Strombelastung über einen längeren Zeitraum. Es ist ersichtlich, dass mit zunehmender zeitlicher Strombelastung die Ladespannung absinkt und folglich die noch zur Verfügung stehende Kapazität des Zellblockes kontinuierlich abnimmt.

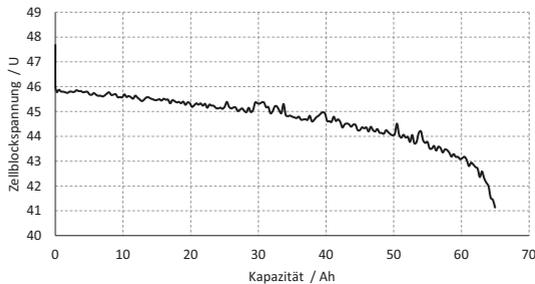


Abbildung 2.2: Am Prüfstand gemessener Spannungsverlauf eines 48 V Zellblockes bei konstantem Strom.

2.3.2 Gleichspannungswandler

In elektrischen Fahrzeugantrieben kommen gesteuerte Gleichspannungswandler zur Anwendung, um die Spannungen auf unterschiedliche Niveaus zu erhöhen oder zu senken [Sch01]. Grundsätzlich ist die Entscheidung zum Einsatz eines Gleichspannungswandlers von den gewünschten Freiheitsgraden der Architektur des Antriebssystems und dem verwendeten primären Energiespeicher abhängig.

So kann bei einer Hochvoltbatterie mit ausreichend konstantem Spannungsniveau gegebenenfalls auf den Gleichspannungswandler verzichtet werden und die direkte Abhängigkeit der Zwischenkreisspannung vom Ladezustand akzeptiert werden. Hingegen empfiehlt sich der Einsatz eines

Gleichspannungswandlers bei Verwendung von Brennstoffzellen oder Kurzzeitspeichern, wie z. B. Superkondensatoren.

Da die Zwischenkreisspannung als Parameter genutzt werden soll, ist die Verwendung des Gleichspannungswandlers erforderlich. In dem hier untersuchten Antriebssystem erfüllt der Gleichspannungswandler die Aufgabe die vorhandene Batteriespannung auf eine definierte Zwischenkreisspannung zu wandeln in Abhängigkeit der auftretenden Betriebspunkte im Arbeitsprozess.

Aufgrund der Anforderungen der Energierückspeisung aus den Antrieben ist der Wandler bidirektional ausgeführt, um die Batterie zu laden. So besteht die Möglichkeit Energie zurück zu speisen, also zu rekuperieren.

Ein Gleichspannungswandler besteht aus zwei einzeln gesteuerten Stromrichterzweigen, welche periodisch geschaltet werden und einem induktiven Energiespeicher. Typischerweise werden in Fahrzeuganwendungen ab Spannungslagen von 400 V und Strömen über 250 A Stromrichterzweige bestehend aus einem IGBT und einer Diode verwendet [Gra09].

Die Funktionsweise eines Gleichspannungswandlers unterscheidet sich in zwei Betriebsarten [Spe13].

1. Hochsetzsteller: Wandelt eine Eingangsspannung auf ein höheres Spannungsniveau.
2. Tiefsetzsteller: Wandelt eine Eingangsspannung auf ein niedrigeres Spannungsniveau.

Wird von den mechanischen Antrieben eine Leistung angefordert, so wird der Gleichspannungswandler als Hochsetzsteller betrieben und wandelt die niedrigere Eingangsspannung U_{Bat} in eine höhere Zwischenkreisspannung U_{Zk} um.

Wird dagegen rekuperiert so arbeitet der Gleichspannungswandler als Tiefsetzsteller, um die Hochvoltbatterie zu laden. Die Zwischenkreisspannung U_{Zk} wird dabei auf die Batteriespannung U_{Bat} herabgesetzt.

Für weitere detaillierte Betrachtungen wird auf die Ausführungen in [Win10] oder [Tie02] verwiesen.

2.3.3 Elektrische Maschine

Für die mögliche Anwendung in Mobilien Arbeitsmaschinen kommen verschiedene elektrische Maschinen zum Einsatz. Nach HOFMANN in [Hof14] werden die Maschinentypen der Asynchronmaschine und der permanenterregten Synchronmaschine vorzugsweise in Fahrzeugen verbaut. In speziellen Fahrzeugen, z. B. unter Tage, kommen daneben auch Gleichstrommaschinen zur Anwendung.

Aufgrund der ausgewiesenen Robustheit, dem einfachen konstruktiven Aufbau und den geringen Fertigungskosten, ist die Asynchronmaschine in der Praxis die am häufigsten eingesetzte elektrische Maschine [Hof14] und wird im weiteren Verlauf betrachtet.

Die Asynchronmaschine (ASM) in der Bauform mit einem Käfigläufer wurde 1889 von Michael von Dolivo-Dobrowolsky entwickelt [Nei08] und folgt, nach COLOTTI in [Col15], der Funktionsweise eines Transformators mit rotierender Sekundärwicklung. Der konstruktive Aufbau der Maschine besteht aus einem festen Stator und einem frei gelagerten Rotor, siehe Abbildung 2.3. Die Bauteile Stator und Rotor bestehen im Wesentlichen aus geschichteten Elektroblechpaketen mit eingelegten Wicklungen in jeweils vorgefertigten Nuten. Bei einem Kurzschlussläufer sind diese Wicklungen in den Rotorstäben verbunden mit einem Kurzschlussläufferring. Grundsätzlich bilden die Wicklungen in den Blechpaketen hierbei ein mehrphasiges Wicklungssystem. Das Statorblechpaket ist im Gehäusemantel verankert und das Rotorblechpaket mit der Rotorwelle. Im zusammengebauten Zustand ist der Luftspalt zwischen Stator und Rotor dabei möglichst klein zu halten.

Wird eine sinusförmige elektrische Wechselspannung an die Klemmen der Maschine angelegt, so ergibt sich ein Stromfluss durch die rotationssymmetrisch verteilten Statorwicklungen. Dieser Stromfluss erzeugt nach dem Durchflutungsgesetz eine magnetische Durchflutung, welche einer magnetischen Spannung gleichkommt. Die magnetische Durchflutung führt wiederum zu einem magnetischen Fluss, der über den Luftspalt auf die Rotorwicklungen übergeht und nach dem Induktionsgesetz in den Rotorwicklungen eine Spannung induziert. Es wird daher auch von einem verketteten Fluss

gesprochen. Durch die Kurzschlussläuferringe führen die induzierten Spannungen zu Stromflüssen in den Rotorwicklungen und erzeugen ebenfalls ein magnetisches Feld. Das magnetische Feld des Rotors wird vom magnetischen Feld des Stators mitgezogen und folgt somit asynchron. Das kräftemäßige Zusammenwirken der beiden magnetischen Felder erzeugt ein Drehmoment.

Für weitere ausführliche Betrachtungen wird auf die Literatur, z. B. [Bin12], verwiesen.

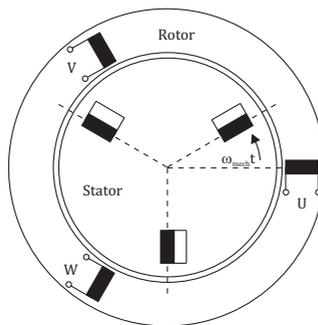


Abbildung 2.3: Schematische Darstellung einer ASM [Sch09].

Mit den erläuterten Zusammenhängen lässt sich das Betriebsverhalten der Asynchronmaschine charakterisieren und die Möglichkeiten zur Anpassung des Drehmomentes und der Drehzahl ermitteln. Für die Anwendung in Mobilien Arbeitsmaschinen ist die präzise Regelung der elektrischen Maschine ein wichtiges Kriterium, um den Arbeitsprozess beeinflussen zu können.

Die Drehzahl der mechanischen Welle der Asynchronmaschine ist abhängig von der Polpaarzahl p und der Frequenz f des erzeugten Drehfeldes. Bei konstanter Polpaarzahl $p = 1$ lässt sich die Drehzahl n , nach Gleichung 2.1, unter Berücksichtigung des Schupfes s und der synchronen Drehzahl n_s berechnen.

$$n = (1 - s) \cdot n_s \quad (2.1)$$

Der Schlupf ergibt sich dabei aus dem Verhältnis von Rotorfrequenz zu Statorfrequenz. Das Drehmoment an der mechanischen Welle wird durch die Kombination des verketteten Flusses mit dem Strom erzeugt.

Die Grenzkennlinien einer Asynchronmaschine sind in Abbildung 2.4 aufgezeigt. Das Kennlinienfeld weist mit dem Grunddrehzahlbereich und dem Feldschwächbereich zwei unterschiedliche Betriebsbereiche aus.

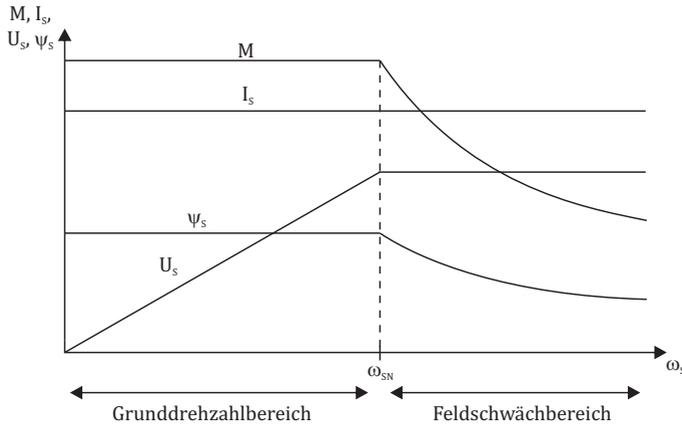


Abbildung 2.4: Grenzkennlinien einer Asynchronmaschine [Ber12].

Im Grunddrehzahlbereich wird mit einem konstanten magnetischen Fluss und einer variablen Frequenz gefahren. Das Verhältnis aus Statorspannung und Frequenz wird konstant gehalten und führt zu einem konstanten magnetischen Fluss und voller Drehmomentbelastbarkeit. Die Leistung der Maschine steigt dabei linear mit der Drehzahl bei konstantem Drehmoment an.

Im Feldschwächbereich hingegen wird mit maximaler Statorspannung gefahren und die Frequenz kontinuierlich weiter erhöht. Da der magnetische Fluss proportional dem Quotienten aus Statorspannung und Frequenz ist, sinkt dieser entsprechend ab und das zur Verfügung stehende Drehmoment reduziert sich.

Für weitere eingehende Betrachtungen wird ebenso auf die Literatur, z. B. [Bin12], verwiesen.

2.3.4 Asynchronmaschine am Wechselrichter

Elektrische Antriebe in modernen Antriebssystemen werden durch Wechselrichter gespeist, um Drehmoment oder Drehzahl, je nach Fahrerwunsch, an den Arbeitsprozess anzupassen. Dies geschieht durch Speisung der Asynchronmaschine mit variabler Spannung und Frequenz. Um die ASM in den aufgezeigten Betriebsbereichen betreiben zu können, müssen also die Statorspannungen in Betrag und Frequenz angepasst werden.

Für einfache Antriebsaufgaben von Mobilen Arbeitsmaschinen, ohne hohe Anforderungen an die Güte des Arbeitsprozesses, kann hierzu eine U/f-Steuerung zum Einsatz kommen [Hah10]. Diese Steuerung ist verhältnismäßig einfach zu implementieren und basiert auf dem Betriebsverhalten im Grunddrehzahlbereich. Die ASM wird dabei mit variabler Frequenz und einem konstanten magnetischen Fluss gefahren. Wird die Frequenz zur Drehzahlanpassung verändert, so ist die Spannung proportional zu führen, um den magnetischen Fluss entsprechend konstant zu halten. Daher die Bezeichnung Spannungs-Frequenz-Steuerung oder kurz U/f-Steuerung. Insbesondere für Arbeitsprozesse mit einer langsamen Drehzahländerung ist dieses Verfahren geeignet.

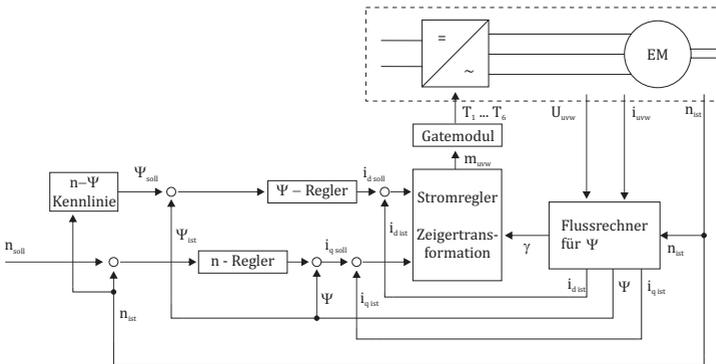


Abbildung 2.5: Flussorientierte Regelung einer ASM [Jen95].

Erfordert der Arbeitsprozess hingegen eine hohe Dynamik und eine präzise Anpassung der Betriebspunkte, so wird eine flussorientierte Regelung nach Abbildung 2.5 eingesetzt. Es wird dabei auf die Rotorflussverkettung geregelt. Vorteil der flussorientierten Regelung ist die unabhängige, kaskadierte Regelung der beiden vektoriell zerlegten Stromkomponenten, welche die direkte Führung der fluss- und momentenbildenden Anteile ermöglicht.

2.4 Leistungsbetrachtung

Die Leistungsflüsse des Antriebssystems werden ausgehend von der Hochvoltbatterie und dem optionalen Range-Extender Modul bis zu den Fahr- und Arbeitsantrieben betrachtet. Der Wirkungsgrad des Antriebssystems setzt sich dabei aus den betriebspunktabhängigen Komponentenwirkungsgraden zusammen.

Der Systemwirkungsgrad berechnet sich danach aus der Summe der Leistungen der beiden Antriebe und der zur Verfügung stehenden Leistung der Hochvoltbatterie, welche optional durch die Leistung des Range-Extender-Moduls unterstützt wird.

$$\eta = \frac{P_{Fahr} + P_{Arb}}{P_{EBat} + P_{ERex}} \quad (2.2)$$

Die theoretisch zur Verfügung stehende Leistung der Batterie P_{EBat} wird durch die Verluste $P_{V Bat}$ reduziert auf die ausgangsseitige Leistung der Hochvoltbatterie P_{Bat} . Der Gleichspannungswandler, zur Entkoppelung der Batteriespannung von der Zwischenkreisspannung, weist eine zusätzliche Verlustleistung $P_{V GI1}$ auf. Die im Zwischenkreis zur Verfügung stehende Leistung P_{Zk} kann durch Hinzufügen der Leistung P_{Rex} erhöht werden und teilt sich schließlich in die beiden unabhängigen Leistungen für den Fahrantrieb P_{Fahr} und den Arbeitsantrieb P_{Arb} auf. Hierbei sei auf den unidirektionalen Fluss der zugeführten Leistung P_{Rex} hingewiesen. Ein Leistungsfluss von P_{Zk} in Richtung P_{ERex} ist folglich ausgeschlossen. Die maximal zuzuführende Leistung P_{Rex} setzt sich zusammen aus der zur Verfügung stehenden Leistung des Range-Extender-Moduls P_{ERex} vermindert um die Verlustanteile des Gleichspannungswandler $P_{V GI3}$ und der elektrischen Maschine

P_{VEm3} . Die signifikanteste Verlustleistung P_{VVkm} im definierten Antriebssystem weist der Verbrennungsmotor auf, weshalb die benötigte Eingangsleistung P_{ERex} des gesamten Range-Extender-Moduls erheblich größer ist, als die abzugebende Leistung P_{Rex} in den Zwischenkreis.

Das Sankey-Diagramm in Abbildung 2.6 verdeutlicht die einzelnen Leistungspfade im definierten Antriebssystem.

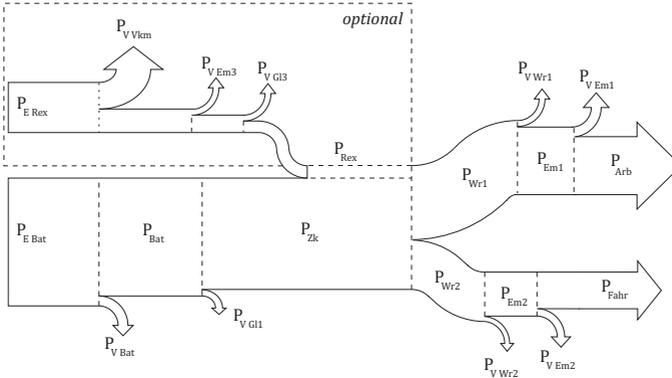


Abbildung 2.6: Leistungsflüsse im Antriebssystem.

Die Systemleistung an beiden Antrieben setzt sich aus den Leistungen der Hochvoltbatterie und dem optionalen Range-Extender Modul zusammen. Dabei sind die einzelnen Verluste der Komponenten zu berücksichtigen.

$$\begin{aligned}
 P_{Sys} &= P_{Arb} + P_{Fahr} & (2.3) \\
 &= P_{EBat} + P_{Rex} - (P_{VBat} + P_{VGl1} + \sum_{i=1}^2 (P_{VWri} + P_{VEmi}))
 \end{aligned}$$

Der optionale Leistungszufluss über das Range-Extender Modul reduziert sich zu:

$$P_{Rex} = P_{ERex} - (P_{VVkm} + P_{VEm3} + P_{VGl3}) \quad (2.4)$$

Bei der konstruktiven Auslegung der elektrischen Komponenten ist ein ganzheitlich systemischer Ansatz zu wählen, um das maximale Leistungspotenzial des Systems auszuschöpfen. So müssen die Wechselrichter des Fahr- und Arbeitsantriebes auf die maximal zur Verfügung stehenden Leistungen aus Zwischenkreis und Range-Extender Modul ausgelegt sein, ohne kritische Betriebsgrenzen zu erreichen. Auch die Spannungsgrenzen und die thermische Belastung der elektrischen Maschinen sind zu berücksichtigen.

2.5 Systemische Wirkzusammenhänge

In elektrischen Antriebssystemen für Mobile Arbeitsmaschinen kann der Gleichspannungszwischenkreis als zentrales Element mit charakteristischen Kenngrößen für das Systemverhalten betrachtet werden. Durch die Anbindung aller Komponenten im Antriebssystem an den Gleichspannungszwischenkreis ist dessen Spannungsniveau für die Auslegung des Systems von entscheidender Bedeutung [Mue13], [Mae07].

Durch den Einsatz des Gleichspannungswandlers wird dieses Niveau von der Spannung der Hochvoltbatterie entkoppelt und es lässt sich als zusätzlicher Freiheitsgrad im Antriebssystem vorteilhaft nutzen.

Das in diesem Kapitel definierte elektrische Antriebssystem ermöglicht eine Anpassung der Spannungsniveaus nach Gleichung 2.5. Die Zwischenkreisspannung ist demnach grundsätzlich größer oder gleich der Spannung der Hochvoltbatterie.

$$U_{Bat} \leq U_{Zk} \quad (2.5)$$

Um die Dynamik des Antriebssystems zu erhöhen wird die Zwischenkreisspannung betriebspunktabhängig angepasst. Dabei führt eine kurzzeitige Erhöhung der Zwischenkreisspannung gleichzeitig zu einer Erhöhung der anliegenden Strangspannungen an der Asynchronmaschine und so zu einer Verschiebung der Eckkreisfrequenz, vergleiche Abbildung 2.7.

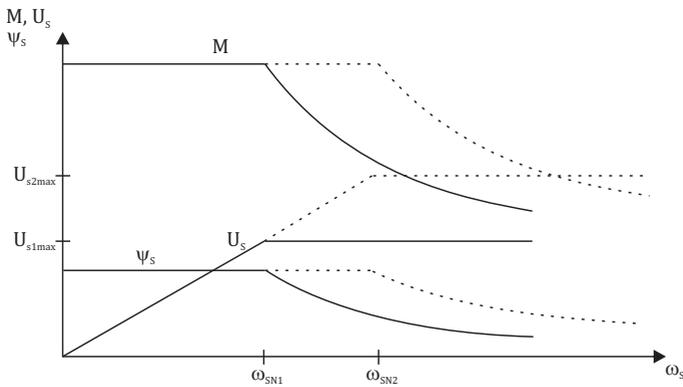


Abbildung 2.7: Einfluss der Zwischenkreisspannung auf die Grenzcharakteristik der Asynchronmaschine.

Ein weiterer Aspekt ist die Wirkungsgradsteigerung des elektrischen Antriebssystems durch die Reduktion der Einzelverluste der Komponenten. Die Einflüsse einer gezielten betriebspunktabhängigen Anpassung der Zwischenkreisspannung werden ausführlich von POHLENZ in [Poh12] und KLÖFFER in [Klo15] diskutiert. Entscheidend ist dabei der systemische Wirkzusammenhang der Zwischenkreisspannung auf die Wirkungsgradkennfelder der elektrischen Komponenten und folglich eine ganzheitlich systemische Betrachtungsweise des elektrischen Antriebssystems. Die Steigerung des Wirkungsgrades einer Komponente lässt folglich noch keinen Rückschluss auf die Verbesserung des gesamten Antriebssystems zu. Nur die betriebspunktabhängige Analyse der Einzelkomponenten und deren Wirkzusammenhänge im Antriebssystem sind zielführend [Poh15]. Auch TENNER [Ten11] und SCHOENEN [Sch10] weisen die Potenziale einer betriebspunktabhängigen Variation der Zwischenkreisspannung nach.

Folglich ist eine betriebspunktabhängige Variation der Zwischenkreisspannung, in Abhängigkeit der geforderten Leistung mittels eines intelligenten Gesamtmaschinenmanagements zielführend, um das vollständige Potenzial zur Arbeitsprozessverbesserung auszuschöpfen.

3 Betriebsstrategien

Im dritten Kapitel werden ausgewählte fahrzeugrelevante Betriebsstrategien für elektrische Antriebssysteme analysiert und systematisiert. Dazu werden die Möglichkeiten zur Arbeitsprozessverbesserung bei Verwendung elektrischer Antriebssysteme in Mobilien Arbeitsmaschinen aufgezeigt und der eigene Lösungsansatz dieser Arbeit eingeordnet und abgegrenzt.

Die Betriebsstrategie des Fahrzeugs ist entscheidend für die Auswahl der Betriebszustände des elektrischen Antriebssystems. Dabei gilt es die Umgebungseinflüsse auf die Mobile Arbeitsmaschine und den Arbeitsprozess sowie die Einflüsse durch den Fahrer zu berücksichtigen. So können unterschiedliche Zielgrößen zur Verbesserung verfolgt werden.

- Energieverbrauch der Mobilien Arbeitsmaschine
- Beschleunigung einzelner Antriebskomponenten
- Flächenleistung des Arbeitsgerätes
- Leistungssteigerung im Arbeitsprozess
- Ganzheitliche Prozesskette

Die Kombination von einzelnen Zielgrößen kann allerdings durchaus im Widerspruch stehen. So folgt einer Optimierung des Energieverbrauches nicht zwingend auch eine Steigerung der Flächenleistung oder des Arbeitsprozesses. Obgleich zur Optimierung der ganzheitlichen Prozesskette eine Steigerung des Arbeitsprozesses vorteilhaft sein kann.

Mit zunehmender Systemkomplexität steigen nach Abbildung 3.1 auch die Anforderungen an die Betriebsstrategie zum Erreichen der Zielgrößen. Bei geringer Komplexität des Systems führt bereits eine Abstimmung der

individuellen Komponenten, wie das Rightsizing einzelner Komponenten, zu einer Effizienzsteigerung und Reduktion des Energieverbrauchs.

Werden die Komponenten aufeinander abgestimmt und angepasst, um die gezielte Interaktion über die Betriebsstrategie zu ermöglichen, so steigen die Anforderungen an eine strukturierte Schnittstellendefinition für einen Informationsaustausch deutlich an. So stehen bei elektrischen Antriebssystemen der Wechselrichter und die elektrische Maschine in einer starken Wechselwirkung und müssen einander, über systemische Auslegungskriterien, angepasst werden.

Um weitere Effizienz steigernde Maßnahmen einzuleiten, ist eine Parameteroptimierung der Komponenten notwendig. Zu diesem Maßnahmenpaket gehört der Einsatz von Optimierungsverfahren, um z. B. die Parameter des Steuerverfahrens des Wechselrichters auf den speziellen Anwendungsfall im Fahrzeug zu optimieren.

Das höchste Maß an Effizienzsteigerungen wird mit der Umsetzung einer Betriebsstrategie zur Systemoptimierung erzielt. Dabei wird die Betriebsstrategie hin zu einer umfangreichen Managementstrategie erweitert. Hierbei kommen Optimierungsmethoden zur Anwendung, welche das Fahrzeug unter ganzheitlich systemischen Aspekten betrachten.

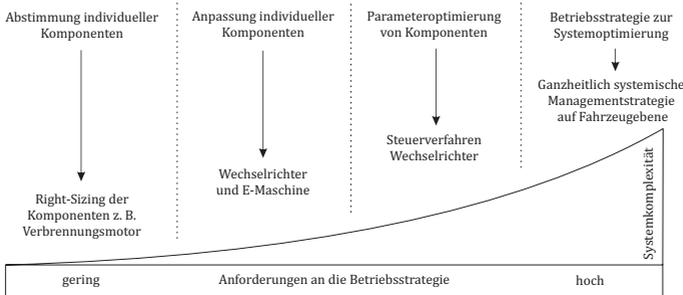


Abbildung 3.1: Zusammenhang der Systemkomplexität mit den Anforderungen an Betriebsstrategien [Poh15.1].

3.1 Maßnahmen zur Systemoptimierung

Die grundlegenden Maßnahmen einer Systemoptimierung werden auf die zeitliche Veränderung einzelner Systemzustände der Mobilten Arbeitsmaschine zurückgeführt. Die Änderung des Maschinenzustandes erfolgt durch die Vorgabe eines Arbeitsprozesses mit der Anforderung einer optimalen Ausführung.

Das Fahrzeugverhalten kann mit den Gleichungen 3.1 und 3.2 prozessunabhängig beschrieben werden. Ein veränderter Maschinenzustand wird als Funktion des aktuellen Zustandes und der, durch die Fahreraktion ausgelösten Stellgröße herbeigeführt. Die Mobile Arbeitsmaschine als System bestehend aus Fahrzeug, Fahrer und Arbeitsgerät betrachtet antwortet mit der Funktion, welche den aktuellen Maschinenzustand und die zurückgeführte Messgröße enthält.

$$x(t + 1) = f(x(t), u(t), w(t)) \quad (3.1)$$

$$y(t) = h(x(t), v(t)) \quad (3.2)$$

Die Veränderung der Systemzustände erfolgt durch den Fahrer oder etwaige Störgrößen aus der Umgebung, um den Vorgaben des Arbeitsprozesses zu folgen. Durch die visuelle Wahrnehmung des Fahrers werden die Maschinenzustände zurückgeführt und der Regelkreis geschlossen. Mit ausreichend Messgrößen über den aktuellen Zustand $x(t)$ kann demnach der Folgezustand $x(t + 1)$ prädiziert werden. Dieser Zustandswechsel wird durch die Fahreraktion ausgelöst, sei es durch eine gewollte Zustandsänderung des Fahrzeugs oder als Reaktion auf eine Störgröße.

Der Regelkreis, bestehend aus Fahrer, verschiedenen Funktionen und Mobilten Arbeitsmaschine, ist in Abbildung 3.2 dargestellt.

Die optimale Verrichtung eines Arbeitsprozesses stellt hohe Anforderungen an den Fahrer, um Arbeitsfunktion, Fahrfunktion und Lenkfunktion der Mobilten Arbeitsmaschine zu beherrschen. Ziel ist es daher, den Fahrer durch Zusatzinformationen zu entlasten und ausgewählte Funktionen der Maschine zu automatisieren.

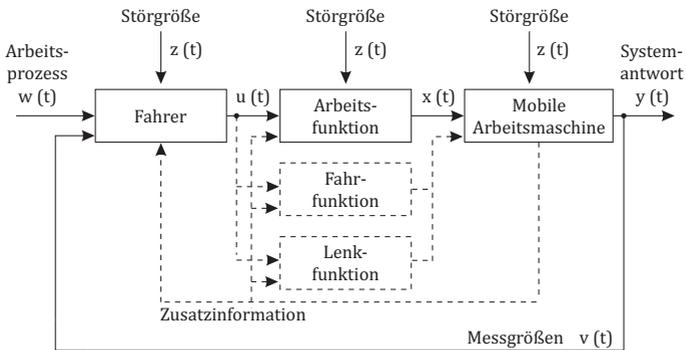


Abbildung 3.2: Regelkreis der Mobilten Arbeitsmaschine.

Sind alle Systemzustände, Stellgrößen und Fahreraktionen des Arbeitsprozesses a priori bekannt, kann ein globales Optimum der Prozessausführung erzielt werden. Die Systemzustände des Fahrzeugs können vollständig über Fahrzyklen abgebildet werden, bei denen dem Fahrer ein optimales Verhalten unterstellt wird.

Aus Sicht der praktischen Anwendung ist die lokale Optimierung jedoch zielführender, bei der nur ein definierter Betrachtungshorizont von Systemzuständen berücksichtigt wird, da ein vollständiger Fahrzyklus mit allen Informationen per se nicht zur Verfügung steht. Außerdem ist das Verhalten des Fahrers, als bedingt reproduzierbar einzustufen. Es gilt folglich, beide Aspekte zu diskutieren.

Fahreinfluss

Der ressourceneffiziente Einsatz von Betriebsmitteln ist maßgeblich auf den Fahrer und seinen Fahrstil zurückzuführen. Laut [Pl09] senkt allein ein effizienter Fahrstil den Verbrauch durchschnittlich um bis zu 24 %. Diese Annahmen lassen sich nach [Jat13] uneingeschränkt auf Mobile Arbeitsmaschinen übertragen. Demnach lässt sich der Einfluss des Fahrstils auf bis zu 20 % beziffern. Weitere Maßnahmen, wie eine korrekte Ballastierung, eine gute Wartung der Maschine, angepasste Bereifung und ein auf den Arbeitsprozess optimal eingestelltes Arbeitsgerät, weisen jeweils zusätzlich noch einmal bis zu 10 % aus.

Folglich ist der Faktor menschliches Verhalten noch entscheidender als beim effizienten Fahrstil eines Pkw. Auch nach [Bau10] kann selbst der Fahrereinfluss bei einem Pkw durch seinen individuellen Fahrstil mit einem Anteil am Gesamtverbrauch mit 20 % angegeben werden.

Referenzzyklus

Bei der Bewertung der Effizienz eines Fahrzeugs wird auf einen Referenzzyklus verwiesen. Diese Zyklen basieren auf realen Messdaten oder synthetischen Fahrprofilen und werden, unter Laborbedingungen reproduzierbar, zur Energieeffizienzbewertung herangezogen. Es bleibt somit nachzuweisen, dass diese resultierenden Zyklen bzw. Fahrprofile tatsächlich repräsentativ für die bestimmte Arbeitsaufgabe sind und nicht nur für den Fahrstil des individuellen Fahrers, die Maschine oder die der Messung zugrunde liegenden Umgebungsbedingungen.

Um den Einfluss des individuellen Fahrers zu quantifizieren, ist nach [Boe15] die Entwicklung von Fahrermodellen zielführend. Es werden dabei unterschiedliche Modellarten zur Abbildung des Fahrerhaltens eingesetzt. So kommen einfache Regler zum Einsatz, die vorgegebene Sollgrößen einregeln oder kognitive Modelle, die den Prozess der menschlichen Informationsverarbeitung und die Entscheidungsfindung beschreiben. Des Weiteren werden Ansätze mit datenbasierten Modellen verfolgt, die auf Basis umfangreicher Messdaten das Verhalten prognostizieren. Im Bereich der Pkw Entwicklung ist letzteres Vorgehen mit entsprechenden Simulatoren üblich. In Grenzen ist dieses Vorgehen auch auf Mobile Arbeitsmaschinen applizierbar, solange die Interaktion mit der Umgebung unter Echtzeitbedingungen nachgebildet werden kann.

Zusammenfassend muss die Betriebsstrategie folglich in der Lage sein sowohl den Einfluss des individuellen Fahrers, der Umgebung als auch der unterschiedlichen Arbeitsprozesse zu berücksichtigen. Geeignete Strategien, welche diese Anforderungen erfüllen, werden im folgenden Abschnitt systematisch diskutiert.

3.2 Systematik von Betriebsstrategien

Betriebsstrategien für Fahrzeuganwendungen auf der Systemebene werden nach [Guz07] abgegrenzt durch die erfassten und verarbeiteten Informationen des Fahrzeugverhaltens und dem zugehörigen Level an Intelligenz, welche die Strategie aufweist. Dabei wird die Berücksichtigung des Informationsgrades über die unterschiedlichen Fahrsituationen in Vergangenheit, Gegenwart und Zukunft zeitlich unterteilt [Sci07], [Ser09], [Mur08]. So werden die verfügbaren Fahrzeuginformationen der Wirkungsweise nach in kausale und akusale Strategien eingeordnet.

Eine kausale Strategie berücksichtigt dabei nur Informationen aus der Vergangenheit und aus der gegenwärtigen Situation des Fahrzeugs. Akusale Strategien hingegen benötigen zukünftige Informationen des Fahrzeugzustands, beispielsweise über den gesamten Fahrzyklus.

Für eine systematische Betrachtung ist allerdings eine Ordnung nach der zugrunde liegenden Methodik zielführender, Abbildung 3.3. Grundsätzlich lassen sich Betriebsstrategien in die drei Hauptkategorien heuristische, optimierende und lernende Strategien unterteilen.

Zu den heuristischen Strategien gehören regelbasierte und kennfeldbasierte Strategien, welche auf analytischen Effizienzanalysen zuvor durchgeführter Optimierungsrechnungen oder definierter Regeln und Kriterien basieren, abgeleitet aus Expertenwissen über das System. Auf eine explizite Optimierung während der Laufzeit wird, zugunsten einer Online-Implementierbarkeit, bewusst verzichtet.

Optimierende Strategien hingegen betrachten ein Optimalsteuerungsproblem und ermitteln die optimalen Parameter, teilweise auch unter Berücksichtigung gegebener Randbedingungen. Da diese Strategien das globale Optimum suchen, sind sie den akusalen Strategien zuzuordnen und benötigen a priori Wissen, respektive die Kenntnis des gesamten Fahrzyklus über den optimiert werden soll. Optimale Strategien werden oftmals als Benchmarklösungen in der Simulation eingesetzt. Suboptimale Strategien dieser Hauptkategorie optimieren nach lokalen Kriterien und ermöglichen eine kausale Implementierung auf Fahrzeugen.

Die dritte Hauptkategorie bilden lernende Strategien, welche in der Lage sind sich an aktuelle Situationen anzupassen und ein intelligentes Verhalten zu erlernen. Das a priori Wissen über zukünftige Ereignisse liegt dabei nicht vor, so dass es sich um kausale Strategien handelt, welche online-fähig sind.

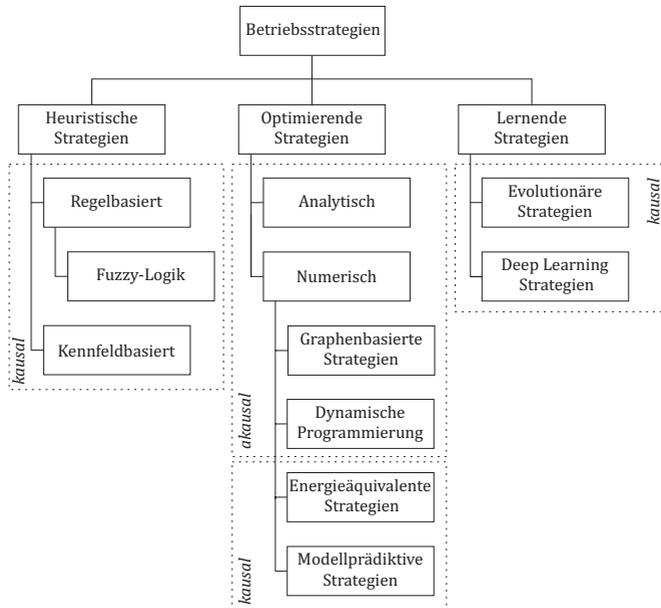


Abbildung 3.3: Methodik von Betriebsstrategien.

3.2.1 Heuristische Strategien

Bei heuristischen Strategien werden die Parameter vorab offline, durch repräsentative Fahrzyklen, optimiert. Es handelt sich also um eine suboptimale Ansteuerung der Parameter zur Optimierung der Systemzustände. Bei unterschiedlichen Zyklen oder Bauteilen in elektrischen Antriebssystemen kommt es zu starken Abweichungen bezüglich der Optimalität.

Nach GRUNDHERR in [Gru09] lässt sich ein mathematisch exaktes Optimum nur erreichen, wenn der gesamte Zyklus im Vorfeld bekannt ist.

Daher schlägt [Gru09] eine kennfeldbasierte Strategie vor, die betriebspunktabhängig eine Gütefunktion minimiert. Dabei werden die Wirkungsgradkennfelder einzelner Komponenten im Antriebssystem mittels Suchalgorithmen auf lokale Minima analysiert.

Auch GÖHRING nutzt in [Goe97] eine kennfeldbasierte Strategie, um die Trajektorie aus den optimalen Betriebspunkten eines seriellen Hybrids hinsichtlich des Kraftstoffverbrauches zu optimieren.

3.2.2 Optimierende Strategien

Die Gruppe der optimierenden Strategien betrachtet ein mathematisches Optimalsteuerungsproblem über einen bekannten Zyklus und sucht das globale Optimum.

So nutzen RADKE [Rad13] und BACK [Bac05] die Dynamische Programmierung (DP) zur Optimierung des hybriden Antriebssystems für eine vollständig bekannte Fahrstrecke eines Pkw.

Eine graphenbasierte Strategie verfolgt BLIESENER in [Bli10] zur global optimalen Steuerung einer Mobilien Arbeitsmaschine mit konventionellem dieselmotorischem Antrieb. Der verwendete Suchalgorithmus optimiert die dynamischen Systemzustände der Antriebskomponenten im Hauptleistungsfluss über eine Kostenfunktion.

Eine online-fähige Strategie während des Fahrbetriebs lässt sich nur mit lokal optimalen Strategien erzielen [Law14]. So werden optimierende Strategien, wie modellprädiktive (MPC) und energieäquivalente Strategien (ECMS) genutzt um ein lokales Optimum zu erreichen.

Für den speziellen Einsatz in Off-Road Anwendungen mit einem konventionellen Antrieb präsentiert UNGER in [Ung15] einen simulativen Nachweis einer MPC mit Störgrößenaufschaltung. Das vorgeschlagene Konzept zur Zyklenerkennung und Prädiktion kategorisiert Lastanforderungen Bezug nehmend auf die Dynamik. Die Lastprädiktion erfolgt gradientenbasiert mit einem Prädiktionshorizont von einer viertel Sekunde. Die Zyklenerkennung basiert auf einer Kreuzkorrelation zwischen zwei Zyklen.

DENGLER in [Den14] entwickelt eine Betriebsstrategie für einen hydraulischen Hybrid und nutzt die multikriterielle Optimierung zur optimalen

Steuerung des Systems. Die Strategie wird in der Praxis an der Hubkinematik eines Radladers nachgewiesen. Mit Hilfe der MPC kann die Ausfahrbewegung eines Zylinders der Arbeitsfunktion prädiziert werden und folglich das hydraulische Antriebssystem energieeffizient betrieben werden.

Auch NAGEL beschäftigt sich in [Nag15] mit hydraulischen Mehrverbrauchersystemen in einer hybriden Architektur. Dabei wird eine ECMS Strategie auf ein Mehrverbrauchersystem angepasst und deren Vorteile an einem Teleskoplader nachgewiesen. Die Strategie erreicht dabei ohne Erkennung und Prädiktion des Arbeitszyklus bereits eine beachtliche Kraftstoff einsparung. Eine mögliche Erweiterung der Strategie durch eine Adaption an dynamische Lastbedingungen wird im Ausblick vorgeschlagen.

Einen verwandten Ansatz wie [Nag15] schlägt auch HOFMAN in [Hof07] vor. Hierbei werden die DP, regelbasierte Strategien und die ECMS miteinander verglichen und eine Kombination aus einer regelbasierten Strategie und einer ECMS vorgestellt. Die erzielten Optimierungen sind mit einer akausalen Strategie mittels DP vergleichbar.

Durch GÖHRKE in [Goe14] wird nachgewiesen, dass gerade unter realen Fahrbedingungen regelbasierte Strategien, welche keine explizite Optimierung durchführen, der ECMS überlegen sind. Der Nachteil der suboptimalen Betriebsstrategie wird durch eine expertenbasierte Analyse der Wirkzusammenhänge kompensiert, um die Entscheidungen, gleich der ECMS, in jedem Zeitschritt lokal optimal treffen zu können.

Auch STIEGLER [Sti08] bewertet unterschiedliche Strategien und kommt zu der Schlussfolgerung, dass der für die Implementierung notwendige Aufwand für analytisch optimierende Strategien und heuristische Strategien als identisch einzustufen ist. Die Begründung liegt hierbei in der notwendigen Systemkenntnis, die bei heuristischen Verfahren zur Erstellung der Optimierungsmodellierung und bei analytischen Verfahren in die Gestaltung der analytischen Funktion, aufgewendet werden muss.

3.2.3 Lernende Strategien

Lernende Strategien verfolgen den Ansatz unbekannte Situationen zu erfassen und durch eigene Erfahrungen Verhaltensrückschlüsse zu erlangen, um

sich kontinuierlich zu verbessern und Entscheidungen zu treffen. Dabei werden sowohl evolutionäre Strategien verfolgt, bei denen die Entscheidungsfindung durch Algorithmen der Evolutionstheorie, mit dem Ziel der Vererbung positiver Erfahrungen, herbeigeführt wird, als auch Deep Learning Strategien, bei denen Entscheidungen durch Algorithmen und Methoden der künstlichen Intelligenz getroffen werden.

Nach dem Vorbild des Organic Computings wird in [Kau13] ein Ansatz für eine Steuerstrategie vorgestellt, in der eine Observer-Controller-Architektur an die speziellen Randbedingungen Mobiler Arbeitsmaschinen angepasst wird. Ziel der Architektur ist es, das aktuelle Fahrzeugverhalten eines Traktors mit konventionellem Antriebssystem zu beobachten und Optimierungsparameter zur Effizienzsteigerung aus tabellarischen Datenbanken herauszulesen. Die optimalen Ergebnisse der rechenintensiven Betriebsstrategie werden dabei simulativ mit kennfeldbasierten, quasistatischen Modellen ermittelt. Die wesentlichen Architekturbausteine, wie die Prädiktion oder das Lernen liegen dabei außerhalb des Betrachtungshorizontes einer algorithmischen Implementierung.

Auch [Jue14] stellt eine mögliche Systemstruktur vor, bei der die Arbeitsaufgabe eines Traktors zuerst erfasst wird, um anhand dieser Information das zukünftige Verhalten der Maschine zu präzisieren. Die Strategie setzt voraus, dass sich jede Arbeitsaufgabe in reproduzierbare lineare Sequenzen von Betriebszuständen zerlegen lässt. Die Wahrscheinlichkeit des nachfolgenden Zustandes wird daraufhin mit einem Hidden-Markov-Modell präzisiert. Die eigentliche Optimierung erfolgt abschließend mittels dynamischer Programmierung.

Eine Strategie mit selbstlernendem Ansatz stellt [Mau11] vor. Durch die Auswertung von Streckenattributen, welche von der Fahrzeugsensorik erfasst werden, wird eine bereits befahrene Strecke wiedererkannt. Das Lernen ist besonders vorteilhaft bei dynamischen Streckenattributen, die sich kontinuierlich verändern, wie z. B. fahrerindividuelle Informationen. Bei statischen Attributen, wie z. B. von Streckenverläufen, sind graphenbasierte Verfahren zielführender. Die Strategie setzt allerdings voraus, dass der gesamte Routeverlauf einmalig bekannt ist und mit entsprechenden Streckenattributen versehen ist.

PARK und MURPHEY stellen in [Par10] und [Mur13] eine lernende Betriebsstrategie für ein Hybridfahrzeug mit parallelem Antriebsstrang vor. Dabei kommt ein Neuronales Netz zur Anwendung, um standardisierte Fahrzeugzyklen zu erkennen und zukünftige Geschwindigkeiten eines Fahrzeugs vorherzusagen. Die Ergebnisse der Strategie sind vergleichbar mit der DP, jedoch mit dem Vorteil der Onlinefähigkeit im realen Fahrzeug.

Die zusammenfassende Schlussfolgerung der aufgezeigten Analyse unterschiedlicher Strategien erachtet die Kombination einer lernenden mit einer heuristischen Strategie als zielführend. Da ein vollständiger Zyklus eines Arbeitsprozesses a priori unbekannt ist und der Fahrereinfluss auf das Arbeitsergebnis groß ist, wird der Ansatz einer lernenden Strategie verfolgt. Diese lernende Strategie ist in der Lage unbekannte Situationen zu erfassen und den Fahrer bei der Bewältigung seiner zahlreichen Aufgaben zu unterstützen. Allerdings kann das Ergebnis einer lernenden Strategie vom Fahrer durchaus anders interpretiert werden, da die Strategie ein eigenes Verbesserungsverständnis des Arbeitsprozesses aufweist. Es ist also zielführend eine zusätzliche Schnittstelle zur Bereitstellung von Fahrerinformationen vorzusehen, um so das Wissen des Fahrers über das Systemverhalten und die Ergebnisse der lernenden Strategie auszunutzen.

Der Zusammenhang zwischen Ursache und Wirkung ist bei heuristischen Betriebsstrategien deutlich besser zu beherrschen, als bei optimierenden Strategien. Auch werden mit einem grundlegenden ganzheitlichen Systemverständnis weniger komplexe Strategien umgesetzt, was die Onlinefähigkeit durch Algorithmen und somit die echtzeitfähige Implementierung im realen Fahrzeug ermöglicht. Zudem ist die Ausgangssituation eines heuristischen Ansatzes zur Erweiterung, hin zu adaptiven und prädiktiven Strategien, aufgrund der reduzierten Ausgangskomplexität deutlich verbessert.

4 Maschinelles Lernen

Heute verfügbare Lösungen zur Verbesserung der Maschinenleistung stoßen an ihre Grenze, um die immensen Datenmengen auf Mobilien Arbeitsmaschinen in relevante Informationen aufzubereiten und den Fahrer bei der Ausführung des Arbeitsprozesses signifikant zu unterstützen. Es fehlt an einem ganzheitlichen Ansatz diese internen Maschinendaten zu verarbeiten und mit externen Informationen aus der Umgebung zu verknüpfen, um dem Fahrer bei der Optimierung der Arbeitsprozessleistung zu unterstützen. Somit wird die Entscheidung der zielführenden Parametervariationen nach wie vor auf den Fahrer übertragen und führt hier zu einer Überforderung aufgrund der vielen Informationen [Pfe15]. Ein ganzheitlicher Lösungsansatz kann durch Methoden des Maschinellen Lernens erreicht werden.

Maschinelles Lernen ist mit dem Begriff der künstlichen Intelligenz eng verbunden. Typische Aufgaben in der künstlichen Intelligenz umfassen neben der Planung, Diagnose und Steuerungen von automatisierten Systemen, auch die Mustererkennung und Vorhersage von dynamischen Ereignissen. Aus der Entwicklungsperspektive gibt es nach NILSSON folgende Gründe für die Anwendung des Maschinellen Lernens [Nil98]:

- Aufgaben können nur über Beispiele definiert werden. Der Zusammenhang zwischen Ein- und Ausgangsvariablen bleibt unbekannt. Ziel ist es, dem lernenden System durch Beispiele das korrekte Verhalten anzutrainieren.
- Zusammenhänge und Abhängigkeiten sind in großen Datenmengen nur durch Methoden des Maschinellen Lernen zu analysieren, z. B. durch Data Mining.

- Methoden des Maschinellen Lernens können eingesetzt werden, um Maschinen fortlaufend weiter zu entwickeln, da sich die Randbedingungen der Anforderungen stetig verändern.
- Das zur Verfügung stehende Wissen ist zu umfangreich um von einem Menschen erfasst zu werden, um die relevanten Kriterien zur Maschinenauslegung zu erkennen.
- Ein Redesign wird überflüssig, wenn die Maschine sich ihren Umgebungsbedingungen anpassen kann.
- Die kontinuierliche Weiterentwicklung fördert neues Wissen hervor, welches durch Maschinelles Lernen umgehend erfasst werden kann.

Die Herausforderung des Maschinellen Lernens lässt sich frei übersetzt nach MITCHEL [Mit97] definieren mit:

*„Lernen bedeutet Verbesserungen erzielen,
durch Erfahrung aus einer Aufgabe.“*

Demnach lassen sich Verbesserungen eines Systemverhaltens mittels dem Maschinellen Lernen in einer definierten Aufgabe erzielen, wenn dem System genügend Erfahrungen vorliegen. Diese allgemeingültige Definition in das Anwendungsgebiet der Mobilien Arbeitsmaschinen übertragen, bedeutet eine intelligente Managementstrategie zu implementieren, die in der Lage ist Erfahrungen über den Einsatz der Maschine zu erlernen und daraufhin geeignete Maßnahmen zur Verbesserung, durch gezielte Parameteranpassungen, umzusetzen.

Das Lernen kann dabei überwacht, mit einem funktional zusammenhängenden Erfahrungsschatz in Form von Trainingsdaten, erfolgen. Die Trainingsdaten werden auf das lernende System als Eingangswerte appliziert und deren Lernerfolg über die Ausgangswerte direkt bewertet. Es besteht folglich ein direkter funktionaler Zusammenhang. Das Lernen kann jedoch auch unüberwacht erfolgen, in dem der Erfahrungsschatz lediglich in Form eines Trainingsdatensatzes vorliegt, ohne einen funktionalen Zusammenhang. In diesem Fall wird ausschließlich die Korrelation der Eingangs- und Ausgangswerte berücksichtigt.

Die grundlegende Fähigkeit des Menschen zu lernen, um sich stetig zu verbessern, ist die Inspiration dafür das Maschinelle Lernen nach dem biologischen Vorbild des menschlichen Gehirns zu gestalten. Der wissenschaftliche Ansatz verfolgt dabei die Eigenschaften des menschlichen Nervensystems durch Deep Learning Methoden und künstliche Neuronale Netze zu approximieren und die ausgeprägte parallelisierte Verarbeitung von Informationen nachzubilden.

4.1 Aufbau von Deep Learning Netzwerken

Deep Learning Netzwerke (DL) basieren auf künstlichen Neuronale Netzen und werden als konnektionistische Modelle betrachtet. Es handelt sich also um informationsverarbeitende Systeme, welche vom menschlichen Nervensystem inspiriert sind. Ziel ist es die Funktionalität und Struktur des menschlichen Nervensystems, insbesondere des Gehirns nachzubilden. Kern des Netzes sind zusammenhängende Neuronen, welche als verarbeitende Glieder der Eingangs- zu Ausgangsgrößen verarbeiten [Sch15].

McCULLOCH und PITTS [Cul43] stellten 1943 das erste künstliche Neuronale Netz vor, als Nachbildung der Aktivitäten des biologischen Nervensystems. Das menschliche Gehirn verfügt über etwa 10^{11} Neuronen [Ber94]. Dabei kann es unterteilt werden in ein zentrales Nervensystem, das menschliche Gehirn und ein peripheres Nervensystem, welches die sensorischen und motorischen Informationen verarbeitet.

Ein Neuron ist eine Nervenzelle, welche elektrische Impulse im Millivoltbereich verarbeitet. Es besteht aus dem Nukleus, welcher vom Zellkörper, der sogenannten Soma, umgeben ist. Axone bilden vom Zellkörper aus einen Kommunikationspfad. Dieses Axon verbindet sich mit einem Dendrit und bildet eine Synapse, also einen logischen Zusammenschluss, der es erlaubt elektrische Signale auszutauschen. Dabei entsteht jedoch keine direkte Verbindung, sondern die Übermittlung der Signale erfolgt elektrochemisch durch einen Botenstoff. Die Struktur eines biologischen Neurons ist in Abbildung 4.1 dargestellt. Das festgelegte Spannungslevel eines Dendriten wird angeregt durch die Signale vom Axon. Überwindet diese Stimulation eine Aktivierungsenergie springt das Spannungslevel im zugehörigen

Dendriten kurzzeitig auf ein höheres Potenzial. Ist das gesamte Aktivierungspotenzial von mehreren Dendriten oberhalb eines Neuronen spezifischen Schwellwertes, wird das Neuron aktiviert und stimuliert in Folge dessen weitere Synapsen. Durch dieses Verhalten ist ein Neuron in der Lage die Eingangssignale beteiligter Synapsen zu beeinflussen und über ein Axon die Ausgangssignale zu stellen, um weitere Reaktionen hervorzurufen.

Folglich wird im Nervensystem eine Information übermittelt durch ihre Signalrate und ihr elektrisches Potenzial, um Informationsgrad und Priorität festzulegen. Dieses Prinzip wird durch ein künstliches Deep Learning Netzwerk nachgebildet.

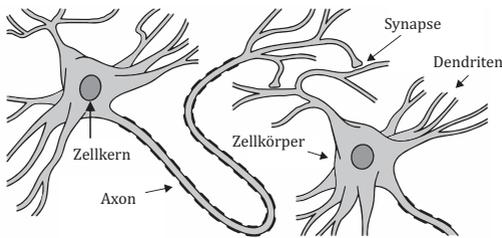


Abbildung 4.1: Biologisches Vorbild eines Deep Learning Netzwerkes [Kru11].

4.1.1 Neuronen

Die minimal funktionale Approximation eines künstlichen Deep Learning Netzwerkes ist ein künstliches Neuron. Es bildet ein logisches Schwellwertelement, auch McCulloch-Pitts-Neuron oder Perzeptron genannt, welches je nach Eingangswert einen Ausgangswert liefert, Abbildung 4.2. Mit der Anzahl der Eingangssignale x_i und den zugehörigen Gewichten w_i ergibt sich, nach [Kru11], für die Ausgabe des Neurons Gleichung 4.1.

$$o = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i \geq \theta \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.1)$$

Mit diesem einfachen Ansatz, mittels eines Neurons, können linear separierbare Funktionen gelöst werden. Für die Lösung nichtlinear-separierbarer oder nicht-linearer Funktionen werden mehrere Neuronen miteinander zu einem Netzwerk verschaltet. Folglich lassen sich komplexe Fragestellungen mit Deep Learning Netzwerken lösen, vorausgesetzt die Struktur und die Gewichtung der Eingangswerte sind ausreichend gewählt.

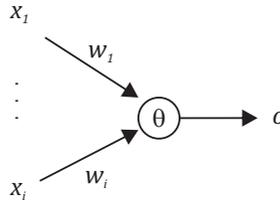


Abbildung 4.2: Neuron als logisches Schwellwertelement nach [Kru11].

4.1.2 Struktur von Deep Learning Netzwerken

Ein Deep Learning Netzwerk kann mit dem mathematischen Ansatz der Mengenlehre definiert werden und ist nach [Kru11] ein gerichteter Graph $G = (L, C)$ mit den Knoten, respektive den Neuronen, $i \in L$. Die Kanten $c \in C$ des Graphen bilden die Verbindungen von einem Knoten i zu einem weiteren Knoten j mit $c = (i, j)$. Jeder Verbindung $c = (i, j) \in C$ wird ein Gewicht w_{ij} zugeordnet. Somit können alle Elemente des Netzwerkes eindeutig beschrieben werden. Die Betrachtungsweise als gerichteter Graph erlaubt die algorithmische Implementierung in Matrixschreibweise.

Die Knoten lassen sich in drei Untermengen einteilen. Die Untermengen, als Layer bezeichnet, L_{in} und L_{out} , beschreiben die Eingangs- und Ausgangsneuronen. Die Neuronen zwischen den Eingabe- und Ausgabeschichten werden als verdeckte Schichten L_{hidden} bezeichnet.

Um ein Deep Learning Netzwerk ausbilden zu können, werden die folgenden vier Regeln auf die Knoten angewendet [Kru11]:

1. $L = L_{in} \cup L_{out} \cup L_{hidden}$
2. $L_{in} \neq \emptyset$
3. $L_{out} \neq \emptyset$
4. $L_{hidden} \not\subseteq (L_{in} \cup L_{out})$

Das bedeutet, alle Neuronen lassen sich einer Untermenge von Knoten zuordnen. Sie sind entweder Eingangs-/ Ausgangsneuronen oder verdeckte Neuronen. Die Neuronen einer Eingabe oder Ausgabe können nicht Null sein. Ein verdecktes Neuron kann die Menge Null annehmen, solange es nicht der Eingabe oder Ausgabe zugeordnet ist, d. h. ein Deep Learning Netzwerk kann nicht ohne verdeckte Neuronen erstellt werden, im Gegensatz zu einem Neuronalen Netz, welches durchaus ohne verdeckte Neuronen auskommt. Auch kann bei einem Neuronalen Netz ein Neuron sowohl Eingabe wie auch Ausgabeneuron sein. Somit bildet die einfachste Struktur eines Neuronalen Netzes folglich ein singuläres Neuron in Form eines Schwellwertelementes. Ein Deep Learning Netzwerk hingegen besteht immer aus verdeckten Schichten.

Um die Funktionsweise eines Neurons zu erläutern, definieren KRUSE in [Kru11] und BERNS in [Ber94] drei Funktionen:

1. Neuroneneingabe net , mit der Propagierungsfunktion f_{net}
2. Neuronenaktivierung act , mit der Aktivierungsfunktion f_{act}
3. Neuronenausgabe o , mit der Ausgabefunktion f_{out}

Die Abbildung 4.3 verdeutlicht den analytischen Aufbau eines künstlichen Neurons in allgemeiner Darstellung, um verschiedene Strukturen von Deep Learning Netzwerken zu erzeugen.

Die Propagierungsfunktion bildet dabei, nach Gleichung 4.2, die Summe der gewichteten Eingangsvektoren der Ausgänge der Vorgängerneuronen und gibt diese der Aktivierungsfunktion weiter.

$$f_{net}(w, x) = \sum_i w_{ij} \cdot x_i \quad (4.2)$$

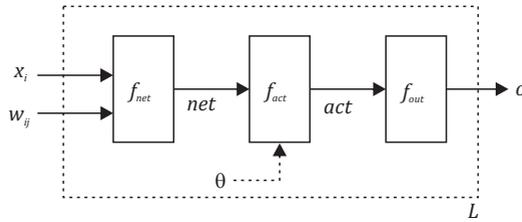


Abbildung 4.3: Allgemeine Struktur eines Neurons nach [Kru11].

Um ein Neuron zu aktivieren kommen diverse Aktivierungsfunktionen zur Anwendung, Gleichung 4.3 bis 4.6 sowie Abbildung 4.4. Es handelt sich dabei sowohl um unipolare als auch bipolare sigmoide Aktivierungsfunktionen mit einem Schwellwert, auch als Biaswert θ bezeichnet.

a. Sprungfunktion:

$$f_{act}(net, \theta) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } net \geq \theta, \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.3)$$

b. Semi-lineare Funktion:

$$f_{act}(net, \theta) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } net > \theta + \frac{1}{2}, \\ 0, & \text{wenn } net < \theta - \frac{1}{2}, \\ (net - \theta) + \frac{1}{2}, & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.4)$$

c. Sinusfunktion mit Sättigungsgrenze:

$$f_{act}(net, \theta) = \begin{cases} 1, & \text{wenn } net > \theta + \frac{\pi}{2}, \\ 0, & \text{wenn } net < \theta - \frac{\pi}{2}, \\ \frac{\sin(net - \theta) + 1}{2}, & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.5)$$

d. Tangens-Hyperbolicus:

$$f_{act}(net, \theta) = \tanh(net - \theta) = \frac{2}{1 + e^{-2(net - \theta)}} - 1 \quad (4.6)$$

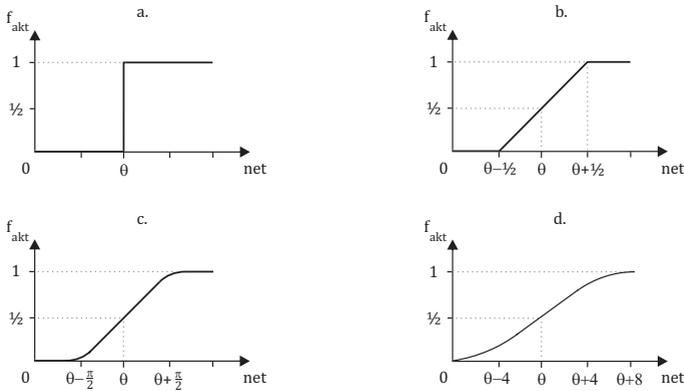


Abbildung 4.4: Unipolare sigmoide Aktivierungsfunktionen [Kru11].

Die Ausgabefunktion kann genutzt werden, um die normierten Ausgangswerte der Aktivierungsfunktion in einem definierten Bereich zu skalieren. Wird nach Gleichung 4.7 $k = 1$ angenommen, so entspricht der Ausgangswert des Neurons dem Ausgangswert der Aktivierungsfunktion.

$$f_{out} = k \cdot f_{act} \quad (4.7)$$

Die Topologie eines Deep Learning Netzwerks lässt sich charakterisieren nach HUNT durch die Richtung der Verbindungen [Hun92].

Bei sogenannten Feedforward Netzen sind die Verbindungen immer vom Ausgang des vorangegangenen Neurons auf den Eingang des folgenden Neurons gerichtet, auch durch die verdeckten Schichten des Netzwerkes. Verdeckte Neuronen besitzen nur Verbindungen innerhalb des Netzes und kommunizieren nicht mit der Umgebung.

Werden hingegen Rückkopplungen einzelner Neuronen oder rückwärtsgerichtete Verbindungen eingesetzt, so werden diese Netze als Recurrent Netzwerke bezeichnet.

Zu weiteren Netzwerktypen, wie z. B. den Radial Basis Funktion Netzwerken, Hopfieldnetzen oder Kohonen Maps, je nach verwendeter Aktivierungsfunktion und Netzwerkstruktur, sei auf die Literaturquellen [Ber94], [Roj96], [Kru11] verwiesen.

Im Folgenden wird der Deep Learning (DL) Netzwerktyp eines Multilayer-Perceptron Netzwerk (MLP) verwendet. Es handelt sich hierbei um ein Feedforward Netzwerk mit mehreren verdeckten Schichten.

Die Propagierungsfunktion entspricht der Gleichung 4.2 und summiert die gewichteten Eingangswerte. Die Ausgangsfunktion entspricht Gleichung 4.7 und kann bei Bedarf genutzt werden, um die Ausgangswerte zu skalieren. Die Aktivierungsfunktion ist eine der zuvor aufgeführten sigmoiden Funktionen. Um die Netzwerke verallgemeinern zu können, wird die sprunghafte Aktivierungsfunktion, als hart schaltende Schwellwertfunktion, ersetzt durch Funktionen die eine stetige Aktivierung des Neurons über differenzierbare Funktionen ermöglichen.

DL MLP Netzwerke werden unter anderem in der Mustererkennung und der Zeitreihenvorhersage eingesetzt, weshalb sie für die Anwendung in einer intelligenten Managementstrategie besonders geeignet sind.

Die Fragestellung des Lernens in Deep Learning Netzwerken mit mehreren verdeckten Schichten wird im folgenden Abschnitt behandelt.

4.2 Deep Learning in Neuronalen Netzen

Deep Learning Netzwerke lassen sich durch Anpassung der Gewichte w_i der Verbindungen zwischen den Neuronen und der Biaswerte θ eines Neurons trainieren, um beliebige Eingangswerte in einen funktionalen Zusammenhang mit den Ausgangswerten zu bringen. Dabei können sowohl Verbindungen aufgelöst werden als auch neue Verbindungen entstehen. Auch können Neuronen, durch Setzen des Biaswertes zu Null, entfernt werden oder Neuronen wieder hinzugefügt werden.

Dieser Vorgang, bei dem das Neuronale Netz mit Eingangswerten trainiert wird und die Parameter selbstständig anpasst, wird allgemein als Lernen bezeichnet. Das Lernen in Netzwerken mit verdeckten Schichten wird als Deep Learning bezeichnet.

Die Gewichte und Biaswerte lassen sich nach unterschiedlichen Regeln, je nach Topologie des Netzwerkes, durch Algorithmen modifizieren. Die Biaswerte werden durch Ausgliederung mit zusätzlichem Eingabewert dem Neuron zugewiesen und wie Gewichte angepasst.

Handelt es sich um einschichtige Neuronale Netze mit einer linearen Aktivierungsfunktion, wird zum Trainieren das Widrow-Hoff-Verfahren nach Gl. 4.8, auch als Delta-Regel bezeichnet, angewendet. Es handelt sich um ein überwachtes Lernverfahren, bei dem bekannte Trainingsdaten verwendet werden. Die Gewichtsänderung Δw_{ij} erfolgt dabei proportional dem Fehler-signal δ_j , der Differenz aus Trainingsdateneingabe t_j und der erwarteten Ausgabe o_j , mit der Lernrate η als Schrittweite und dem Ausgabewert o_i multipliziert.

$$\Delta w_{ij} = \eta \cdot o_i \cdot (t_j - o_j) = \eta \cdot o_i \cdot \delta_j \quad (4.8)$$

Es ist ersichtlich, dass die Auswahl eines geeigneten Trainingsdatensatzes keineswegs trivial ist, um das Netz nicht nur auswendig lernen zu lassen, sondern etwas zu erlernen, um es in unbekanntem Situationen mit nicht bekannten Eingangswerten anwenden zu können.

Das Training kann direkt online oder als gebündeltes Training, sogenanntes Batch-Lernen, erfolgen.

Bei einem Online-Lernen werden die Gewichte des Netzes unmittelbar nach dem Durchlauf eines Trainingsdatensatzes angepasst. Hingegen werden beim Batch-Lernen die aggregierten Änderungen nach dem Durchlauf aller Trainingsdatensätze, nach einer Lern-Epoche, angewendet. Mittels der Lernrate wird die Schrittweite der Änderung der Gewichte nach jedem Lernen angepasst.

Den Fehler, den das DL Netzwerk für das Batch-Lernen macht, ergibt sich summiert über die Anzahl der Trainingsdatensätze p .

$$E = \sum_p E_p = \sum_p \frac{1}{2} \cdot (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (4.9)$$

Die Gewichtsänderungen folgen der Gleichung 4.10 mit dem inversen Fehler-signal nach Gleichung 4.11.

$$\Delta w_{ij} = \eta \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} = \eta \cdot \sum_p (t_{pj} - o_{pj}) \cdot \delta_{pj} \quad (4.10)$$

$$\delta_{pj} = \frac{-\partial E_p}{\partial o_{pj}} \cdot f'_{act}(net_{pj}) \quad (4.11)$$

Die Eingabe eines Neurons wird mit der Propagierungsfunktion berechnet.

$$f(net_{pj}) = \sum_i o_{pi} \cdot w_{ij} \quad (4.12)$$

Die Ausgabe eines Neurons folgt aus der Aktivierungsfunktion.

$$o_{pj} = f_{act}(net_{pj}) \quad (4.13)$$

Um jedoch mehrere Schichten von Neuronen in einem Netz trainieren zu können, entwickelte RUMELHARDT in [Rum86] die Backpropagation Methode. Diese basiert auf einer Erweiterung des Widrow-Hoff-Verfahrens, mit nichtlinearer differenzierbarer Aktivierungsfunktionen. Die Richtung der Modifikation eines Gewichtes wird hierbei mit der Methode des Gradientenabstiegsverfahrens realisiert. Der Gradient ist der Vektor der partiellen Ableitung der Aktivierungsfunktion in der Richtung des steilsten Anstieges. Das Inverse des Richtungsvektors mit der Lernrate multipliziert folgt in Richtung Minimum der Fehlerfunktion.

Bei differenzierbarer Aktivierungsfunktion ist auch die Fehlerfunktion differenzierbar und somit die Richtung der Gewichtsänderungen durch Bestimmung des Gradienten möglich. Folglich entsteht ein Vektorfeld an dem sich in jedem Punkt der Funktion die Richtungsableitungen bzw. der Gradient bilden lässt.

Mit der partiellen Ableitung der sigmoiden Aktivierungsfunktion gilt Gleichung 4.14, wobei von der Identitätsfunktion als Ausgabefunktion ausgegangen wird.

$$f'_{act}(net_{pj}) = o_{pj} \cdot (1 - o_{pj}) \quad (4.14)$$

Bei Deep Learning Netzwerken gilt es die zwei Fälle des Fehlersignals, der Ausgabeschicht L_{out} und der verdeckten Schicht L_{hidden} , zu unterscheiden. Handelt es sich um ein Neuron der Ausgabeschicht, gilt für das Fehlersignal Gleichung 4.15, unter Berücksichtigung der Ableitung der sigmoiden

Aktivierungsfunktion nach Gleichung 4.14. Handelt es sich hingegen um ein Neuron der verdeckten Schicht, so gilt Gleichung 4.16.

$$\delta_{pj} = o_{pj} \cdot (1 - o_{pj}) \cdot (t_{pj} - o_{pj}) \quad (4.15)$$

$$\delta_{pj} = o_{pj} \cdot (1 - o_{pj}) \cdot \sum_k \delta_{pk} \cdot w_{jk} \quad (4.16)$$

Zur Reduktion der Laufzeit während des Trainings wird die Anpassung der Gewichte erweitert um einen Momentum-Term α , der die Gewichtsänderung der letzten Schritte berücksichtigt.

$$\Delta_p w_{ij}(t+1) = \eta \cdot o_{pi} \cdot \delta_{pj} + \alpha \cdot \delta_p \cdot w_{ij}(t) \quad (4.17)$$

Das Vorgehen der Backpropagation Methode besteht aus 4 Schritten, welche so lange iterativ fortgesetzt werden, bis der Algorithmus gegen einen definierten Wert des Fehlersignals E terminiert. Diese Schritte lauten:

1. Setzen der Eingabewerte in der Eingabeschicht, der Gewichte und Biaswerte
2. Vorwärtspropagation der Eingabewerte
3. Fehlersignal berechnen
4. Fehler-Rückpropagation

Zusammenfassend ist die Backpropagation Methode für ein DL MLP Netzwerk in Abbildung 4.5 noch einmal dargestellt.

Die in der Einleitung des Kapitels kurz angesprochenen Aufgaben der Mustererkennung und Vorhersage von dynamischen Ereignissen, welche mit dem Maschinellen Lernen durch Deep Learning Netzwerke gelöst werden können, sind in den folgenden beiden Unterkapiteln analytisch näher beleuchtet, um die Grundlagen für die praktische Umsetzung zu erläutern.

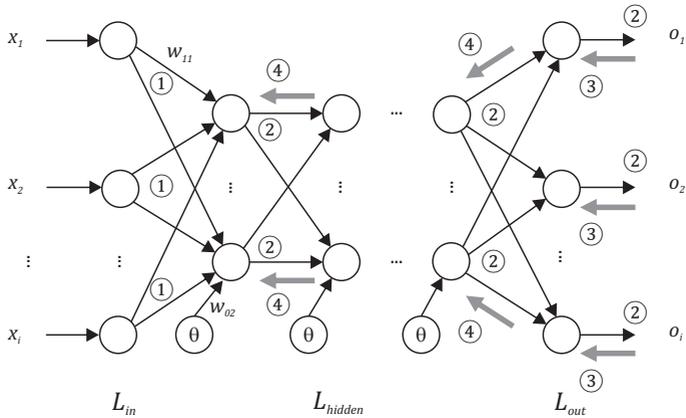


Abbildung 4.5: Iterative Schritte der Backpropagation Methode [Kru11].

4.3 Klassifizierung und Musteridentifikation

Die Klassifikation ist nach [Run10] ein überwachtes Lernverfahren aus dem Fachgebiet des Data Mining und ordnet Informationen mit einer fehlerabhängigen Wahrscheinlichkeit zuvor definierten Klassen zu. Diese probabilistischen Klassifikationen in großen Datenmengen können durch Deep Learning Netzwerke erlernt werden. Die zuvor betrachteten DL MLP Netzwerke eignen sich zur Klassifikation von Zuständen unter echtzeitfähigen Anforderungen und ermöglichen es systematisch Muster zu identifizieren. Der Vorteil von DL MLP Netzwerken liegt in deren Eigenschaft als universelle Funktionsapproximation eingesetzt zu werden, das bedeutet, dieser Netzwerktyp ist in der Lage beliebige lineare und nichtlineare Funktionen zu approximieren und Zusammenhänge zu erkennen.

Das Problem der probabilistischen Klassifikation von Zeitreihen wird mit der Funktion in Gleichung 4.18 beschrieben [Dor96].

$$f(x) : (x(t), x(t-1), \dots, x(t-i)) \rightarrow class_i \quad (4.18)$$

Die Bewertung der korrekten Klassifikation erfolgt, vergleichbar dem Lernen in Neuronalen Netzen, über eine entsprechende Fehlerfunktion E_{class}

der Gleichung 4.19, welche die prozentuale Zuordnung der Eingangswerte zu der entsprechenden Klasse beschreibt [Dor96].

$$E_{class} = 1 - \sum \delta_{class_i} \quad (4.19)$$

Die Klassifikation ist eine besondere Methode des Data Minings, bei der kontinuierliche Zustände eines Systems definierten Zuständen zugeordnet werden. Diese Abfolge von Zuständen kann anschließend zu vor definierten Mustern zugeordnet werden [Bei14]. Des Weiteren können auch Merkmale einer kontinuierlichen Zeitreihe von Systemzuständen zur Charakterisierung extrahiert werden. Dieser Ansatz wird nach DOUGHERTY in [Dou13] als Merkmalsselektion oder Feature Extraktion bezeichnet und ermöglicht es umfangreiche Zeitreihen durch zeitunabhängige Variablen zu analysieren, um verdeckte Muster zu erkennen. Der Ansatz des Data Mining ermöglicht es demzufolge Zusammenhänge zu erkennen, welche dem menschlichen Erfahrungsschatz weit überlegen sind.

4.4 Prädiktion

Bei der Prädiktion von Zeitreihen liegt der Fokus auf der Vorhersage des zukünftigen Verlaufes der Daten in Bezug auf die Zeit. Dabei werden ausschließlich Daten aus der Vergangenheit bis zur aktuellen Gegenwart genutzt. Nach DORFFNER in [Dor96] wird das Problem der Prädiktion von Zeitreihenverläufen mit einer gesuchten Funktion f beschrieben, welche mit Hilfe der Systemzustände x zu den Zeitpunkten t bis $t - i$ von der Gegenwart bis in die Vergangenheit den Zustand zum Zeitpunkt $t + d$ in der Zukunft bestimmt, Gleichung 4.20. Die Variable d gibt dabei den Zeitschritt der Prädiktion an und hat einen entscheidenden Einfluss auf die Güte der Prädiktion. Die Schätzung des optimalen Zeitschrittes erfolgt, vom jeweiligen Anwendungsfall abhängig, empirisch mit einem heuristischen Ansatz.

$$x(t + d) = f(x(t), x(t - i)) \quad (4.20)$$

Um die Vorhersagegenauigkeit zu bewerten, wird eine Fehlerfunktion nach Gleichung 4.21 genutzt, welche den Fehler über eine Anzahl von Zeitreihenabschnitten e summiert. Die Fehlerfunktion E_{pred} beschreibt die Abweichung zwischen prädiziertem und aktuellem Wert.

$$E_{pred} = \sum_{i=0}^n e(x(t), x(t-i)) \quad (4.21)$$

In den meisten Anwendungsfällen ist der genaue Fehler nicht relevant, sondern wird als Indikator für die Prädiktionsgüte genutzt.

5 Deep Intelligent Learning Managementstrategie

Im folgenden Kapitel wird die Deep Intelligent Learning Managementstrategie (DILEM) entwickelt, welche ein intelligentes Gesamtmaschinenmanagement einer Mobilten Arbeitsmaschine ermöglicht.

Die zuvor erarbeiteten Erkenntnisse zu den Verwendungen von Betriebsstrategien in Fahrzeugen und die aufgezeigten Wirkzusammenhänge in elektrischen Antriebssystemen zur Arbeitsprozessverbesserung werden dabei berücksichtigt. Es werden sowohl die Anforderungen hergeleitet, auf welche DILEM ausgelegt ist, als auch verschiedene Architekturvarianten aufgezeigt. Um die Modularität und damit die Flexibilität bei der praktischen Anwendung der Managementstrategie auf Mobilten Arbeitsmaschinen zu gewährleisten, ist die Architektur nach Abbildung 5.1 aufgebaut und wird in den einzelnen Abschnitten sukzessive hergeleitet.

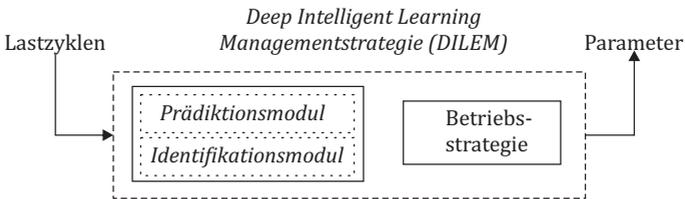


Abbildung 5.1: Deep Intelligent Learning Managementstrategie (DILEM).

Ausgangspunkt bilden dabei ein Identifikationsmodul, welches Big Data Methoden zur Identifikation nutzt, und ein Prädiktionsmodul, welches die Time-Sliding-Window Methode zur Prädiktion nutzt. In beiden Modulen werden Deep Learning Multi-Layer-Perceptron (DL MLP) Netzwerke verwendet, um die gestellten Anforderungen zu erfüllen. Komplettiert wird die Managementstrategie durch eine heuristische Betriebsstrategie, welche

notwendige Parameteranpassungen zur Arbeitsprozessverbesserung durchführt. Abschließend wird das Lernen von Arbeitsprozessen aufgezeigt.

5.1 Anforderungen an die Managementstrategie

Die Managementstrategie muss in der Lage sein, mehrere Eingangs- und Ausgangsparameter zu verarbeiten. Außerdem muss die Struktur onlinefähig sein und den Echtzeitkriterien einer Fahrzeugimplementierung genügen.

Aus der Sicht des Fahrzeugs muss die Strategie aktuelle Situationen identifizieren und klassifizieren können. Darüber hinaus ist eine zuverlässige Prädiktion erforderlich, um frühzeitig auf dynamische Anforderungen zu reagieren. Die Randbedingungen des realen Fahrbetriebs erfordern es, eine Strategie zu verwenden, welche sich selbstständig in unbekanntem Situationen zurechtfindet und zuverlässige Entscheidungen trifft.

Die definierten Anforderungen werden durch eine Modularisierung unterschiedlicher Strategiebausteine, bestehend aus Identifikationsmodul, Prädiktionsmodul und Betriebsstrategie, erfüllt. Ausgangspunkt für das intelligente Gesamtmaschinenmanagement ist eine heuristische Betriebsstrategie, welche als robuste und rechenaufwandsoptimierte Strategie implementiert werden kann.

Nach GÖRKE in [Goe14] werden durch den Ansatz der grundlegenden Analyse physikalischer Wirkzusammenhänge die Ergebnisse einer Betriebsstrategie mittels Optimierungsverfahren erreicht und unter realen Einsatzbedingungen übertroffen. Die Verfahrensweisen der Betriebsstrategie werden einzeln analysiert und die Regeln individuell, basierend auf den Ergebnissen der physikalischen Wirkzusammenhänge, aufgestellt. Der Ansatz erlaubt es des Weiteren zusätzliche Regeln abzuleiten, welche unter realen dynamischen Fahrzyklen Vorteile gegenüber lokalen Betriebsstrategien aufweisen.

Bei Ansätzen, in denen das Steuerproblem mittels Optimierungsalgorithmus ganzheitlich, unter Berücksichtigung verschiedener Randbedingungen gelöst wird, werden die Ergebnisse zur Online-Implementierung in statischen Kennfeldern abgelegt, auf welche die Betriebsstrategie zugreift.

Ziel ist es hierbei die unterschiedlichen Arbeitsprozesse und Zyklen sowohl zu identifizieren als auch zu präzisieren, unter der Randbedingung

eines realen Fahrereingriffes. Die Managementstrategie optimiert dabei den Einsatz des Range-Extender-Moduls und die Zwischenkreisspannung zur Arbeitsprozessoptimierung.

5.2 DILEM Architektur

Die gestellten Anforderungen an das intelligente Gesamtmaschinenmanagement werden erreicht durch die Anwendung von Deep Learning Netzwerken, in Kombination mit einer heuristischen Betriebsstrategie, mit der folgenden Zielsetzung:

- Identifikation von Arbeitszyklen
- Prädiktion von Lastanforderungen
- Lernen optimaler Betriebszustände

Die DILEM Architektur besteht aus drei separaten Modulen, welche die lernfähigen DL Netzwerke und eine heuristische Betriebsstrategie beinhalten. So dienen die Ergebnisse aus dem Identifikationsmodul und dem Prädiktionsmodul als Eingangsparameter der heuristischen Betriebsstrategie. Dem intelligenten Gesamtmaschinenmanagement werden eingangsseitig zeitbasierte Lastkollektive, die im laufenden Arbeitsprozess der Mobilien Arbeitsmaschine ermittelt werden, als Eingangsparameter zugeführt. Als Ergebnis werden die optimalen Betriebszustände als Parameter an die Mobile Arbeitsmaschine übermittelt.

Die Module zur Identifikation und Prädiktion sind parallel verschaltet und werden anschließend seriell an das dritte Modul mit der heuristischen Betriebsstrategie gekoppelt.

Da selektive Informationen aus den zeitbasierten Lastkollektiven verarbeitet werden, ist eine Datenvorverarbeitung der Eingangsparameter pro Modul notwendig. Außerdem gilt es zu unterscheiden, ob es sich um Lastkollektive aus dem laufenden Arbeitsprozess, auf die es gilt die Parameter der Mobilien Arbeitsmaschine zu optimieren, handelt, oder diese zum Lernen und dem funktionalen Validieren des Erlernten dienen. Die DILEM Architektur ist in Abbildung 5.2 dargestellt.

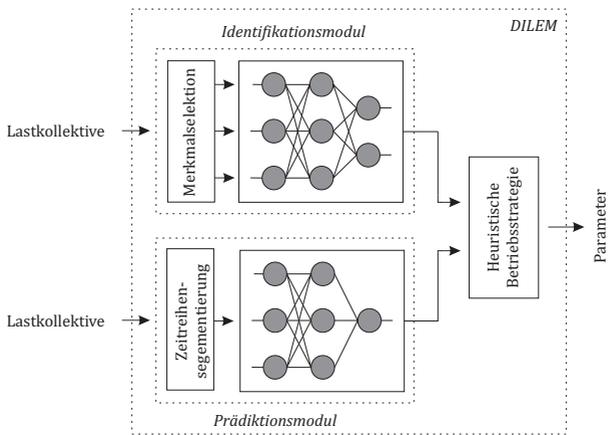


Abbildung 5.2: DILEM Architektur.

5.3 Identifikations- und Prädiktionsmodul

Das Identifikationsmodul und das Prädiktionsmodul analysieren die im Betrieb erfassten Lastkollektive von Arbeitsprozessen. So gilt es, die zur Auswertung genutzten Lastkollektive zuerst einmal zu konsolidieren und die Informationsrelevanz für den Arbeitsprozess zu definieren. Es können dabei sowohl Lastkollektive des Fahrentriebs wie auch der Arbeitsantriebe herangezogen werden. Durch den heuristischen Ansatz der Betriebsstrategie ist es außerdem gewährleistet zusätzliche Fahrzeugparameter als Informationsquelle zu nutzen. Gerade in Bezug auf die Identifikation von Arbeitsprozessen bedeutet eine höhere Informationsdichte nicht folglich eine bessere Erkennung. Entscheidend ist die Auswahl der relevanten Informationen als Eingangsparameter des Identifikationsmoduls.

Die in den beiden Modulen angewendeten Methoden zur Identifikation und Prädiktion werden aus didaktischen Gründen direkt an Messdaten von Zyklen unterschiedlicher Arbeitsprozesse aus praktischen Feldversuchen erläutert. Da der Fokus dieses Kapitels auf den Methoden liegt, wird auf die detaillierte Erläuterung der zugrunde liegenden Arbeitsprozesse und der Fahrzeugapplikation auf das siebte Kapitel verwiesen.

Die vier exemplarisch berücksichtigten Zyklen nach Abbildung 5.3 teilen sich wie folgt auf:

1. Zyklus: Winterdienst mit einer Streuvorrichtung und einer Kehrmaschine.
2. Zyklus: Transport von Schüttgut mit einem Dreiseitenkipper.
3. Zyklus: Winterdienst mit einer Kehrmaschine.
4. Zyklus: Entladen von Schüttgut in einem Y-Zyklus.

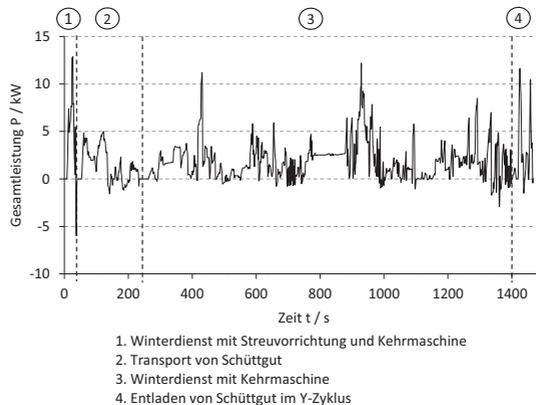


Abbildung 5.3: Leistungsanforderungen von vier Zyklen aus unterschiedlichen Arbeitsprozessen.

5.3.1 Big Data Methoden

Die Analyse von Arbeitsprozessen erfolgt im Identifikationsmodul über die Auswertung relevanter Informationen des Prozesses, welche es ermöglichen ein Lastkollektiv mit hoher Wahrscheinlichkeit zu identifizieren. Die Auswahl der Informationen und die Ermittlung von aussagekräftigen Merkmalen sind entscheidend für die Identifikationswahrscheinlichkeit und Wiedererkennung des betrachteten Arbeitsprozesses bzw. Zyklus.

Zur Selektion von Merkmalen aus umfangreichen Datensätzen eignen sich nach [Run10] ausgewählte Methoden des Data Mining. Diese werden im weiteren Verlauf einer detaillierteren Betrachtung unterzogen, um deren praktische Anwendung zur Erkennung von Arbeitsprozessen Mobiler Arbeitsmaschinen zu analysieren. Der Prozess des Data Mining ist dabei vollumfänglich in der Deep Intelligent Learning Managementstrategie umgesetzt. Die einzelnen sequenziellen Prozessschritte unterteilen sich dabei in die Vorbereitung durch eine Datensammlung mit geeigneter Datenauswahl und Merkmalsselektion. Gefolgt von einer Vorverarbeitung durch Filterung und Standardisierung der Daten. Die Datenanalyse und Interpretation der Ergebnisse schließen den Prozess ab.

Einer der Trivial-Ansätze zur Identifikation verfolgt das Ziel Arbeitsprozesse (AP) über die Auswertung der Stillstandszeiten im Zyklus, bei denen kein Leistungsbedarf von Fahr- und Arbeitsantrieben angefordert wird, zu erkennen. Das Merkmal der Stillstandszeiten eignet sich, um vollständige a priori bekannte Arbeitsprozesse und deren Zyklen zu identifizieren. Die Ergebnisse der exemplarischen Analyse der eingangs erläuterten vier Zyklen sind in Tabelle 5.1 zusammengefasst.

Tabelle 5.1: Stillstandszeiten unterschiedlicher Zyklen.

AP 1	AP 2	AP 3	AP 4
4,3%	12,3%	3,5%	6,0%

Dieser Ansatz der Identifikation eines Arbeitsprozesses über die Analyse der Stillstandszeiten zeigt seine Grenzen im praktischen Betrieb der Mobilen Arbeitsmaschine, da der vollständige Zyklus bekannt sein muss und folglich eine echtzeitfähige Anwendung nicht unterstützt wird.

Alternativ schlägt PARK in [Par09] zur Identifikation von Pkw Zyklen vor Lageparameter, Streuungsparameter und Bivariateparameter aus der Regressionsanalyse anzuwenden, um Aussagen über den aktuellen Zustand des Fahrzeugs zu erhalten. Dieser zielführende Ansatz wird in der vorliegenden Arbeit zur Identifikation von Arbeitsprozessen weiter verfolgt und in crossfunktionaler Analogie auf Mobile Arbeitsmaschinen übertragen. Da

deutlich mehr Daten zur Verfügung stehen als im Pkw, wird die bivariate Analyse auf eine multivariate Parameteranalyse erweitert, um die Zusammenhänge mehrerer Merkmale aus unterschiedlichen Datensammlungen zu nutzen.

Der Nachweis einer geeigneten Auswahl von Parametern zur Merkmalsselektion erfolgt nach WAN in [Wan15] durch die Box & Whisker Plot Methode, bei der verschiedene Merkmale von unterschiedlichen Datensätzen miteinander verglichen werden. Die Methode wird exemplarisch auf die Lastkollektive der eingangs erläuterten vier repräsentativen Arbeitsprozesse bzw. Zyklen angewendet. Die aus praktischen Feldversuchen aufgezeichneten Lastkollektive werden, der Leistung und der Geschwindigkeit des Arbeitsprozesses nach, dekomponiert. Diese dienen dann der individuellen Analyse und Auswertung der Merkmale. Zur Erstellung der Box-Whisker-Diagramme werden die jeweiligen Lageparameter Medianwert, Minimal- und Maximalwert sowie das 25 % Quantile und 75 % Quantile bestimmt.

Nach Abbildung 5.4 erfordert beispielsweise der erste Zyklus eine durchschnittliche Geschwindigkeit von etwa 6,5 km/h mit einer maximalen Geschwindigkeit von 7 km/h.

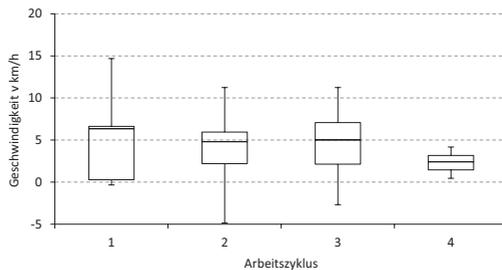


Abbildung 5.4: Box-Whisker-Diagramm der Geschwindigkeit.

Die Abbildung 5.5 zeigt das ausgewertete Box-Whisker-Diagramm der geforderten Leistungen der Arbeitsprozesse. Auch hier werden die vier Zyklen über die Lageparameter charakterisiert.

Die weiteren analytischen Auswertungen sind in Tabelle 5.2 zusammengestellt. Ein Merkmal ist zur Identifikation geeignet, wenn es eindeutig das

Lastprofil oder die Geschwindigkeit eines Arbeitsprozesses charakterisiert. So eignet sich beispielsweise der Median der Geschwindigkeit zur Unterscheidung von AP 1 und AP 4, nicht jedoch der Minimalwert, da der Informationsgehalt nahezu identisch ist.

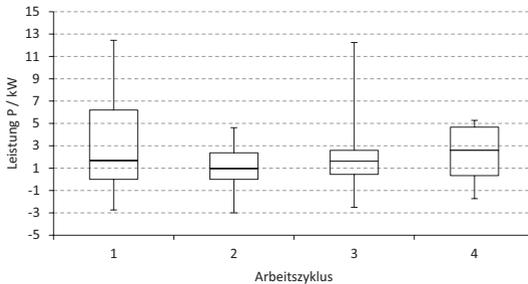


Abbildung 5.5: Box-Whisker-Diagramm der Leistung.

Neben den Lageparametern eignen sich auch Merkmale aus der deskriptiven Statistik zur Analyse der auftretenden Häufigkeiten im Lastkollektiv, wie die Standardabweichung zur Beurteilung der Streuung. Des Weiteren können bivariate und multivariate Analysen zur detaillierteren Beschreibung der Zusammenhänge mehrerer Merkmale genutzt werden. Gerade die Richtungsableitungen der einzelnen Datenpunkte liefern wesentliche Erkenntnisgewinne und erlauben es in Kombination mit ihren Lageparametern die Identifikation eines Arbeitsprozesses zu verbessern. So werden neben den Profilen der Leistung und der Geschwindigkeit, auch das Beschleunigungsprofil und die Leistungsgradienten im Verlauf des Arbeitsprozesses analysiert. Zusammenfassend sind die Merkmale nach Tabelle 5.3 zur Identifikation von Arbeitsprozessen Mobiler Arbeitsmaschinen geeignet [Poh15.1]. Angewendet werden kann diese generische Merkmalsselektion dabei auf:

- das Fahrgeschwindigkeitsprofil
- die gesamte Leistung des Fahr- und Arbeitsantriebes
- die individuelle Leistung des Fahantriebes
- die individuelle Leistung des Arbeitsantriebes

Tabelle 5.2: Merkmale unterschiedlicher Arbeitsprozesse.

v in km/h	AP 1	AP 2	AP 3	AP 4
Min.	0	0	0	0
Max.	7,1	9,4	11,6	6,0
Median	6,4	4,8	5,0	2,4
Quantile 25%	0,3	2,2	2,1	1,5
Quantile 75%	6,6	6,0	7,1	3,2
P in kW				
Min.	-6,0	-1,6	-2,9	-1,5
Max.	12,9	5,0	12,2	11,6
Median	1,7	1,0	1,6	2,6
Quantile 25%	0	0	0,5	0,3
Quantile 75%	6,2	2,4	2,6	4,7

Tabelle 5.3: Merkmale zur Identifikation von Arbeitsprozessen.

Merkmal	Formel
Mittelwert	$\bar{P} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i$
Median	$\tilde{P} = P_{\frac{n+1}{2}}$
Quantile	$P_p = \begin{cases} \frac{1}{2}(P_{np} + P_{np+1}) & np \text{ ganzzahlig} \\ P_{(\lfloor np \rfloor + 1)} & np \text{ nicht ganzzahlig} \end{cases}$
Maximum	$\max(P) = P_{\max}$
Minimum	$\min(P) = P_{\min}$
Standardabweichung	$s(P) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2}$
Gradient	$\frac{d}{dt} P = \dot{P}$
max. Gradient	$\max(\dot{P}) = \dot{P}_{\max}$
min. Gradient	$\min(\dot{P}) = \dot{P}_{\min}$

Folglich stehen deutlich mehr Informationsquellen als bei einem Pkw zur Verfügung, um den Arbeitsprozess zu identifizieren. Die Merkmalsselektion wird auf a priori bekannte Lastkollektive angewendet, ist aber grundsätzlich auch für eine Analyse dynamischer Datensammlungen geeignet. Hierzu bedarf es jedoch einer weiteren Methode, welche es ermöglicht die Merkmalsselektion unter dynamischen Fahrzuständen anzuwenden.

5.3.2 Time-Sliding-Window Methode

Zur zeitkontinuierlichen Ermittlung von Merkmalen aus dynamischen Fahrzuständen wird die Time-Sliding-Window Methode, auch als Methode des gleitenden Horizontes bezeichnet, genutzt. Die Methode erlaubt es, eine fortlaufende Merkmalsselektion bei dynamischen Arbeitsprozessen von Mobilien Arbeitsmaschinen umzusetzen.

Dazu wird nach [Mur12] ein Lastkollektiv in Segmente w unterteilt, welche die Information über den vergangenen Verlauf der Messdaten beinhaltet. Die Merkmalsselektion bezieht sich dabei nur auf die Analyse der Daten im aktuellen Segment. Um dem kontinuierlichen Zeitverlauf des Lastkollektives zu folgen, wird das Segment w in Intervallschritten s nachgezogen. Folglich bedeutet dies, dass bei einer Zeit $t = t_0 + n \cdot s$ das Segment $[t - w, t]$ zur Merkmalsselektion berücksichtigt wird.

Die beiden Parameter w und s gilt es, empirisch zu ermitteln. Aus der Literatur [Mur13] sind für Geschwindigkeitsprofile eines Pkw $w = 50 s$ und $s = 1 s$ bekannt und liefern somit einen Ausgangspunkt für die Anwendung auf Mobile Arbeitsmaschinen und deren dynamischen Lastkollektiven.

Die Time-Sliding-Window Methode wird sowohl für die Identifikation von Arbeitsprozessen in Kombination mit Big Data Methoden als auch für die Prädiktion von zukünftigen Lastanforderungen in der Deep Intelligent Learning Managementstrategie verwendet.

5.3.3 Funktionsweise der dynamischen Identifikation

Die im Betrieb der Mobilien Arbeitsmaschine kontinuierlich erfassten Lastkollektive des Arbeitsprozesses werden in zeitdiskreten Abständen abgetastet und mittels der zuvor vorgestellten Time-Sliding-Window Methode

segmentiert. Die Merkmale eines jeden Segmentes werden anschließend berechnet und dem DL Netzwerk als Eingangsparameter übergeben. Anhand der Merkmale wird mittels des Deep Learning Netzwerkes eine multivariate Parameteranalyse durchgeführt, um die Zusammenhänge der Merkmale zu erschließen und den Lastzyklus mit einer angemessenen Wahrscheinlichkeit zu identifizieren. Im nächsten Intervallschritt wird das Segment zeitkontinuierlich verschoben und die Merkmale erneut bestimmt. Dieses Vorgehen wird iterativ fortgesetzt. Die Funktionsweise der dynamischen Identifikation ist in Abbildung 5.6 graphisch dargestellt.

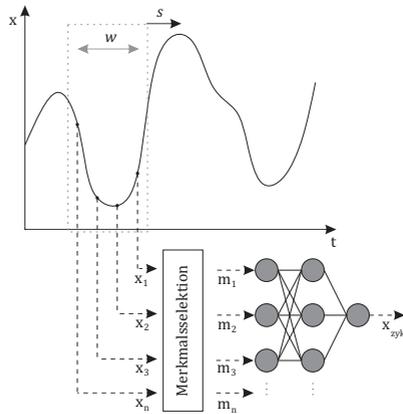


Abbildung 5.6: Funktionsweise der dynamischen Identifikation.

5.3.4 Funktionsweise der Prädiktion

Die Prädiktion zukünftiger Lastanforderungen aus dem Arbeitsprozess entspricht den grundlegenden Ansätzen der Funktionsweise der Identifikation und folgt dem Prinzip der Zeitreihenvorhersagen. Die Eingangswerte werden durch eine individuelle Zeitreihendekomposition der zur Verfügung stehenden Lastkollektive von Fahr- und Arbeitsantrieben gewonnen und mit der Time-Sliding-Window Methode segmentiert. Anstelle der Merkmalsselektion werden die abgetasteten Werte der Zeitreihe direkt an das Deep Learning Netzwerk übergeben. Das Ergebnis aus der Berechnung ist

der prädizierte Wert des folgenden Intervallschrittes. Auch dieses Vorgehen wird iterativ bis zum Ende der Zeitreihe fortgesetzt. Die Funktionsweise der Prädiktion ist in Abbildung 5.7 graphisch dargestellt.

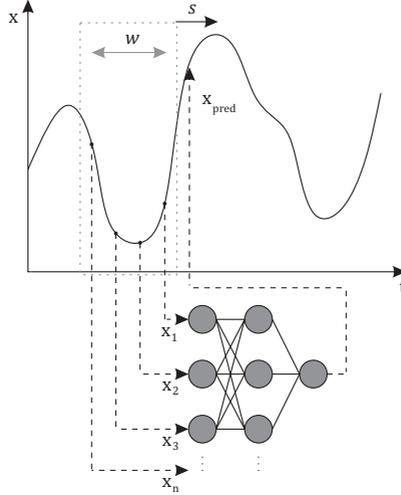


Abbildung 5.7: Funktionsweise der Prädiktion.

Wird nur der nachfolgende Intervallschritt prädiziert, so handelt es sich um eine Prädiktionsstrategie nach dem Einschrittverfahren. Nach Abbildung 5.8 verfügt das Deep Learning Netzwerk über mehrere Eingangsneuronen mit lediglich einem Neuron in der Ausgabeschicht. Die Anzahl der Neuronen in der Eingabeschicht entspricht der Anzahl der diskret abgetasteten Zeitreihenwerte aus dem Segment w .

Um weitere zukünftige Parameter der Zeitreihe zu prädizieren, wird die Anzahl der Neuronen der Ausgabeschicht entsprechend erweitert. So können beliebige Zeitschritte $t_{pred} = t + n \cdot s$ mit der Anzahl n der Neuronen der Ausgabeschicht vorhergesagt werden.

Schlussfolgernd zusammengefasst wird beim Einschrittverfahren lediglich der zeitlich direkt folgende Intervallschritt prädiziert, wo hingegen beim Mehrschrittverfahren beliebige Intervallschritte prädiziert werden.

Die Ausgabewerte des Deep Learning Netzwerkes des Prädiktionsmoduls werden an die heuristische Betriebsstrategie zur Optimierung des Arbeitsprozesses übergeben.

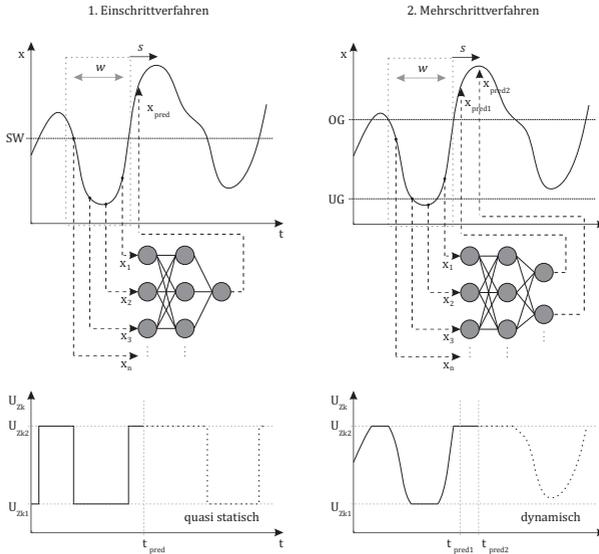


Abbildung 5.8: Prädiktion mit dem Einschritt- und Mehrschrittverfahren.

5.4 Heuristische Betriebsstrategie

Die heuristische Betriebsstrategie verarbeitet die gewonnenen Erkenntnisse und Informationen aus dem Identifikations- und Prädiktionsmodul, um den Betriebszustand der Mobilien Arbeitsmaschine zu optimieren. Ziel ist es den Parameter der Zwischenkreisspannung anzupassen, um den Arbeitsprozess zu verbessern. Dabei kommen zwei grundlegende Ansätze zur Anwendung, welche gleichzeitig die Vorteile des gewählten heuristischen Ansatzes darlegen.

Der Betriebszustand kann entweder quasi-statisch durch eine konstante Schwellwertbetrachtung geändert werden oder kontinuierlich durch eine dynamische Zustandsänderung.

Eine quasi-statische Zustandsänderung der Zwischenkreisspannung folgt der Funktion nach Gleichung 5.1. Die Zwischenkreisspannung ist als Funktion des Ladezustands der Hochvoltbatterie, des identifizierten Arbeitsprozesses und des prädizierten Verlaufes dargestellt. Sobald das Funktionsergebnis einen definierten Schwellwert über- oder unterschreitet wird die Zwischenkreisspannung statisch angepasst. Durch den Ladezustand der Hochvoltbatterie ist die Betriebsart des REX-Moduls implizit berücksichtigt und wird nicht als expliziter Funktionsparameter aufgeführt.

$$f_{U_{Zk}}(t) = \begin{cases} U_{Zk1}, & \text{wenn } f(\text{SoC}, \text{out}_{ID}, \text{out}_{pred}) > \text{Schwellwert}, \\ U_{Zk2}, & \text{wenn } f(\text{SoC}, \text{out}_{ID}, \text{out}_{pred}) < \text{Schwellwert} \end{cases} \quad (5.1)$$

Eine dynamische Zustandsänderung der Zwischenkreisspannung folgt der Funktion nach Gleichung 5.2. Die Zwischenkreisspannung wird als dynamischer Funktionsparameter k in Abhängigkeit vom Ladezustand, dem identifizierten Arbeitsprozess und dem prädizierten Verlauf ausgeführt. Die Zwischenkreisspannung folgt direkt den Ergebnissen des Identifikations- und Prädiktionsmoduls ohne statische Schwellwertgrenzen.

$$f_{U_{Zk}}(t) = k \cdot U_{Zk} \quad (5.2)$$

Die heuristische Betriebsstrategie ist in der Lage die Zustandsänderung zur Arbeitsprozessoptimierung durch unterschiedliche Architekturvarianten des Deep Intelligent Learning Managements herbeiführen, je nach Informationsfluss und Verschaltung des Identifikations- und Prädiktionsmoduls.

5.5 DILEM Architekturvarianten

Das Deep Intelligent Learning Management verfügt über eine modulare Architektur, welche es ermöglicht den Informationsfluss beliebig zu verschalten und so den Erkenntnisgewinn zu strukturieren.

Bei der ersten Architekturvariante handelt es sich um eine parallele Architektur nach Abbildung 5.9 mit zwei getrennten Informationsflüssen. Die heuristische Betriebsstrategie erhält als synchronisierte Eingangsparameter die Ergebnisse des identifizierten Arbeitsprozesses und den prädierten Wert der Lastanforderung des Arbeitsprozesses. Der Ausgangswert ist der veränderte Parameter der Zwischenkreisspannung. Die heuristische Betriebsstrategie ist somit in der Lage den Betriebszustand des elektrischen Antriebssystems der Mobilen Arbeitsmaschine an den Arbeitsprozess anzupassen, in dem sowohl zurückliegende Informationen aus dem Lastkollektiv genutzt werden als auch zukünftige Ereignisse, wie z. B. dynamische Lastsprünge, berücksichtigt werden. In den folgenden Kapiteln wird diese parallele DILEM Architektur verwendet.

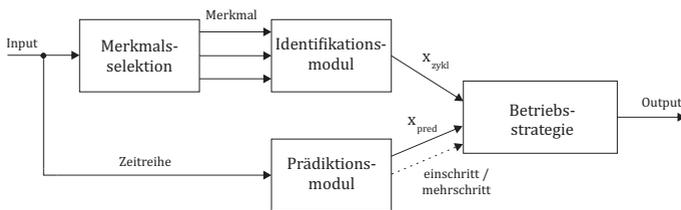


Abbildung 5.9: Parallele DILEM Architektur.

Eine alternative Variante ist die serielle DILEM Architektur nach Abbildung 5.10. Hierbei werden die Ergebnisse des Prädiktionsmoduls bereits zur Merkmalsselektion verwendet und dem Identifikationsmodul zur Verfügung gestellt. Die Auswertung der Merkmale erfolgt über die erfassten und prädierten Daten, d. h. die Segmentierung beinhaltet bereits Wahrscheinlichkeiten eines prädierten Verlaufes der Lastanforderungen im Arbeitsprozess. Demzufolge ist auch die Identifikation des Arbeitsprozesses durch zusätzliche Wahrscheinlichkeiten beeinflusst, die das Erlernen eines eindeutigen Arbeitsprozesses erschweren.

Denkbar wären demnach beide vorgestellten Architekturvarianten, um die Deep Intelligent Learning Managementstrategie auf Mobile Arbeitsmaschinen anzuwenden. Auf die Funktionsweise des Lernens von Arbeitsprozessen wird im abschließenden Teil des Kapitels eingegangen.

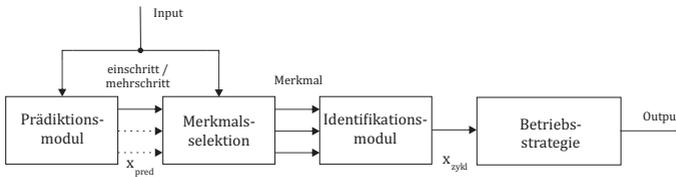


Abbildung 5.10: Serielle DILEM Architektur.

5.6 Lernen von Arbeitsprozessen

Die DILEM Strategie ist in der Lage unbekannte Arbeitsprozesse zu erlernen und so die Betriebszustände des elektrischen Antriebssystems der Mobilien Arbeitsmaschine, über die Zwischenkreisspannung als einstellbaren Parameter, anzupassen.

Der Arbeitsprozess, mit den zugrunde liegenden Lastkollektiven, wird zum Zwecke des Lernens in Trainingsdaten und Testdaten gegliedert. Die beiden Datensätze bilden den kompletten Zyklus des Arbeitsprozesses nicht vollständig ab, beinhalten jedoch signifikante Prozessanteile. Auch empfiehlt es sich die Testdaten strikt von den Trainingsdaten zu trennen, um einen Lernerfolg sicherzustellen und ein Auswendiglernen der Deep Learning Netzwerke zu verhindern. Mit den Trainingsdaten werden die Netzwerke mittels überwachtem Lernen trainiert. Um den Lernerfolg zu überprüfen, werden anschließend die Testdaten genutzt. Ist die Übereinstimmung der Ergebnisse aus beiden Datensätzen ausreichend, wird das intelligente Gesamtmaschinenmanagement mit dem erlernten Arbeitsprozess freigegeben.

Da der gewählte heuristische Ansatz der Betriebsstrategie kombiniert mit den DL MLP Netzwerken echtzeitfähig ist, kann das Lernen im laufenden Betrieb der Mobilien Arbeitsmaschine erfolgen. Anhand der erlernten Fähigkeiten sind die Netzwerke sowohl in der Lage eine Arbeitsaufgabe zu identifizieren als auch den Zyklus des Arbeitsprozesses zu präzisieren. Wesentlicher Bestandteil ist jedoch die Datenvorverarbeitung bei der die Merkmalsselektion für die Identifikation und die Zeitreihendekomposition stattfindet. Das Prinzip des Lernens von Arbeitsprozessen ist zusammenfassend in Abbildung 5.11 dargestellt.

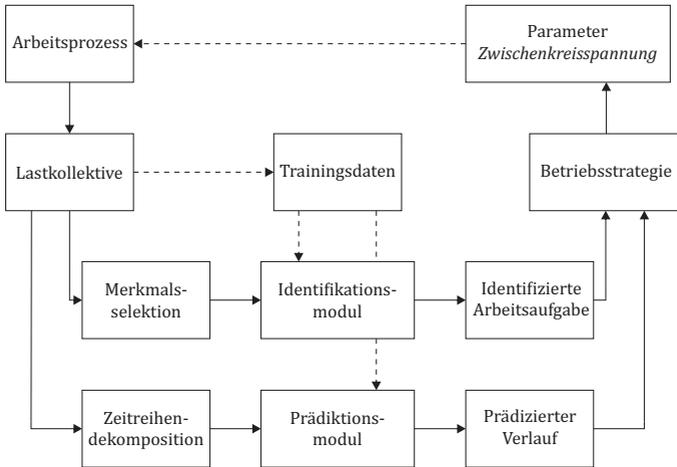


Abbildung 5.11: Prinzip des Lernens von Arbeitsprozessen.

6 Entwicklungsmethode

Durch die unterschiedlichen Einsatzszenarien Mobiler Arbeitsmaschinen ist die Ableitung von festgelegten Heuristiken aus standardisierten Lastzyklen nur bedingt zielführend. Die zahlreichen Anbaugeräte und teilweise komplexen Arbeitsprozesse stellen hohe Anforderungen an den Fahrer, sodass der Einfluss einer Fahrerinteraktion und die Umgebungseinflüsse der unterschiedlichen Arbeitsprozesse berücksichtigt werden müssen. Folglich ist die Validierung des intelligenten Gesamtmaschinenmanagements durch ausgewählte standardisierte Lastzyklen nur bedingt geeignet. Vielmehr wird ein Ansatz benötigt, der die Validierung durch virtuelle Fahrversuche erlaubt. Hierzu ist jedoch die Entwicklung einer neuen Methode für Mobile Arbeitsmaschinen notwendig.

Ziel des Kapitels ist, diese Anforderungen zur Validierung intelligenter Managementstrategien methodisch zu erfassen. Die entwickelte Methode eignet sich reale Hardwarekomponenten, Teilsysteme und gesamte Versuchsträger einzubinden und bei Bedarf mit umfangreichen Restfahrzeugmodellen zu vervollständigen.

Durch den realen Fahrereingriff in einer virtuellen Arbeitsumgebung sind sowohl manöverbasierte als auch ereignisbasierte Tests zur Validierung möglich. So können durch simulierte Umwelteinflüsse unvorhergesehene Ereignisse appliziert werden, wie auch wechselnde Arbeitsaufgaben innerhalb eines Arbeitsprozesses durch Manövereingriffe. Der Fahrversuch mit einem realen Fahrer erlaubt es, darüber hinaus direkt Reaktionen in virtuellen Arbeitsszenarien zu erfassen und zu bewerten.

Als Ausgangspunkt der Methodenentwicklung wird die Simulationsplattform IPG CarMaker bzw. TruckMaker für die Nutzfahrzeugentwicklung festgelegt [Sch08]. Vergleichbare Ansätze zur Gesamtsystembetrachtung

eines Fahrzeugs, allerdings auf einem Rollenprüfstand, finden sich am Beispiel eines Radladers in [Sch12] und eines E-Busses in [Ber15].

6.1 MOBiL-Methode

Der Ansatz der MOBiL-Methode basiert auf dem XiL-Framework aus der Pkw-Entwicklung von DÜSER und ALBERS [Due10]. Um diese Methode jedoch auf Mobile Arbeitsmaschinen applizieren zu können, sind zusätzliche Erweiterungen notwendig [Poh16]. Da Mobile Arbeitsmaschinen über einen Fahrtrieb und einen Arbeitsantrieb verfügen, ist es notwendig, im Fahrzeugmodell einen zweiten Antriebsstrang für die Arbeitsfunktionen zu integrieren. Außerdem muss das Umgebungsmodell eine Interaktion mit dem Arbeitsantrieb ermöglichen. Es ist außerdem notwendig, neben der Fahrumgebung auch eine Arbeitsumgebung zu implementieren. Darüber hinaus bedarf es einer Erweiterung des Fahrermodells, um den Arbeitsprozess abbilden zu können.

Die MOBiL-Methode gliedert sich in vier Schritte und lässt sich als generische Methode für Mobile Arbeitsmaschinen anwenden.

1. Arbeitsprozess definieren

Ziel: Arbeitsaufgabe festlegen und ableiten des Versuchsträgers mit der notwendigen Arbeitsausrüstung.

Vorgehen: Arbeitsaufgabe analysieren und Prozessschritte ermitteln.

Ergebnis: Versuchsträger auswählen.

2. Messdaten des Arbeitsprozesses aufnehmen

Ziel: Umgebungseinflüsse ermitteln.

Vorgehen: Streckenkoordinaten, Distanz und Geschwindigkeit aufzeichnen, Lastprofile erzeugen, elektrische Größen aufzeichnen. Dynamik des Arbeitsprozesses analysieren.

Ergebnis: Charakteristische Merkmale des Prozesses identifizieren.

3. Versuchsträger vermessen

Ziel: Arbeitsantriebe und Fahrtriebe des Versuchsträgers vermessen, Leistungsflüsse im Antriebssystem auf Basis der erzeugten Messdaten des Arbeitsprozesses analysieren.

Vorgehen: Fahrzeugverhalten durch Fahrzustandsdiagramm ermitteln. Virtuelles Fahrzeugmodell verifizieren. Anschließend Fahrzeugmodell im virtuellen Fahrversuch validieren, durch den Nachweis der Erledigung des Arbeitsprozesses. Abschließend Messgrößen zur Identifikation der charakteristischen Merkmale des Arbeitsprozesses festlegen.

Ergebnis: Fahrzeugmodell verifizieren und validieren.

4. MOBiL-Prüfumgebung generieren

Ziel: Virtuelle Umgebung für Arbeitsszenarien erstellen.

Vorgehen: Fahrtrieb und Fahrumgebung zur Abbildung der Fahrfunktion implementieren. Arbeitsantriebe und Arbeitsumgebung zur Abbildung der Arbeitsfunktion implementieren. Fahrermodell erstellen, um auf Fahr- und Arbeitsfunktionen zugreifen zu können. Betriebsstrategie mittels Software-in-the-Loop integrieren. Systemprüfstand und Versuchsträger messtechnisch mittels Hardware-in-the-Loop einbinden.

Ergebnis: Virtuelle Fahrversuche für Arbeitsszenarien mit intelligentem Gesamtmaschinenmanagement durchführen.

6.2 MOBiL-Prüfumgebung

Die Prüfumgebung zur Durchführung von Arbeitsaufgaben im virtuellen Fahrversuch, gliedert sich in die zwei wesentlichen Aspekte einer Implementierung der virtuellen Arbeitsumgebung und der Einbindung von Hardwarekomponenten auf einem Systemprüfstand. Die virtuelle Arbeitsumgebung interagiert mit dem Systemprüfstand durch Vorgabe der Sollwerte für die Fahr- und Arbeitsbelastungen und der Rückgabe entsprechender Messgrößen. Die Komponenten des Antriebssystems des Versuchsträgers werden

mittels Systemprüfstand eingebunden. Die unterschiedlichen Fahr- und Arbeitsbelastungen aus der virtuellen Arbeitsumgebung werden durch die Belastungsmaschinen des Prüfstandes aufgeprägt und messtechnisch erfasst. Hierzu ist der Systemprüfstand mit umfangreicher Messtechnik ausgestattet, um die mechanischen und elektrischen Größen des Antriebssystems unter Echtzeitbedingungen zu erfassen. Es werden sowohl die Drehzahlen und Drehmomente als auch die Strangströme und -spannungen der elektrischen Maschinen, die Zwischenkreisströme und -spannungen und die Batterieströme und -spannungen aufgezeichnet.

Um die Interaktion mit dem Fahrer zu gewährleisten, wird ein entsprechendes Fahrermodell, als Schnittstelle für reale Eingabeparameter, zur Durchführung der Arbeitsprozesse implementiert, Abbildung 6.1.

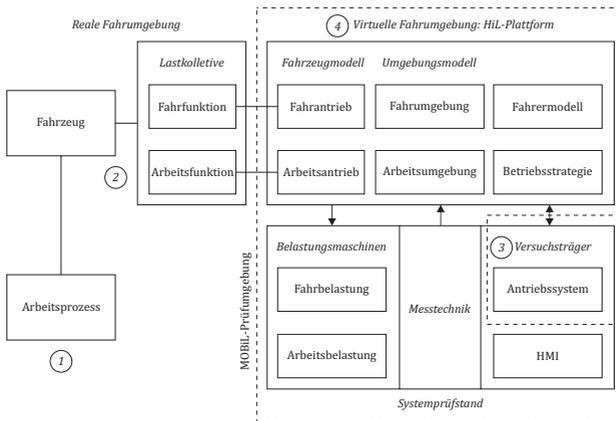


Abbildung 6.1: Die MOBiL-Methode [Poh16].

Die MOBiL-Methode wird im folgenden Kapitel zur Validierung des vorgestellten intelligenten Gesamtmaschinenmanagements DILEM angewendet, um die Leistungs- und Lernfähigkeit, unter Echtzeitbedingungen, in Arbeitsszenarien mit realem Fahrereingriff nachzuweisen.

7 Systemapplikation

Um das im fünften Kapitel vorgestellte intelligente Gesamtmaschinenmanagement experimentell zu evaluieren und deren Leistungsfähigkeit nachzuweisen, wird in diesem Kapitel die MOBIL-Methode aus dem sechsten Kapitel auf einen Versuchsträger mit Anbaugeräten für unterschiedliche Arbeitsprozesse angewendet.

Es wird im folgenden Kapitel sowohl auf den Versuchsträger und die notwendigen Simulationsmodelle als auch auf die Messergebnisse des realen Fahrzeugs eingegangen.

7.1 Versuchsträger

Als Versuchsträger wird ein universelles Geräteträgerfahrzeug mit bis zu drei Anbauräumen verwendet. Das Fahrzeug kann als Systemfahrzeug für verschiedene Arbeitsprozesse mit Anbaugeräten für Front-, Heck- und Trägerraufbauten ausgestattet werden. Typischerweise sind diese Fahrzeuge in kommunalen Betrieben, dem Garten- und Landschaftsbau, in der Land- und Bauwirtschaft oder dem privaten Einsatz zu finden. Je nach Einsatzfall und Arbeitsprozess stehen dem Anwender zahlreiche Anbaugeräte zur Verfügung, z. B. Mähwerke, Schneefräsen und Anhänger.

Die betrachtete Fahrzeugkonfiguration ist nach Abbildung 7.1 ausgestattet mit einem Dreiseitenkipper als Trägerraufbau und einer Kehreinrichtung als Frontanbaugerät. Die Parameter des Versuchsträgers sind im Anhang A.1 zusammengefasst.

Die grundlegende Antriebstopologie folgt dem Systemaufbau aus Kapitel drei, mit Fahrtrieb und Arbeitsantrieb sowie den entsprechenden mechanischen Schnittstellen für die Anbaugeräte.

Zur Messdatenerfassung und Analyse der Arbeitsprozesse ist das Fahrzeug mit umfassender Messtechnik ausgestattet. Neben der Aufzeichnung von Streckendaten und Geschwindigkeiten mittels GPS, werden die elektrischen Größen zur Leistungsanalyse im Antriebssystem erfasst.



Abbildung 7.1: Versuchsträger in der virtuellen Arbeitsumgebung.

7.2 Messfahrten

Zur Evaluierung von Arbeitsszenarien, basierend auf praktischen Arbeitseinsätzen des Fahrzeugs, werden Feldversuche durchgeführt. Der Versuchsträger ist hierzu mit entsprechender Messtechnik zur Erfassung von Geschwindigkeit und den Leistungsflüssen im Antriebssystem ausgerüstet. Die aus dem Praxiseinsatz des Fahrzeugs gesammelten Daten erlauben es, realitätsnahe Szenarien in den virtuellen Fahrversuchen umzusetzen.

Die Messergebnisse aus Abbildung 7.2 zeigen den Streckenverlauf eines Arbeitsprozesses mit einer Kehrmaschine als Frontanbaugerät. Die aufgezeichneten Positionskordinaten können direkt in die virtuelle Arbeitsumgebung der MOBIL-Methode übertragen werden, um den Arbeitsprozess mit streckenbezogenen Details abbilden zu können.

Das dem Arbeitsprozess zugrunde liegende Geschwindigkeitsprofil ist in Abbildung 7.3 dargestellt. Die ausgewerteten Daten sind über den direkten Streckenbezug aufbereitet und zeigen den Geschwindigkeitsverlauf für den Arbeitsprozess.

Nachdem der Arbeitsprozess durch Feldversuche erfasst ist, wird der Versuchsträger vermessen, um Aussagen zur Fahrzeugcharakteristik und den Leistungsflüssen im Fahr- und Arbeitsantrieb treffen zu können.

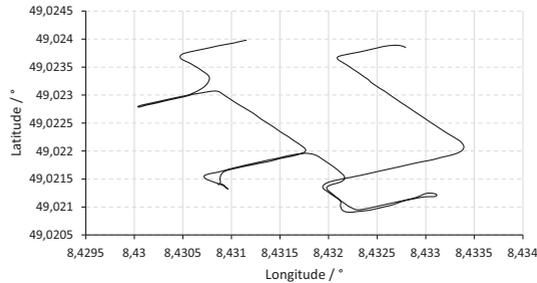


Abbildung 7.2: GPS-Koordinaten des Arbeitsprozesses mit Kehrmaschine als Frontanbaugerät.

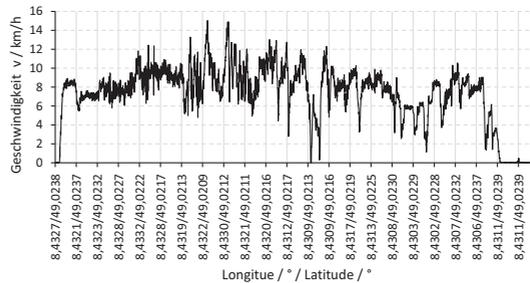


Abbildung 7.3: Geschwindigkeitsprofil des Arbeitsprozesses mit Kehrmaschine als Frontanbaugerät.

7.3 Messungen am Prüfstand

Zur Verifikation des Fahrzeugmodells in der virtuellen Arbeitsumgebung sind entsprechende Messungen am Prüfstand notwendig, um das Fahrstandsdiagramm und die Wirkungsgrade im Antriebssystem zu ermitteln.

Abbildung 7.4 zeigt das Antriebsmoment des Fahrtriebs, über die Geschwindigkeit aufgetragen, und liefert Aussagen zur maximalen Antriebskraft des Versuchsträgers bei einer idealen Kraftübertragung auf den Boden. Neben dem resultierenden Drehmoment aus dem Rad-Boden-Kontakt sind die maximalen Ströme in den Komponenten des elektrischen Antriebssystems von Bedeutung, um die Grenzlastkennlinie und Wirkungsgrade zu ermitteln.

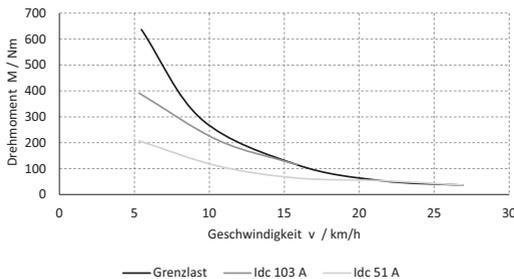


Abbildung 7.4: Fahrzustandsdiagramm des Versuchsträgers.

Der Wirkungsgrad im Fahrtrieb, von der Hochvoltbatterie über die elektrischen Komponenten und das Hinterachsdifferenzial bis zur Radnabe, ist in Abbildung 7.5 als zweidimensionales Kennfeld über den gesamten Geschwindigkeitsbereich des Versuchsträgers aufgezeigt.

Das Kennfeld ist bei maximalem Drehmoment der elektrischen Maschine auf der Grenzlastkennlinie bei maximalem Strom der jeweiligen Geschwindigkeit aufgetragen. Der Wechselrichter weist durchgehend einen hohen Wirkungsgrad von über 95 % auf. Der kombinierte Wirkungsgrad der weiteren Komponenten im Fahrtrieb liegt mit 70 % bei einer Geschwindigkeit von 22 km/h deutlich darunter.

Das Wirkungsgradkennfeld des Antriebssystems über den vollständigen Geschwindigkeits- und Drehmomentenbereich des Versuchsträgers ist in Abbildung 7.6 dargestellt. Das Kennfeld weist, für das Antriebssystem im Geschwindigkeitsbereich von 12 km/h bis 15,5 km/h und einem Drehmomentbereich von 60 Nm bis 85 Nm, einen Wirkungsgrad von 80 % aus.

Zusammenfassend lassen die Ergebnisse aus den Messungen am Prüfstand den Schluss zu, dass der Versuchsträger vornehmlich leichte bis mittelschwere Arbeitsprozesse durchführt. Die Betriebspunkte liegen demnach bei mittleren Geschwindigkeiten und Drehmomenten, was durch die Auswertung der Wirkungsgrade unterstützt wird. Diese weisen hier ein Wirkungsgradmaximum des elektrischen Antriebssystems auf.

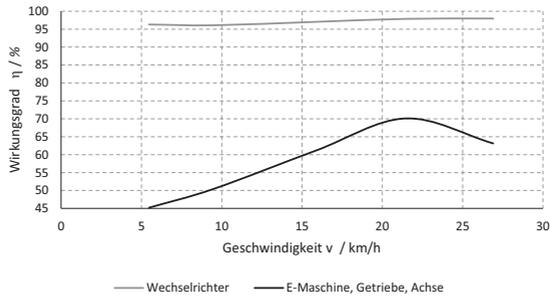


Abbildung 7.5: Wirkungsgradkennlinien des Antriebssystems auf der Grenzlastkennlinie bei maximalem Strom.

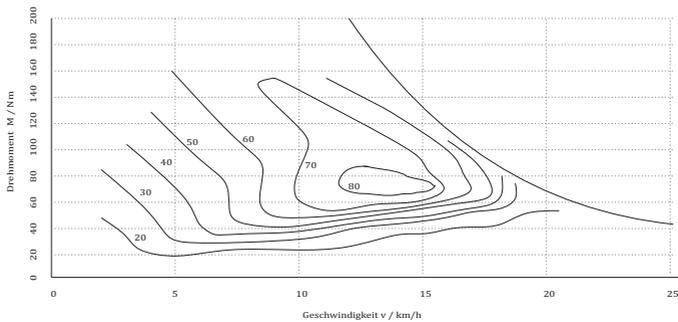


Abbildung 7.6: Wirkungsgradkennfeld des Antriebssystems.

7.4 Adaption der MOBIL-Prüfumgebung an den Versuchsträger

Die beiden wesentlichen Aspekte zur Durchführung von virtuellen Fahrversuchen liegen in der Implementierung der virtuellen Arbeitsumgebung und der Einbindung realer Hardwarekomponenten des Antriebssystems auf dem Systemprüfstand.

Der Fahrtrieb des Versuchsträgers ist als Hardware-in-the-Loop Konfiguration in der realen Welt inklusive Hochvoltbatterie und Range-Extender-Modul eingebunden. Der Arbeitsantrieb ist als Model-in-the-Loop in der virtuellen Welt implementiert. Der Fahrereingriff ermöglicht es die Sollwerte der Fahr- und Arbeitsfunktion sowie des entsprechenden Lenkwinkels vorzugeben.

Das Umgebungsmodell des virtuellen Arbeitsszenarios liefert die entsprechenden Lastmomente auf die Fahr- und Arbeitsantriebe des virtuellen Versuchsträgers. Das Modell des Antriebssystems prägt die Fahrmomente und Lastmomente auf den realen Fahrtrieb und die Belastungsmaschine des Systemprüfstands. Die Verbindung zwischen realer und virtueller Welt entsteht durch die Rückkoppelung der Drehzahl. Die eingesetzte Messtechnik ermittelt die mechanischen und elektrischen Größen des realen Antriebssystems und übermittelt diese dem virtuellen Versuchsträger. Das intelligente Gesamtmaschinenmanagement interagiert mit dem Modell des Antriebssystems und tauscht die Messwerte der Ladespannung, der Drehzahl des Range-Extender-Moduls und der Zwischenkreisspannung aus.

Die an den Versuchsträger adaptierte MOBIL-Prüfumgebung ist in Abbildung 7.7 dargestellt.

7.5 Implementierung der Managementstrategie

Die Implementierung des intelligenten Gesamtmaschinenmanagements erfolgt in der Programmiersprache C. Dazu werden die programmierten Algorithmen und Bibliotheken im Folgenden kurz vorgestellt und deren grundlegende Funktionsweise erläutert. Ausgangsbasis ist die Bibliothek FANN [Nis03], welche eine echtzeitfähige Umsetzung ermöglicht.

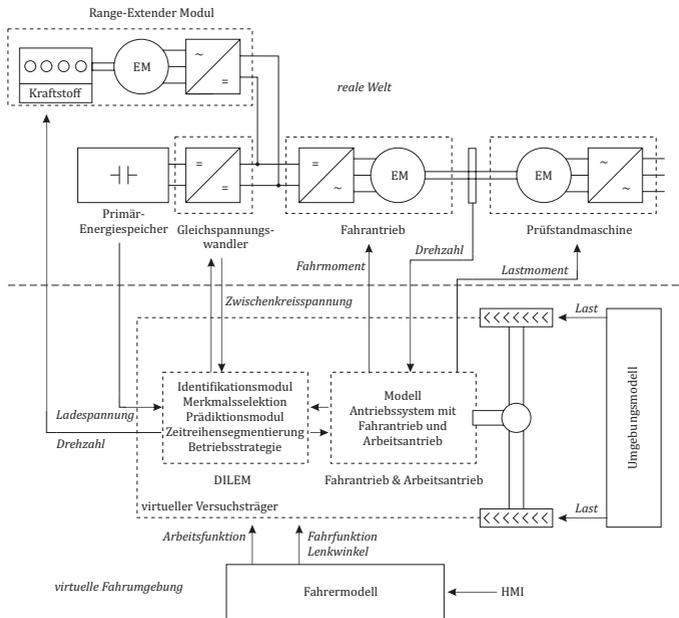


Abbildung 7.7: An den Versuchsträger adaptierte MOBiL-Prüfungsumgebung.

Die Fahreingriffe werden mittels CAN-IO Modulen erfasst und dem Modell des Antriebssystems übergeben. Der Fahrer hat über das HMI Zugriff auf die Arbeitsfunktionen und die Fahrfunktion des Versuchsträgers. Für die Fahrfunktion gelten die Sollparameteringriffe Lenkwinkel, Fahrrichtung, Geschwindigkeit und Bremse. Zur Beeinflussung der Arbeitsfunktion stehen die Kippfunktion des Dreiseitenkippers, in Form des Verfahrenweges des Hubzylinders, die Drehzahl und die Arbeitshöhe des Frontanbaugerätes zur Verfügung.

Der Fahrtrieb des Versuchsträgers ist als Hardware-in-the-Loop (HiL) eingebunden. Der Arbeitsantrieb ist hingegen als Model-in-the-Loop (MiL) eingebunden und wird mit der Gleichung 7.1, für die Leistung des Frontanbaugerätes, und der Gleichung 7.2, für die Leistung des Dreiseitenkippers, beschrieben.

Die Leistung des Frontanbaugerätes Kehrbesen ist proportional dem Haftreibungskoeffizienten des Untergrundes und der aufgeprägten Normalkraft, welche aus dem Umgebungsmodell des Arbeitsprozesses erzeugt wird. Die Leistung des Dreiseitenkippers ist proportional der Kraft und Geschwindigkeit des Zylinderhubes. Die Kraft wird maßgeblich von der Masse des Ladegutes beeinflusst und ist parametrierbar.

$$P_{Front} = \mu_{Strasse} \cdot F_N \cdot \pi \cdot d \cdot n \cdot \eta \quad (7.1)$$

$$P_{Kipper} = F_{Kipper} \cdot v \quad (7.2)$$

mit

$$F_{Kipper} = (m_{Ladeflaeche} + m_{Ladegut}) \cdot g \cdot \cos(\alpha_{Ladeflaeche}) \quad (7.3)$$

Die Time-Sliding-Window Methode aus Kapitel fünf, zur Segmentierung der messtechnisch erfassten Kenngrößen, ist als dateneffizienter Ring-Buffer mit digitalem FIR-Filter realisiert [Rop06]. Somit ist eine Filterung der Messdaten durch ein Tiefpassverhalten in Echtzeit gewährleistet, um auftretende Schwingungen im Antriebssystem unberücksichtigt zu lassen.

Alle Signale liegen als zeitdiskrete Signale vor mit einer definierten Echtzeitanforderung von $t = 1 \text{ ms}$ bzw. $f = 1 \text{ kHz}$. Die Merkmalsselektion für das Identifikationsmodul ist als eigenständige Bibliothek eingebunden und erlaubt die individuelle statistische Auswertung ausgewählter Kenngrößen. Ebenso sind die Deep Learning Netzwerke als eigenständige Bibliotheken eingebunden und können beliebig parametrierbar werden. Die verwendete Standardeinstellung ist im Anhang A.2 angefügt.

Das Ergebnis des Deep Intelligent Learning Managements wird über ein Output Modul dem HiL Antriebssystem übermittelt. Die aktuellen Messwerte werden wiederum über ein Input Modul dem Antriebssystem des virtuellen Versuchsträgers bereitgestellt und anschließend von der Managementstrategie erneut ausgewertet. Die iterative Abfolge der Algorithmen und Messwerte ist in Abbildung 7.8 zusammenfassend dargestellt.

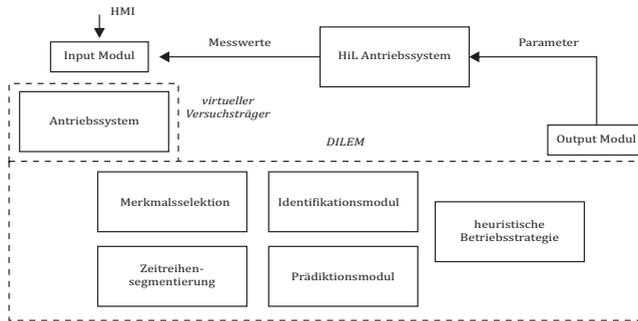


Abbildung 7.8: Iteratives Ablaufdiagramm des intelligenten Gesamtmaschinenmanagements DILEM.

7.6 Virtuelle Arbeitsszenarien

Die Durchführung von virtuellen Arbeitsszenarien erfolgt in einer virtuellen Arbeitsumgebung mit unterschiedlichen Geländeeigenschaften und realitätsnahen Visualisierungen des Umfeldes, in der sich der Versuchsträger und somit auch die Eindrücke des Fahrers widerspiegeln.

Die virtuelle Umgebung ist einem realen Straßenverlauf nachempfunden und zusätzlich um ein Höhenprofil ergänzt, um Hangabtriebskräfte im Fahr-antrieb zu berücksichtigen. Um die unterschiedlichen Leistungsbedarfe der Anbaugeräte zu simulieren, sind sowohl veränderte Haftreibungskoeffizienten des Bodenkontaktes als auch individuell auftretende Kräfte im Streckenverlauf der Fahrbahn integriert.

Die virtuelle Arbeitsumgebung ist in Abbildung 7.9 dargestellt und wird zur Durchführung von vier charakteristischen Arbeitsszenarien für den Versuchsträger genutzt, mit Verweis auf die zur Methodenerläuterung verwendeten Zyklen aus Kapitel 5.3.

1. Arbeitsszenario: Winterdienstinsatz mit einer Streuvorrichtung als Heckanbaugerät und einer Kehrmachine als Frontanbaugerät.
2. Arbeitsszenario: Transportzyklus von Schüttgut.

3. Arbeitsszenario: Winterdienst mit Kehrmaschine.
4. Arbeitsszenario: Transport von Schüttgut und Entladen im Y-Zyklus.

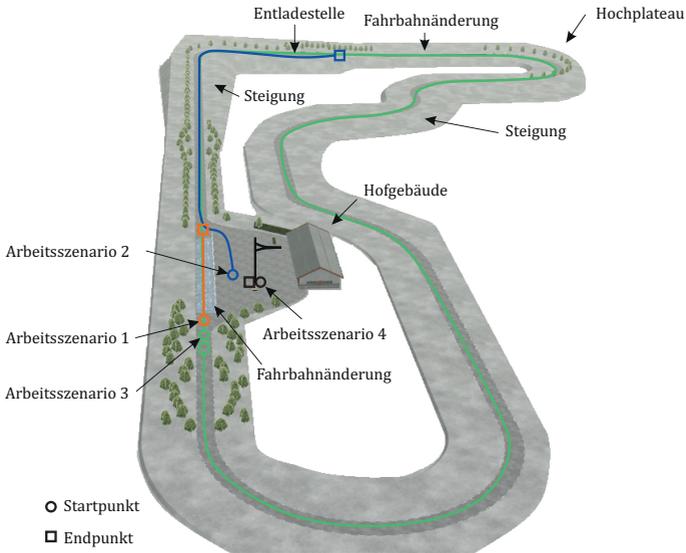


Abbildung 7.9: Virtuelle Arbeitsumgebung durch Durchführung der 4 Arbeitsszenarien.

Das erste Arbeitsszenario ist ein Winterdienstseinsatz mit einer Streuvorrichtung als Heckanbaugerät und einer Kehrmaschine als Frontanbaugerät. Das Arbeitsszenario dient der Identifikation der Leistungsflüsse im Antriebssystem und wird zur Validierung der Fahrzeugdynamik und des Fahrzustandsdiagramms in Kapitel 8.1 herangezogen. Der in dem Arbeitsszenario gefahrene Zyklus umfasst eine Streckenlänge von $d = 120 \text{ m}$ mit einer Zykluszeit von $t = 46 \text{ s}$. Das Streckenprofil ist einer Arbeitsroute im Flachland nachempfunden, mit einer gleichmäßig schneebedeckten Straße. Als Arbeitsfunktionen werden sowohl der Heckantrieb für die Streuvorrichtung als auch der Frontantrieb für die Kehrmaschine verwendet. Die jeweiligen Leistungsanforderungen sind aufgrund des Streckenprofils und der Straßenbeschaffenheit als konstant angenommen.

Das zweite Arbeitsszenario ist ein Transportzyklus von Schüttgut. Die Funktionsweise der heuristischen Betriebsstrategie zum Betrieb des Range-Extender-Moduls wird anhand dieses Szenarios in Kapitel 8.2 nachgewiesen. Außerdem werden die Zustandserkennung unterschiedlicher Fahrzeugfunktionen sowie das Fahrverhalten und die Fahrerschnittstelle getestet. Die Streckenlänge beträgt $d = 960 \text{ m}$ mit einer Zyklusdauer von $t = 211 \text{ s}$. Das Streckenprofil startet im Flachland mit einer lang gezogenen Steigung zum Endladeplatz auf einem Hochplateau. Die Arbeitsfunktionen finden in diesem Zyklus keine Verwendung.

Das dritte Arbeitsszenario ist ein Winterdienstesinsatz mit einer Kehrmaschine. Die Optimierung des Antriebssystems durch Anpassung der Zwischenkreisspannung in Abhängigkeit der Belastung des Arbeitsantriebes wird mit diesem Szenario in Kapitel 8.3 durchgeführt. Die zu räumende Streckenlänge beträgt $d = 5472 \text{ m}$, welche in einer Zykluszeit von $t = 1157 \text{ s}$ abgearbeitet wird. Das Streckenprofil umfasst Flachland, Steigungen und ein Hochplateau mit vier unterschiedlich schneebedeckten Straßenabschnitten. Als Arbeitsfunktion wird der Frontantrieb zum Antrieb der Kehrmaschine genutzt und mit den vier variierenden Leistungsanforderungen, von nicht benötigt über leicht, mittel bis hin zu schwerer Räumarbeit, beaufschlagt. Entsprechend der Schneelast auf den Streckenabschnitten kann die Gesamtleistungsanforderung, bestehend aus Fahr- und Arbeitsleistung, von moderat bis zur kurzzeitigen Überlast reichen.

Das vierte Arbeitsszenario ist ein Y-Zyklus zum Entladen von Schüttgut. Das Arbeitsszenario wird genutzt, um das intelligente Gesamtmaschinenmanagement DILEM zu validieren und die Lastanforderungen zu präzisieren. Die Ergebnisse sind in Kapitel 8.4 aufgezeigt. Die Streckenlänge beträgt $d = 46 \text{ m}$ mit einer Dauer von $t = 50 \text{ s}$. Als Arbeitsfunktion wird der Heckantrieb für den Dreiseitenkipper verwendet. Der in dem Arbeitsszenario durchgeführte Arbeitsprozess gliedert sich in fünf Schritte und ist in Abbildung 7.10 visualisiert.

1. kontinuierliche Fahrt vorwärts, Arbeitsfunktion inaktiv
2. Fahrt vorwärts gestoppt, Arbeitsfunktion inaktiv, Rückwärtsfahrt vorbereitet

3. Rückwärtsfahrt an Abladeposition mit 90° Einschlagwinkel
4. Stopp an Abladeposition, Arbeitsfunktion aktiv für Entladevorgang
5. langsame Fahrt vorwärts mit aktiver Arbeitsfunktion, um Entladevorgang zu beenden, 90° Einschlagwinkel, um kontinuierliche Vorwärtsfahrt zu erreichen

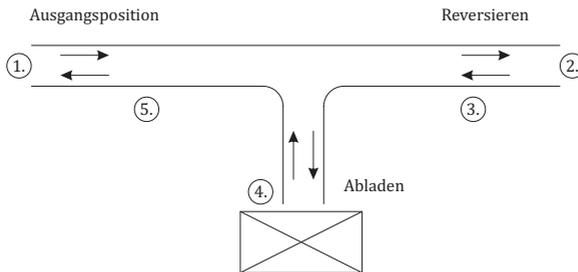


Abbildung 7.10: Arbeitsszenario 4: Y-Zyklus zur Validierung des intelligenten Gesamtmaschinenmanagements.

Die vier Arbeitsszenarien sind in Tabelle 7.1 noch einmal gegenübergestellt.

Die Generierung von entsprechenden Trainingsdatensätzen aus diesen repräsentativen Lastzyklen der Arbeitsprozesse folgt dem methodischen Ansatz von DEITERS [Dei09]. Demnach wird der Prozess in die einzelnen Arbeitsaufgaben gegliedert und zyklisch in mehreren Durchläufen erfasst, um den Fahrereinfluss zu berücksichtigen. Anschließend werden die Zyklen separiert, um relevante Zielgröße zu definieren, wie z. B. die Leistung oder die Geschwindigkeit im Arbeitsprozess.

Die Synchronisation der Zeitverläufe erfolgt durch Strecken oder Stauen auf identische Anfangs- und Endzeitpunkte. Zur Ermittlung der Zielgröße über den zeitlichen Verlauf wird ggf. interpoliert und der Median gebildet, um den vollständigen Lastzyklus zu erhalten.

Da das Deep Learning Netzwerk zur Identifikation des Arbeitsprozesses nur die bereits vorliegenden Absolutwerte des Lastzyklus benötigt ist eine Normierung nicht notwendig.

Tabelle 7.1: Vier Arbeitsszenarien in der virtuellen Fahrumgebung zur Analyse des intelligenten Gesamtmaschinenmanagements DILEM.

Arbeitsszenario 1	
Zyklus	Winterdienst mit Streuvorrichtung und Kehrmaschine
Dauer	$t = 46 \text{ s}$
Länge	$d = 120 \text{ m}$
Profil	Flachland, schneebedeckt
Funktion	Front- und Heckantrieb, konstante Fahrervorgabe
Arbeitsszenario 2	
Zyklus	Transport von Schüttgut
Dauer	$t = 211 \text{ s}$
Länge	$d = 960 \text{ m}$
Profil	Startpunkt Flachland, Endpunkt Hochplateau
Funktion	Arbeitsantriebe nicht genutzt
Arbeitsszenario 3	
Zyklus	Winterdienst mit Kehrmaschine
Dauer	$t = 1157 \text{ s}$
Länge	$d = 5472 \text{ m}$
Profil	Flachland, Hochplateau, schneebedeckt
Funktion	Frontantrieb, drei variierende Fahrervorgaben
Arbeitsszenario 4	
Zyklus	Transport von Schüttgut und Entladen im Y-Zyklus
Dauer	$t = 50 \text{ s}$
Länge	$d = 46 \text{ m}$
Profil	Flachland
Funktion	Heckantrieb für Dreiseitenkipper

Die Methode zur Generierung von Trainingsdaten gliedert sich folglich in die Schritte:

1. Zyklus zeitlich skalieren
2. Zielgröße definieren
3. fehlende Datenpunkte im Verlauf interpolieren
4. Median der Zielgröße über die Zeitpunkte bilden

Der in Abbildung 7.10 vorgestellte Y-Zyklus wird durch den Lastzyklus in Abbildung 7.11 repräsentiert.

Dargestellt sind jeweils vier Durchläufe des Arbeitsprozesses, durchgeführt von verschiedenen Fahrern, welche mit der vorgestellten Methode zu einem repräsentativen Lastzyklus zusammengefasst sind.

Auf die Identifikation dieses Lastzyklus mit der Big Data Methode wird anschließend das Deep Learning Netzwerk des Identifikationsmoduls trainiert. Gleichzeitig wird der Trainingsdatensatz ebenfalls genutzt, um das Prädiktionsmodul zu trainieren und somit den wahrscheinlichen Verlauf des Lastzyklus vorherzusagen.

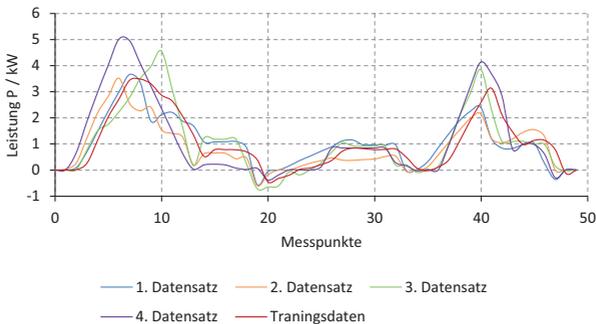


Abbildung 7.11: Generierter Arbeitszyklus zur Identifikation und Prädiktion eines Arbeitsprozesses am Bsp. des Y-Zyklus nach Arbeitsszenario 4.

8 Ergebnisse

In dem folgenden Kapitel werden die Ergebnisse des Deep Intelligent Learning Managements für elektrische Mobile Arbeitsmaschinen zusammengefasst. Es werden die Lernerfolge und Fähigkeiten des DILEM kombiniert, mit der heuristischen Betriebsstrategie in virtuellen Arbeitsszenarien diskutiert und deren echtzeitfähige Einsatzmöglichkeit, zur Identifikation von Arbeitsaufgaben und zur Prädiktion dynamischer Lastanforderungen, nachgewiesen.

Die Ergebnisse gliedern sich dem didaktischen Aufbau der vorangegangenen Kapitel folgend in vier Abschnitte.

1. Identifikation von Arbeitsaufgaben aus Betriebszuständen
2. Heuristische Betriebsstrategie des Range-Extender-Modul
3. Optimierung der Betriebspunkte des Antriebssystems durch Identifikation von Arbeitsaufgaben
4. Prädiktion von dynamischen Lastanforderungen mit Parameteranpassung der Zwischenkreisspannung

Die Fähigkeit zur Identifikation von Arbeitsaufgaben, durch Analyse der Betriebszustände der Antriebsfunktionen, wird im ersten Abschnitt mit dem Lastzyklus aus Arbeitsszenario 1 nachgewiesen.

Der zweite Abschnitt geht auf die Ergebnisse der heuristischen Betriebsstrategie zum Einsatz des Range-Extender-Moduls ein. Dies erfolgt anhand des Transportzyklus von Schüttgut aus Arbeitsszenario 2.

Auf den Nachweis der Identifikation von Arbeitsaufgaben wird im dritten Abschnitt mit dem Lastzyklus aus Arbeitsszenario 3 eingegangen. In

Abhängigkeit der identifizierten Arbeitsaufgabe wird außerdem der Parameter der Zwischenkreisspannung zur Verbesserung des Arbeitsprozesses angepasst.

Der vierte Abschnitt beinhaltet die Ergebnisse aus der Prädiktion dynamischer Lastanforderungen aus dem Y-Zyklus und diskutiert den systemisch ganzheitlichen Ansatz des Deep Intelligent Learning Management.

8.1 Identifikation von Arbeitsaufgaben

Eine der zentralen Anforderungen zur Verbesserung des Arbeitsprozesses ist die Identifikation von aktuellen Arbeitsaufgaben der Mobilten Arbeitsmaschine. Die Reihenfolge der unterschiedlichen Zustände ermöglicht dabei, Rückschlüsse auf das Arbeitsszenario bzw. den entsprechenden Zyklus zu ziehen.

Hierzu wird ein 3 Layer DL Netzwerk mit der Anzahl der Neuronen pro Layer nach Tabelle 8.1 implementiert.

Tabelle 8.1: Konfiguration des DL Netzwerkes zur Identifikation der Betriebszustände der Antriebe.

	Input	Hidden	Output
Anzahl Neuronen	3	3	3

Über eine Betriebszustandsanalyse der einzelnen Antriebe ist es möglich, den Einsatz der Fahr- und Arbeitsfunktionen zu erkennen und erste Aussagen über den Arbeitsprozess zu treffen.

Die zugrunde liegenden binären Zustandskombinationen der Arbeitsprozesse sind in Tabelle 8.2 aufgeschlüsselt. Berücksichtigt werden dabei die Leistungen des Fahrtriebes und die Leistungen der Arbeitsfunktionen an Front- und Heckschnittstelle für die Dreiseitenkippfunktion und die Frontanbaugerätefunktion.

Die jeweiligen Leistungswerte der drei Funktion müssen einen reelwertigen Schwellwert nach Gleichung 8.1 bis 8.3 in Form des normierten Betrags erreichen, damit anschließend die Information zur ersten Schicht des

DL Netzwerkes weitergeleitet wird. Dieses Hochpass-Filterverhalten verhindert einen Input von ungewünschten niedrigen Leistungsschwankungen und ein frühzeitiges Ansprechverhalten des DL Netzwerkes.

$$\text{Fahrfunktion: Input} \geq |0, 1| \quad (8.1)$$

$$\text{Arbeitsfunktion Front: Input} \geq |0, 25| \quad (8.2)$$

$$\text{Arbeitsfunktion Heck: Input} \geq |0, 9| \quad (8.3)$$

Die verschiedenen Zustandskombinationen des Deep Learning Netzwerkes sind durch entsprechende Trainingsdaten aus dem Arbeitsszenario 1 erlernt worden und zusammenfassend in Tabelle 8.2 eingetragen. Zum Vergleich sind ebenso die Trainingsergebnisse als Istwerte aufgeführt, um den Lernerfolg aufzuzeigen.

Tabelle 8.2: Zustandserkennung der Funktionsantriebe aus dem Winterdienstseinsatz mit Streuvorrichtung.

Merkmal-ID		Arbeitsfunktion		Fahrfunktion
IST	SOLL	Front	Heck	
0	0	0	0	0
0,25	0,25	0	0	1
0,39	0,39	1	0	1
0,98	1	1	1	1
0,8	0,8	0	1	1
0,5	0,5	0	1	0

Hierbei wird der Vorteil des überwachten Lernverfahrens deutlich, da ein direkter Vergleich und somit eine Erfolgskontrolle des Lernens möglich ist. Alle Zustandskombinationen werden demnach erfolgreich erlernt und weisen, bis auf den Vollastfall mit drei aktiven Funktionen, die vorgegebenen Zielwerte auf. Die geringe Abweichung entspricht dem definierten Fehler beim Erlernen, welcher als Abbruchkriterium definiert wurde.

Eine Verringerung dieses Fehlers würde zu erheblicher Laufzeitsteigerung des Trainings, bei geringem Informationsgewinn führen, da eine eindeutige Zuordnung der Funktionen zur Identifikation gegeben ist.

Die geforderten normierten Leistungen der Funktionsantriebe sind in Abbildung 8.1 über der Zeit aufgetragen.

Der Lastzyklus weist sowohl Volllast- als auch Teillastbereiche auf, vergleiche hierzu auch Abbildung 5.3 sowie Tabelle 5.2. Die negativen Leistungsflüsse im Fahrtrieb und im Arbeitstrieb für das Heckanbaugerät weisen zudem ein Rekuperationspotenzial auf. Außerdem deckt der Zyklus die möglichen Zustandskombinationen aus Tabelle 8.2 ab.

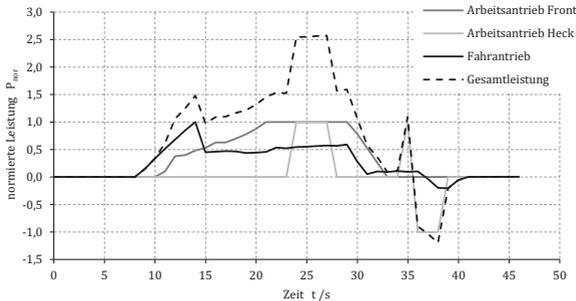


Abbildung 8.1: Leistungen der Antriebe im Winterdienstesinsatz aus Arbeitsszenario 1.

Ob der Zustand der Funktionsantriebe von der intelligenten Managementstrategie erkannt wurde, ist in Abbildung 8.2 aufgezeigt. Die Merkmal-ID beschreibt dabei den jeweiligen schwellwertbehafteten Leistungsfluss.

In den Transienten ist die Wahrscheinlichkeit eines Übergangs von einem Zustand in einen veränderten Zustand ersichtlich. Das charakteristische wahrscheinlichkeitsbasierte Verhalten eines Deep Learning Netzwerkes wird deutlich.

Die Zuordnung der Funktionszustände zu einem Arbeitsprozess ist in Abbildung 8.3 dargestellt und mit einem Soll-Ist Vergleich versehen. Die intelligente Managementstrategie ist demnach in der Lage Arbeitsaufgaben in Arbeitsprozessen mit dynamischen Lastzyklen reproduzierbar und zuverlässig unter Echtzeitbedingungen zu identifizieren. Folglich ist somit auch

der Nachweis erbracht einen gesamten Arbeitsprozess zu erkennen, da sich dieser aus einzelnen Arbeitsaufgaben zusammensetzt.

Zusammenfassend weisen die Ergebnisse die zuverlässige Identifikation der Arbeitsfunktionen und der Fahrfunktion nach. Eine korrekte Funktionsweise des DL Netzwerkes ist folglich ebenfalls bestätigt. Durch die Zuordnung der Leistungsflüsse auf die entsprechenden Antriebsfunktionen ist es möglich die Arbeitsprozesse, welche eindeutig durch den Leistungsfluss der Antriebsfunktion charakterisiert werden können, zu identifizieren. So ist beispielsweise der Einsatz der Streuvorrichtung über den Heckantrieb eindeutig zu identifizieren oder die Verwendung der Kehrmaschine als Frontanbaugerät.

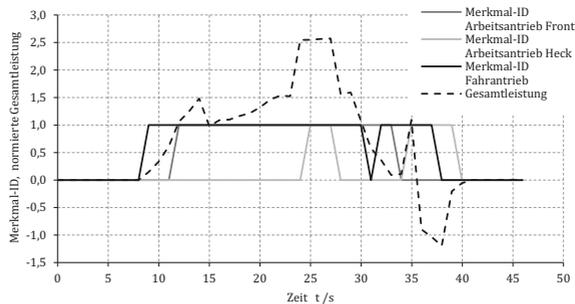


Abbildung 8.2: Ergebnis der Betriebszustandserkennung und deren Merkmal-ID.

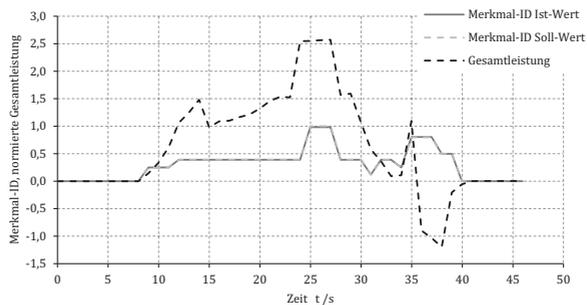


Abbildung 8.3: Ergebnis identifizierter Arbeitsaufgaben aus dem Arbeitsszenario 1.

8.2 Heuristische Betriebsstrategie

Die heuristische Betriebsstrategie zur Steuerung des Einsatzes der Hochvoltbatterie und des Range-Extender-Moduls auf dem Versuchsträgers basiert auf den Ausführungen aus dem zweiten Kapitel der elektrischen Antriebssysteme und der Herleitung der Managementstrategie aus dem fünften Kapitel.

Demnach ist der Einsatz des Range-Extender-Moduls bei Unterschreitung einer definierten Ladespannung erforderlich, um den Betrieb der elektrischen Antriebe aufrechtzuerhalten, ohne den Arbeitsprozess einzuschränken. Um wiederum das Range-Extender-Modul optimal einzusetzen, wird ein Einpunkt-Betrieb gefahren mit einer konstanten Drehzahl im effizienten Betriebspunkt des REX-Moduls. Auch die Zwischenkreisspannung wird den Betriebspunkten des Range-Extender-Moduls angepasst.

Folglich sind zwei grundlegende Heuristiken für die Betriebsstrategie abgeleitet. Als erster Schwellwert wird die Ladespannung der Hochvoltbatterie mit $U_{Bat} \leq 200 \text{ V}$ definiert. Bei der gilt:

- REX Betrieb aktiviert
- REX Drehzahl $n_{REX} = 3000 \text{ U/min}$
- $U_{Zk} = 330 \text{ V}$

Als zweiter Schwellwert wird eine Ladespannung $U_{Bat} \geq 300 \text{ V}$ definiert. Für diese gilt:

- REX Betrieb deaktiviert
- REX Drehzahl $n_{REX} = 0 \text{ U/min}$
- $U_{Zk} = 500 \text{ V}$

Der erfasste Arbeitsprozess, zum Nachweis der Funktionsweise der Betriebsstrategie, ist der Transportzyklus von Schüttgut über ein kombiniertes Streckenprofil von 960 m mit unterschiedlichen Steigungen und Geschwindigkeitsbeschränkungen, vgl. Abbildung 5.3. Die maximale Geschwindigkeit liegt bei etwa 9,5 km/h, vgl. Tabelle 5.2. Die Entladestelle des Schüttgutes befindet sich in einer Distanz von 590 m. Durch das Höhenprofil ist

eine Rekuperation im Fahrbetrieb gewährleistet, vgl. auch Abbildung 7.9. Der geforderte Leistungsbedarf des Fahretriebes zur Bewältigung dieses Prozesses ist in Abbildung 8.4 aufgezeigt. Das Geschwindigkeitsprofil ist in Abbildung 8.5 dargestellt.

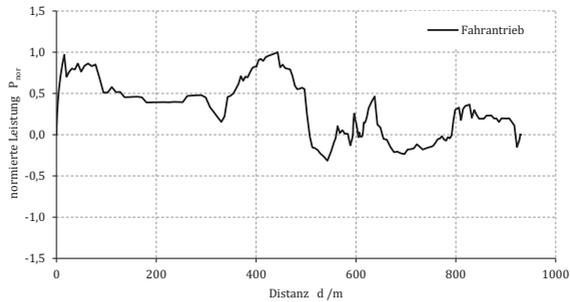


Abbildung 8.4: Leistungsbedarf Fahrtrieb im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.

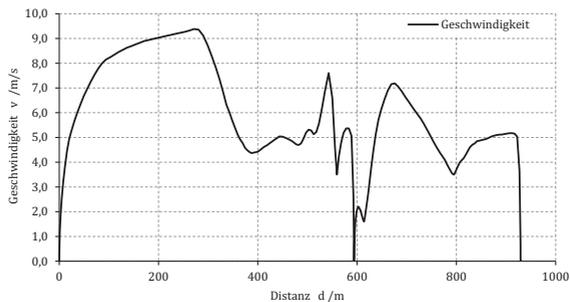


Abbildung 8.5: Geschwindigkeitsprofil im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.

Bei einem anfänglichen Ladezustand der Hochvoltbatterie von SoC 80 % wird der Schwellwert einer Ladespannung ≤ 200 V nach einer Distanz von 475 m erreicht und die Zwischenkreisspannung entsprechend abgesenkt, siehe Abbildung 8.6. Der gemessene Spannungsverlauf der Zwischenkreisspannung folgt den definierten Schwellwerten der Betriebsstrategie. Im

Spannungsverlauf der Hochvoltbatterie ist neben dem Lade- und Entladespiel, auch die Rekuperation aus dem Fahrtrieb durch einen zusätzlichen Spannungshub bei der Distanz von 590 m deutlich zu erkennen.

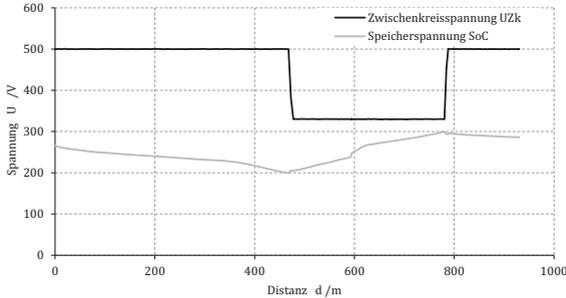


Abbildung 8.6: Spannungsverläufe im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.

Der Betrieb des Range-Extender-Moduls bei konstanter Drehzahl ist in Abbildung 8.7 dargestellt und korreliert sowohl mit der Zwischenkreisspannung als auch mit dem Ladespiel.

Der auftretende Strom im Zwischenkreis des Antriebssystems während des Arbeitsprozesses ist in Abbildung 8.8 dargestellt. Auch in diesen Daten sind das Lade- und Entladespiel sowie der Betrieb des Range-Extender-Moduls durch den dargestellten Nulldurchgang des Stromes deutlich zu erkennen.

Die Ergebnisse weisen den zuverlässigen Betrieb und die Einhaltung der definierten Schwellwerte nach. Folglich ist ein korrekter Betrieb aller Hardwarekomponenten des HiL-Fahrtriebes sichergestellt.

Die bis dato Last unabhängige definierte Zwischenkreisspannung wird im folgenden Abschnitt mittels der Verknüpfung aus heuristischer Betriebsstrategie und des Deep Learning Netzwerkes zur Identifikation von Arbeitsprozessen dynamisch angepasst.

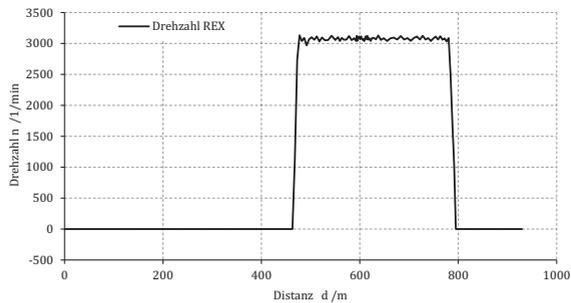


Abbildung 8.7: Drehzahlverlauf des Range-Extender-Moduls im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.

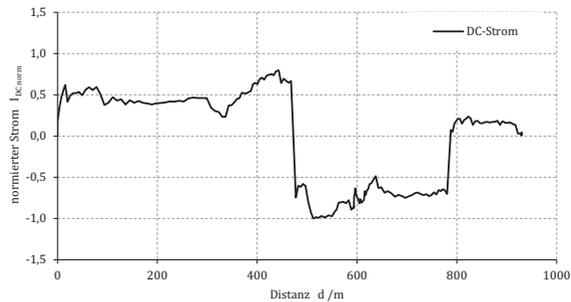


Abbildung 8.8: Stromverlauf im Zwischenkreis im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.

8.3 Optimierung des Arbeitsprozesses

Die Verbesserung des Betriebes des elektrischen Antriebssystems, mit dem Ziel unterschiedliche Arbeitsprozesse optimal durchführen zu können erfolgt durch eine Anpassung der Zwischenkreisspannung, nach Herleitung aus dem Kapitel 5.3. Die Anpassung ist dabei dynamisch ausgelegt, in direkter Abhängigkeit der angeforderten Leistung des Arbeitsprozesses.

Um den Funktionsnachweis einer korrekten Identifikation unterschiedlicher Arbeitsprozesse zu erbringen, wird im virtuellen Fahrversuch der Winterdienstesinsatz mit unterschiedlich schneebedeckten Streckenabschnitten aus Arbeitsszenario 3 durchgeführt, vgl. Abbildung 5.3, Abbildung 7.9 und

Tabelle 7.1. Dabei stehen Informationen zu der Geschwindigkeit und den benötigten Leistungen des Arbeits- und Fahrtriebes für eine Auswertung, nach Tabelle 5.3, zur Verfügung. Ziel ist es aus diesem Streckenprofil die Arbeitsprozesse an Hand individueller Merkmale und Charakteristiken zu identifizieren.

Das zusammengefasste Geschwindigkeitsprofil des Fahrtriebes, bestehend aus vier unterschiedlich definierten Arbeitsprozessen, um die jeweiligen Streckenabschnitte bearbeiten zu können, ist in der Abbildung 8.9 dargestellt.

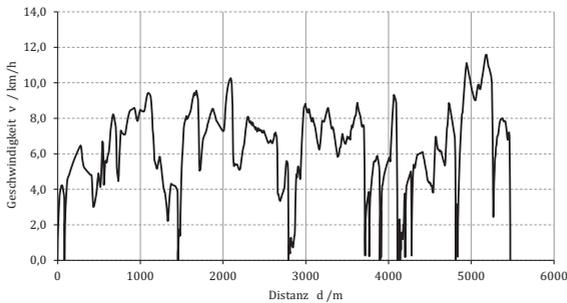


Abbildung 8.9: Geschwindigkeitsprofil des Winterdienstes mit vier unterschiedlichen Streckenabschnitten.

Die auftretende Leistung des Fahrtriebes ist in Abbildung 8.10 aufgezeigt und wird an die Merkmalsselektion des Deep Learning Netzwerkes übergeben. Im gesamten Streckenverlauf treten hierbei auch Anteile negativer Leistung auf durch die Rekuperation bei entsprechender Verzögerung der Fahrgeschwindigkeit.

Die Leistung im Arbeitsantrieb mit der Kehrmaschine als Frontanbaugerät ist in Abbildung 8.11 aufgezeigt. Eine Identifikation des jeweiligen Arbeitsprozesses erfolgt durch die Zuweisung eines empirisch ermittelten Leistungsbedarfes zur Durchführung des Arbeitsprozesses im jeweiligen Streckenabschnitt nach Tabelle 8.3, um die Charakteristik festzulegen und deren korrespondierenden Eingangswerten für das Deep Learning Netzwerk zu definieren.

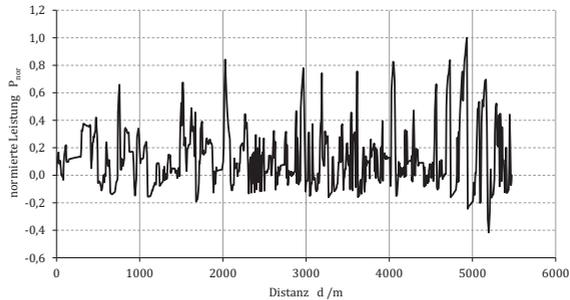


Abbildung 8.10: Leistung im Fahrtrieb während des Winterdienstesinsatzes.

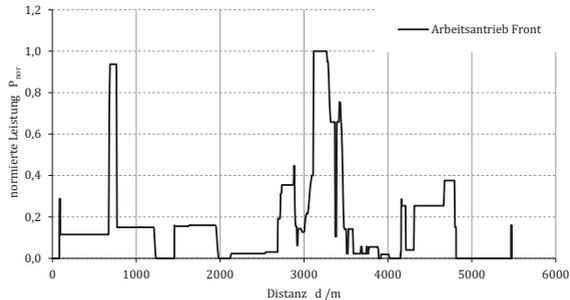


Abbildung 8.11: Leistung im Arbeitsantrieb während des Winterdienstesinsatzes.

Die Identifikation der Arbeitsprozesse erfolgt nach Tabelle 8.4 mit einem Deep Learning Netzwerk, welches insgesamt 11 Eingabewerte berücksichtigt. Davon stammen 9 Daten aus der Merkmalsselektion, angewendet auf das Leistungsprofil im Fahrtrieb und 2 weitere aus der Berücksichtigung der zusätzlichen Informationen der Fahrtrichtung und des Arbeitsprozesses. Das Geschwindigkeitsprofil liefert hierzu die notwendige Fahrtrichtung. Die Auswertung des Arbeitsprozesses erfolgt nach den Regeln aus Tabelle 8.3.

Der Vorteil des Maschinellen Lernens mittels Deep Learning Netzwerk wird bei dieser Konfiguration sofort ersichtlich, da die Möglichkeit zusätzliche Informationen zur Identifikation heranzuziehen genutzt wird.

Tabelle 8.3: Leistungen des Arbeitsprozesses und deren DL Netzwerk Eingangswerte.

Arbeitsprozess	Input DL	Leistung Arbeitsantrieb
n.a.	0	< 100 W
leicht	0,25	< 600 W
mittel	0,5	< 1000 W
schwer	0,75	> 1000 W

Tabelle 8.4: DL Netzwerk zur dynamischen Anpassung der Zwischenkreisspannung.

Input	Hiddenlayer	Output
11	8	1

Nachdem die Architektur der Deep Learning Netzwerke definiert ist und die Herkunft der unterschiedlichen Informationen sowie der Informationsfluss geklärt ist, gilt es im Folgenden die Leistungsfähigkeit des Deep Intelligent Learning Managements aufzuzeigen. Dazu werden die einzelnen Arbeitsprozesse nach Tabelle 8.5 charakterisiert, um die Streckenabschnitte im Winterdienstinsatz bearbeiten zu können, und in Trainingsdatensätze zerlegt, um das DILEM entsprechend zu trainieren. Der als initial gekennzeichnete Arbeitsprozess stellt den trivialen Fall des kompletten Arbeitsstillstands der Mobilten Arbeitsmaschine da. Je nach Kombination aus Grad der Schwere des Arbeitsprozesses, der erforderlichen Leistung des Fahr- und Arbeitsantriebes und der Fahrtrichtung sind die Trainingsdatensätze definiert. Die Zwischenkreisspannung wird in Abhängigkeit der Ausgabewerte des Deep Intelligent Learning Managements angepasst. Je schwerer die erforderliche Leistung im Antriebssystem ist, desto höher wird die Zwischenkreisspannung gestellt, um die erforderlichen Prozessverbesserungen herbeizuführen.

Können die identifizierten Merkmale nicht eindeutig einer entsprechenden Anforderungscharakteristik des Arbeitsprozesses zugeordnet werden, so erzeugt das Deep Learning Netzwerk schließlich einen negativen Output.

Tabelle 8.5: Definierter Trainingsdatensatz für das DILEM zur Optimierung des Antriebssystems.

Parameter	Charakteristik definierter Arbeitsprozesse				
	überlast	schwer	moderat	leicht	initial
Anforderung	überlast	schwer	moderat	leicht	initial
Leistung	1	0,75	0,5	0,25	0
DL Besen	0,25	0,25	0,5	0,75	0
Fahrtrichtung	0	0	0	0	0
DL Output	1	0,75	0,5	0,25	0
U_{zk}	500	450	400	350	320

Die Merkmalsselektion des Identifikationsmoduls ist in diesem Fall unzureichend und das DL Netzwerk kann die Kombination der Eingangswerte keinem Trainingsdatensatz zuordnen. Tritt dieser Fall ein, so wird wiederum die initiale Anforderung an den Arbeitsprozess angenommen und die Zwischenkreisspannung auf den Minimalwert angepasst.

Die Ergebnisse aus der Identifikation der Arbeitsprozesse in Arbeitszenario 3 sind in Abbildung 8.12 dargestellt und weisen die zuverlässige Identifikation des jeweiligen Arbeitsprozesses nach. Auch sind die Identifikationslücken, bei denen das DL Netzwerk einen negativen Wert ausgibt, eindeutig zu erkennen, z. B. bei einer Distanz von $d = 700 \text{ m} - 800 \text{ m}$.

Abhängig vom identifizierten Arbeitsprozess wird die Zwischenkreisspannung dynamisch angepasst. Dabei wird der Ausgabewert des DL Netzwerkes als Faktor genutzt und mit dem Sollwert der Zwischenkreisspannung verrechnet. So wird nicht nur zwischen definierten Schwellwerten umgeschaltet, sondern auch die jeweiligen Zwischenwerte genutzt. Folglich steht der gesamte Spannungsbereich der Zwischenkreisspannung zur Verfügung. Eingeschränkt wird die Parameteranpassung jedoch durch die maximalen und minimalen Randwerte der Spannung, um die Stabilität und Sicherheitsgrenzen einzuhalten. Außerdem wird ein Aufschwingen der Zwischenkreisspannung durch eine zu geringe Schrittweite der Anpassung unterbunden.

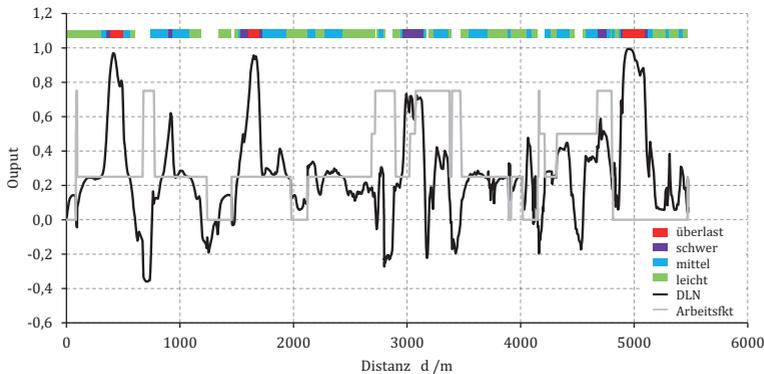


Abbildung 8.12: Ergebnisse der Identifikation der einzelnen Arbeitsprozesse im Winterdiensteinsatz mit der Kehmaschine aus Arbeitsszenario 3.

Die Zwischenkreisspannung wird mit einem Delta von $\Delta U_{Zk} = 180 \text{ V}$ zwischen $U_{min} = 320 \text{ V}$ und $U_{max} = 500 \text{ V}$ variiert. Die Ergebnisse sind in Abbildung 8.13 aufgezeigt. Überlagert wird der Einfluss auf diesen Parameter von der heuristischen Betriebsstrategie des Range-Extender-Moduls, dargestellt in Abbildung 8.14. Während des Ladespiels, z. B. $d = 2750 \text{ m}$, wird die Zwischenkreisspannung konstant auf $U_{Zk} = 330 \text{ V}$ gehalten, obgleich das Ergebnis des Deep Learning Netzwerkes einen Spannungswert von $U_{Zk} = 320 \text{ V}$ vorgibt.

Zusammenfassend wird festgehalten, dass das Deep Learning Netzwerk in der Lage ist unterschiedliche Arbeitsprozesse zu erlernen und entsprechend zu identifizieren. Auch das Zusammenwirken mit der heuristischen Betriebsstrategie wurde nachgewiesen, um die Zwischenkreisspannung entsprechend der Leistungsanforderungen zu variieren.

Abschließend werden im folgenden Abschnitt die Ergebnisse aus der Prädiktion von Lastanforderungen anhand des Arbeitsszenarios 4, dem Entladen von Schüttgut in einem Y-Zyklus, vorgestellt.

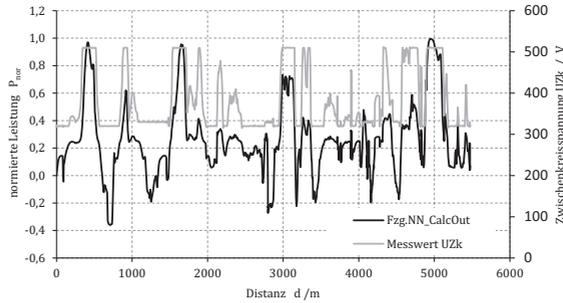


Abbildung 8.13: DL Netzwerk Output und dynamische Anpassung der Zwischenkreisspannung in Arbeitsszenario 3.

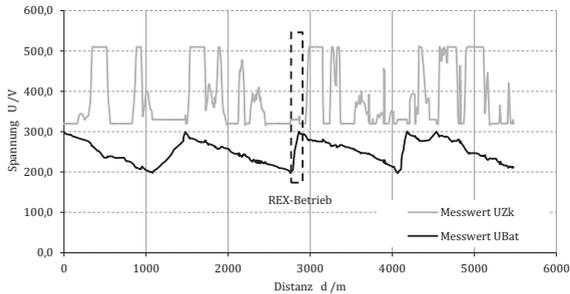


Abbildung 8.14: Anpassung der Zwischenkreisspannung mit Überlagerung der heuristischen Betriebsstrategie.

8.4 Prädiktion von Lastanforderungen

Die Ergebnisse aus der Prädiktion zukünftiger dynamischer Lastanforderungen werden im letzten Abschnitt dieses Kapitels diskutiert. Neben der Identifikation von unterschiedlichen Arbeitsprozessen ist die Prädiktion ein wesentlicher Aspekt der Deep Intelligent Learning Managementstrategie.

Ziel ist es Vorhersagen über zukünftige Lastanforderungen zu treffen, um die Zwischenkreisspannung schon im Voraus zu erhöhen und somit einem Leistungseinbruch vorzubeugen. Der Arbeitsprozess wird somit folglich positiv unterstützt ohne etwaige Leistungseinschränkungen, welche das

Arbeitsergebnis ungewünscht beeinflussen. Außerdem können auftretende hohe Lastanforderungen durch das elektrische Antriebssystem kompensiert werden, in dem die Zwischenkreisspannung zeitlich begrenzt maximiert wird und somit zusätzlich eine minimale Energiereserve aufweist.

Um die hohe Dynamik elektrischer Antriebe nutzen zu können, wird eine hohe zeitliche Anforderung an die Prädiktion gestellt. Die Prädiktion von Lastanforderungen erfolgt am Beispiel des Entladeprozesses von Schüttgut im Y-Zyklus nach Arbeitsszenario 4, Abbildung 7.10. Das entsprechende Deep Learning Netzwerk ist nach Tabelle 8.6 aufgebaut. Es ist gemäß den Definitionen in der Lage unter Auswertung von fünf vorhergehenden Zeitschritten einen zukünftigen Zeitschritt zu präzisieren.

Tabelle 8.6: Deep Learning Netzwerk zur Prädiktion der Lastanforderungen aus dem Y-Zyklus in Arbeitsszenario 4.

Input	Hiddenlayer	Output
5	5	1

Der Nachweis der Prädiktion erfolgt exemplarisch nur unter Berücksichtigung der Leistung des Fahrantriebes, vgl. Abbildung 5.3. Der Ansatz lässt sich aber uneingeschränkt auf eine Geschwindigkeitsprädiktion oder die Vorhersage zukünftiger Anforderungen an einen einzelnen Arbeitsantrieb übertragen. Das DL Netzwerk wird zunächst mit einer begrenzten Anzahl von Trainingsdaten trainiert, die den zuvor normierten Lastverlauf wiedergeben, vgl. Abbildung 7.11. Per Definition stehen 25 Datenpunkte als Trainingsdaten nach Abbildung 8.15 zur Verfügung. Anhand dieser begrenzten Anzahl wird das Netzwerk trainiert und ist in der Lage einen kompletten Arbeitsdurchgang im Y-Zyklus, nach Abbildung 8.16, zu präzisieren.

Die Prädiktion erfolgt direkt online während der Durchführung des Y-Zyklus. Die Güte der vorhergesagten Lastanforderungen ist dabei Abhängig von den definierten Parametern der Segmentierung durch die Time-Sliding-Window Methode und wird empirisch für den jeweiligen praktischen Anwendungsfall ermittelt.

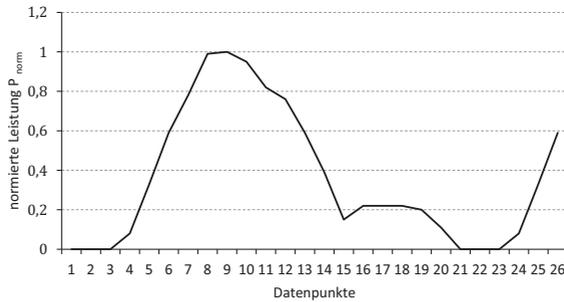


Abbildung 8.15: Trainingsdaten für das DL Netzwerk.

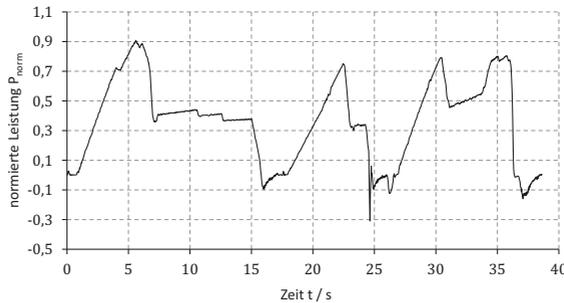


Abbildung 8.16: Aufgezeichnete Leistung im betrachteten Y-Zyklus aus Arbeitszenario 4.

Für das untersuchte Arbeitszenario des Y-Zyklus erzielt die Prädiktion mit den Parametern für eine Fensterbreite von $w = 200 \text{ ms}$ und einer Schrittweite von ebenfalls $s = 200 \text{ ms}$ eine ausreichende Übereinstimmung mit den Trainingsdaten. Dieser Vergleich der Trainingsdaten mit dem Y-Zyklus und dem prädizierten Verlauf ist in Abbildung 8.17 dargestellt.

Obwohl das Deep Learning Netzwerk nur mit einer begrenzten Anzahl von Datensätzen trainiert wurde, ist der komplette Zyklus prädiziert worden. Das lässt die Schlussfolgerung zu, dass das DL Netzwerk die Zusammenhänge korrekt erlernt hat und nicht nur den Trainingsdatensatz auswendig gelernt hat. Auch die zur Verfügung gestellte Anzahl an Trainingsdaten mit

25 Datenpunkten wird als ausreichend bewertet, um einen adäquaten Trainingserfolg zu erzielen.

Die Vorteile des Maschinellen Lernens mittels Deep Learning werden ebenfalls ersichtlich, da mit einem zeitlich begrenzten Umfang an bekannten Daten ein deutlich ausgeweiteter Arbeitsprozess präzidiert werden konnte.

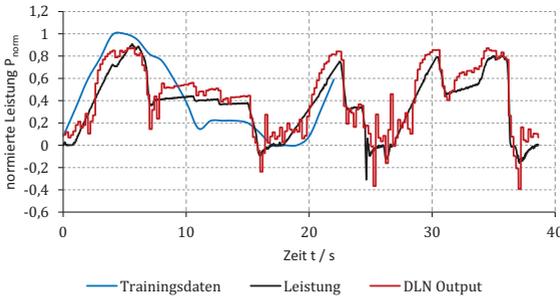


Abbildung 8.17: Vergleich der Trainingsdaten mit dem Y-Zyklus und dem präzidierten Verlauf mit $w = 200 \text{ ms}$ und $s = 200 \text{ ms}$.

Des Weiteren lässt sich feststellen, dass der Verlauf der Trainingsdaten nur den charakteristischen Merkmalen des tatsächlich gefahrenen Zyklus entspricht und dennoch in akzeptabler Weise präzidiert wurde. Somit ist auch der Nachweis für eine Toleranz der Deep Learning Netzwerke gegen Fahreinflüsse und geringfügig variierende Arbeitsprozesse geführt.

Die Prädiktion bei Variation der Segmentierung, durch die Time-Sliding-Window Methode, hat erheblichen Einfluss auf die Vorhersagewahrscheinlichkeit. So erweist sich eine Parameteranpassung nach Abbildung 8.18 mit einer Fensterbreite von $w = 100 \text{ ms}$ und einer Schrittweite von $s = 100 \text{ ms}$ als ebenso zielführend, halbiert jedoch den Prädiktionshorizont und ist folglich für hoch dynamische Vorgänge geeignet, wie sie in diesem Zyklus nicht zu finden sind.

Des Weiteren weist die Abbildung 8.18 den Verlauf der Eingangswerte des Deep Learning Netzwerkes auf, welche in einzelnen Zeitschritten der Eingabeschicht zugeführt werden. Demnach benötigt die Segmentierung eine halbe Sekunde, bis die Eingangswerte anliegen und das DL Netzwerk die initialen Werte zu Beginn des Zyklus aussortiert hat.

Die Variation der Parameter bei der empirischen Ermittlung ist im direkten Vergleich der Abbildung 8.18 mit der Abbildung 8.19 dargestellt. Die veränderten Werte der Segmentierung mit $w = 200 \text{ ms}$ und der Fensterbreite mit $s = 200 \text{ ms}$ machen den Einfluss auf die Prädiktionswahrscheinlichkeit deutlich.

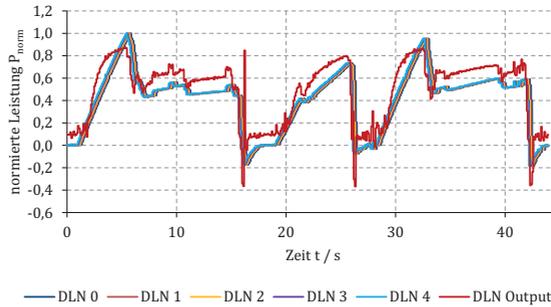


Abbildung 8.18: Ergebnisse der Prädiktion mit $w = 100 \text{ ms}$ und $s = 100 \text{ ms}$.

Eine Erweiterung der Segmentierung oder eine Vergrößerung der Schrittweite führt zu einer Verschlechterung der Prädiktion und ist in diesem Arbeitsprozess nicht zielführend. Außerdem ist ersichtlich, dass der absolute zeitliche Verlauf der Lastanforderungen keine Auswirkungen auf die Prädiktion hat. Dies weist ebenfalls auf ein aussagekräftiges Training des Deep Learning Netzwerkes hin.

Die Ergebnisse der Prädiktion werden genutzt, um die Zwischenkreisspannung mit einem zeitlichen Vorlauf entsprechend zu variieren. Der zugehörige Spannungsverlauf der Zwischenkreisspannung ist in Abbildung 8.20 dargestellt. Die Anpassung der Zwischenkreisspannung erfolgt, bevor die Lastanforderung eintritt. Der Prädiktionshorizont erfüllt die gestellten Anforderungen, da keine Spannungseinbrüche und somit Leistungsminderungen auftreten. Die Dynamik des elektrischen Antriebssystems wird folglich ausreichend unterstützt.

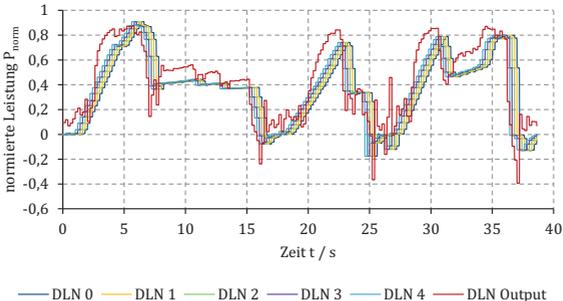


Abbildung 8.19: Ergebnisse der Prädiktion mit $w = 200\text{ ms}$ und $s = 200\text{ ms}$.

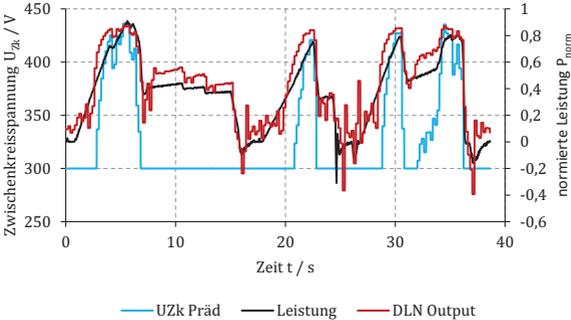


Abbildung 8.20: Verlauf der dynamischen Zwischenkreisspannung.

9 Zusammenfassung

Die vorliegende Dissertation zeigt die wissenschaftlichen Forschungsergebnisse für ein neues intelligentes, lernfähiges Gesamtmaschinenmanagement auf. Unter dem Aspekt der Verbesserung von Arbeitsprozessen für Mobile Arbeitsmaschinen ergeben sich, durch den ganzheitlich systemischen Forschungsansatz, zukunftsweisende Ergebnisse für den Einsatz elektrischer Antriebssysteme kombiniert mit Methoden der künstlichen Intelligenz und des Data Minings.

Die Vorteile und Verbesserungspotenziale durch den Einsatz elektrischer Antriebssysteme werden durch den erarbeiteten Stand der Wissenschaft und Technik belegt. Dabei werden die Architektur und die Systemdefinition, des in dieser Dissertation betrachteten Antriebssystems, aufgezeigt und der praktische Einsatznutzen nachgewiesen. Anhand der Funktionsweise der Komponenten und Teilsysteme konnten die systemischen Wirkzusammenhänge herausgearbeitet werden und die Zwischenkreisspannung als Parameter zur Verbesserung des Arbeitsprozesses, durch eine dynamische Anpassung der Betriebspunkte, identifiziert werden. Folglich ist eine betriebspunktabhängige Variation der Zwischenkreisspannung, in Abhängigkeit der geforderten Leistung, mittels eines intelligenten Gesamtmaschinenmanagements zielführend, um das vollständige Potenzial zur Arbeitsprozessverbesserung auszuschöpfen.

Die Untersuchung geeigneter Betriebsstrategien zur Umsetzung eines Gesamtmaschinenmanagements bewertet die Kombination eines heuristischen Ansatzes mit einer lernenden Strategie als zielführend. Dabei liegt auf der Berücksichtigung des Fahrereinflusses, durch individuelle Bediener der Mobilen Arbeitsmaschine, sowie den unbekanntenen Referenzzyklen zur Verbesserung des Arbeitsprozesses ein besonderer Fokus. Diese Einflüsse und unvorhersehbaren Interaktionen werden nur durch den Ansatz des

Maschinellen Lernens umfassend berücksichtigt. Nach der Definition des Lernens und dessen Auswirkungen auf die Umsetzung in Mobile Arbeitsmaschinen wird erstmalig das Maschinelle Lernen mittels Deep Learning Netzwerken, nach dem Vorbild des menschlichen Nervensystems, verfolgt. Basierend auf echtzeitfähigen Algorithmen der künstlichen Intelligenz und Methoden des Data Minings, wird die Deep Intelligent Learning Managementstrategie (DILEM) entwickelt. Sie ermöglicht es, unbekannte Arbeitsprozesse von Mobilen Arbeitsmaschinen zu erlernen und dessen Anforderungen zu präzisieren. Der modulare Aufbau der Architektur, bestehend aus einem Identifikationsmodul, einem Prädiktionsmodul und der heuristischen Betriebsstrategie, ermöglicht es diverse Informationsquellen für das Gesamtmaschinenmanagement auszunutzen und in Echtzeit, unter dynamischen Bedingungen, im praktischen Versuch zu verarbeiten. Es konnten mittels Big Data Methoden zur Merkmalsselektion die signifikanten Merkmale zur Identifikation von Arbeitsprozessen für Mobile Arbeitsmaschinen definiert werden.

Die Validierung mittels der eigens entwickelten MOBiL-Methode weist erfolgreich die Leistungsfähigkeit und Einsatztauglichkeit der Deep Intelligent Learning Managementstrategie unter realen Bedingungen nach. Dabei werden Messdaten aus Feldversuchen von einem realen Versuchsträger in virtuelle Arbeitsszenarien, mit unterschiedlichen Arbeitsprozessen, überführt. Das elektrische Antriebssystem wird als echtzeitfähige Hardware-in-the-Loop am Prüfstand eingebunden und mit dem intelligenten Gesamtmaschinenmanagement gekoppelt. Mit einem vollständigen Fahrereingriff konnte nachgewiesen werden, dass Arbeitsszenarien in der virtuellen Realität durchgeführt werden können, um dadurch das intelligente, lernfähige Gesamtmaschinenmanagement in der Anwendung zu erproben.

Die herausragende Leistungsfähigkeit und die erfolgreiche praktische Anwendung der Deep Intelligent Learning Managementstrategie wird in den Ergebnissen deutlich. So konnten unbekannte Arbeitszyklen auch bei unterschiedlichen Fahrern erfolgreich in Echtzeit identifiziert und präzisiert werden. Die dynamische Variation der Zwischenkreisspannung im elektrischen Antriebssystem und die einhergehende Verbesserung des Arbeitsprozesses konnten ebenfalls erfolgreich nachgewiesen werden.

9.1 Wissenschaftlicher Beitrag

Die vorliegende Dissertation leistet einen wissenschaftlichen Beitrag zur Effizienzsteigerung Mobiler Arbeitsmaschinen durch die Verbesserung des Arbeitsprozesses. Die ganzheitlich systemische Betrachtungsweise ermöglicht es, durch Ausnutzung der Wirkzusammenhänge, die Vorteile elektrischer Antriebssysteme in die Praxis zu übertragen.

Erstmalig wurde die Anwendung der Methode des Deep Learning auf Mobile Arbeitsmaschinen erfolgreich nachgewiesen und somit richtungsweisende Ergebnisse für zukünftige Forschungsaktivitäten erzielt. Die aussagekräftigen Ergebnisse der Klassifizierung und Musteridentifikation von Arbeitsprozessen sowie der Prädiktion von Leistungsanforderungen weisen nach, dass ausgeprägte Deep Learning Netzwerke prädestiniert für einen Einsatz in Mobilen Arbeitsmaschinen sind. Dazu konnte mit der Definition geeigneter Merkmale zur Identifikation von Arbeitsprozessen ein signifikanter Beitrag zur Übertragung von Big Data Methoden in die praktische Anwendung auf Fahrzeugapplikationen erreicht werden. Die aufgezeigten Ergebnisse und vielseitigen generischen Anwendungsmöglichkeiten der Deep Intelligent Learning Managementstrategie lassen sich auch auf weitere Applikationsfelder unterschiedlicher Fahrzeuggattungen, wie z. B. dem Pkw, übertragen. Auch für das Forschungsgebiet der allgemeinen Kraftfahrzeugtechnik konnte mit der Kombination aus lernender Strategie, Identifikation und Prädiktion zukünftiger Fahrzustände ein entsprechender Beitrag geleistet werden.

Die separate Informationsverarbeitung und Erkenntnisverknüpfung von Arbeitsantrieb und Fahrtrieb, bei dem sowohl die individuellen Leistungen als auch die Geschwindigkeiten berücksichtigt werden, ist in seiner Form als neuartig zu bewerten. Auch konnte mit der Prädiktion von hochdynamischen zeitbasierten Verläufen, wie sie in elektrischen Antriebssystemen vorkommen, ein wesentlicher Beitrag zu den praktischen Anwendungen von Deep Learning Netzwerken auf elektrische Antriebssystem geleistet werden.

Mit der eigens entwickelten MOBIL-Methode und dem erfolgreichen Nachweis der praktischen Anwendung wurde schließlich ein innovativer

Forschungsansatz zur Evaluierung intelligenter Managementstrategien für Mobile Arbeitsmaschinen vorgestellt.

Die Dissertation leistet mit der neuartigen *Deep Intelligent Learning Managementstrategie DILEM* einen signifikanten wissenschaftlichen Beitrag, durch ein innovatives Gesamtmaschinenmanagement auf Mobilien Arbeitsmaschinen zur Verbesserung des Arbeitsprozesses. Die neuen aufgezeigten wissenschaftlichen Erkenntnisse belegen, dass der Forschungsansatz des Maschinellen Lernens nach der Inspiration des menschlichen Nervensystems erfolgreich bestätigt werden konnte, auch durch praktische Ergebnisse.

9.2 Weiterführende Betrachtungen

Die ausgesprochenen Empfehlungen für weitere Forschungsansätze schlagen eine Vertiefung der Anwendung des Maschinellen Lernens für Fahrzeuganwendungen vor. So lässt sich das Lernverfahren beispielsweise durch Methoden des unüberwachten Lernens erweitern und mit evolutionären Algorithmen kombinieren.

Durch die Implementierung auf weitere, am Arbeitsprozess beteiligte, Mobile Arbeitsmaschinen kann der Ansatz des DILEM zu einer Schwarmintelligenz erweitert werden. So stellt das Lernen in inhomogenen Maschinenschwärmen mit verschiedenen Fahrzeugen eine weiterführende Forschungsthese zur Optimierung von Prozessketten dar. Folglich ließen sich ausgeprägte Arbeitsprozesse mit zahlreichen Interaktionen unterschiedlicher Fahrzeuggattungen beherrschen und aufgrund der für die menschliche Betrachtungsweise zu umfangreichen Informationskomplexität bisher unbekannte Wirkzusammenhänge erforschen.

Für den Bereich der elektrischen Antriebssysteme ist die Entwicklung einer vollelektrifizierten Mobilien Arbeitsmaschine mit entsprechenden Anbaugeräten anzustreben, um die Erweiterung eines Gesamtmaschinenmanagements auf intelligente Smart-Grid-Systeme, mit leistungsfähigen Hochvoltbatteriesystemen, zu erforschen. So leisten Forschungsaktivitäten zu verzweigten Fahrzeugsystemen mit intelligenter elektrischer Energieverteilung zwischen stationärer Infrastruktur und mobilen Trägersystemen einen entscheidenden gesellschaftlichen Beitrag zur Nachhaltigkeit.

A Anhang

A.1 Parameter Fahrzeug

Tabelle A.1: Parameter des Fahrzeugs.

Geschwindigkeit:	25 km\h
Leistung:	13,5 kW
Getriebeübersetzung:	13,76
Gesamtgewicht:	2600 kg
Achslast:	1800 kg
Anbauräume:	3

A.2 Parametrierung der Deep Learning Netzwerke

Tabelle A.2: Parametrierung der Deep Learning Netzwerke.

Lernrate:	0,7
Momentum:	0
Trainingsalgorithmus:	Backpropagation
Fehler:	0,00001
Netzwerktyp:	Multi Layer Perceptron
Standard-Layer:	3
Aktivierungsfunktion:	Sigmoide

Abbildungsverzeichnis

1.1	Fahrzeugdynamischer Systemverbund einer Mobilen Arbeitsmaschine.	4
2.1	Definition des betrachteten elektrischen Antriebssystems.	27
2.2	Am Prüfstand gemessener Spannungsverlauf eines 48 V Zellblockes.	29
2.3	Schematische Darstellung einer ASM [Sch09].	32
2.4	Grenzkennlinien einer Asynchronmaschine [Ber12].	33
2.5	Flussorientierte Regelung einer ASM [Jen95].	34
2.6	Leistungsflüsse im Antriebssystem.	36
2.7	Einfluss der Zwischenkreisspannung auf die Grenzkennliniencharakteristik der ASM.	38
3.1	Zusammenhang der Systemkomplexität mit den Anforderungen an Betriebsstrategien [Poh15.1].	40
3.2	Regelkreis der Mobilen Arbeitsmaschine.	42
3.3	Methodik von Betriebsstrategien.	45
4.1	Biologisches Vorbild eines Deep Learning Netzwerkes [Kru11].	54
4.2	Neuron als logisches Schwellwertelement nach [Kru11].	55
4.3	Allgemeine Struktur eines Neurons nach [Kru11].	57
4.4	Unipolare sigmoide Aktivierungsfunktionen [Kru11].	58
4.5	Iterative Schritte der Backpropagation Methode [Kru11].	63
5.1	Deep Intelligent Learning Managementstrategie (DILEM).	67
5.2	DILEM Architektur.	70

5.3	Leistungsanforderungen von vier Zyklen aus unterschiedlichen Arbeitsprozessen.	71
5.4	Box-Whisker-Diagramm der Geschwindigkeit.	73
5.5	Box-Whisker-Diagramm der Leistung.	74
5.6	Funktionsweise der dynamischen Identifikation.	77
5.7	Funktionsweise der Prädiktion.	78
5.8	Prädiktion mit dem Einschnitt- und Mehrschrittverfahren.	79
5.9	Parallele DILEM Architektur.	81
5.10	Serielle DILEM Architektur	82
5.11	Prinzip des Lernens von Arbeitsprozessen.	83
6.1	Die MOBiL-Methode [Poh16].	88
7.1	Versuchsträger in der virtuellen Arbeitsumgebung.	90
7.2	GPS-Koordinaten des Arbeitsprozesses mit Kehrmaschine als Frontanbaugerät.	91
7.3	Geschwindigkeitsprofil des Arbeitsprozesses mit Kehrmaschine als Frontanbaugerät.	91
7.4	Fahrzustandsdiagramm des Versuchsträgers.	92
7.5	Wirkungsgradkennlinien des Antriebssystems auf der Grenzlastkennlinie bei maximalem Strom.	93
7.6	Wirkungsgradkennfeld des Antriebssystems.	93
7.7	An den Versuchsträger adaptierte MOBiL-Prüfumgebung.	95
7.8	Iteratives Ablaufdiagramm des intelligenten Gesamtmaschinenmanagements DILEM.	97
7.9	Virtuelle Arbeitsumgebung durch Durchführung der 4 Arbeitsszenarien.	98
7.10	Arbeitsszenario 4: Y-Zyklus zur Validierung des intelligenten Gesamtmaschinenmanagements.	100
7.11	Generierter Arbeitszyklus zur Identifikation und Prädiktion eines Arbeitsprozesses am Bsp. des Y-Zyklus nach Arbeitsszenario 4.	102

8.1	Leistungen der Antriebe im Winterdiensteinsatz aus Arbeitsszenario 1.	106
8.2	Ergebnis der Betriebszustandserkennung und deren Merkmal-ID.	107
8.3	Ergebnis identifizierter Arbeitsaufgaben aus dem Arbeitsszenario 1.	107
8.4	Leistungsbedarf Fahrtrieb im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.	109
8.5	Geschwindigkeitsprofil im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.	109
8.6	Spannungsverläufe im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.	110
8.7	Drehzahlverlauf des Range-Extender-Moduls im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.	111
8.8	Stromverlauf im Zwischenkreis im Transportzyklus aus Arbeitsszenario 2.	111
8.9	Geschwindigkeitsprofil des Winterdiensteinsatzes mit vier unterschiedlichen Streckenabschnitten.	112
8.10	Leistung im Fahrtrieb während des Winterdiensteinsatzes.	113
8.11	Leistung im Arbeitsantrieb während des Winterdiensteinsatzes.	113
8.12	Ergebnisse der Identifikation der einzelnen Arbeitsprozesse im Winterdiensteinsatz mit der Kehrrmaschine aus Arbeitsszenario 3.	116
8.13	DL Netzwerk Output und dynamische Anpassung der Zwischenkreisspannung in Arbeitsszenario 3.	117
8.14	Anpassung der Zwischenkreisspannung mit Überlagerung der heuristischen Betriebsstrategie.	117
8.15	Trainingsdaten für das DL Netzwerk.	119
8.16	Aufgezeichnete Leistung im betrachteten Y-Zyklus aus Arbeitszenario 4.	119
8.17	Vergleich der Trainingsdaten mit dem Y-Zyklus und dem prädierten Verlauf mit $w = 200 \text{ ms}$ und $s = 200 \text{ ms}$	120

8.18	Ergebnisse der Prädiktion mit $w = 100 \text{ ms}$ und $s = 100 \text{ ms}$	121
8.19	Ergebnisse der Prädiktion mit $w = 200 \text{ ms}$ und $s = 200 \text{ ms}$	122
8.20	Verlauf der dynamischen Zwischenkreisspannung.	122

Tabellenverzeichnis

1.1	Vergleich der Anforderungen zwischen Pkw und Mobilten Arbeitsmaschinen nach [Int10].	2
2.1	Drei Ebenen der Elektrifizierung nach [Rei13].	12
2.2	Literaturübersicht historischer Entwicklungen elektrischer Antriebssysteme in Mobilten Arbeitsmaschinen.	15
2.3	Literaturübersicht universitärer Forschungsvorhaben zur Elektrifizierung Mobilten Arbeitsmaschinen.	18
2.4	Literaturübersicht industrieller Entwicklungsvorhaben zur Elektrifizierung der Landmaschinentechnik.	22
2.5	Literaturübersicht industrieller Entwicklungsvorhaben zur Elektrifizierung der Baumaschinentechnik.	25
5.1	Stillstandszeiten unterschiedlicher Zyklen.	72
5.2	Merkmale unterschiedlicher Arbeitsprozesse.	75
5.3	Merkmale zur Identifikation von Arbeitsprozessen.	75
7.1	Vier Arbeitsszenarien in der virtuellen Fahrumgebung zur Ana- lyse des intelligenten Gesamtmaschinenmanagements DILEM. .	101
8.1	Konfiguration des DL Netzwerkes zur Identifikation der Betriebszustände der Antriebe.	104
8.2	Zustandserkennung der Funktionsantriebe aus dem Winterdienstesinsatz mit Streuvorrichtung.	105
8.3	Leistungen des Arbeitsprozesses und deren DL Netzwerk Eingangswerte.	114
8.4	DL Netzwerk zur dynamischen Anpassung der Zwischenkreisspannung.	114

8.5	Definierter Trainingsdatensatz für das DILEM zur Optimierung des Antriebssystems.	115
8.6	Deep Learning Netzwerk zur Prädiktion der Lastanforderungen aus dem Y-Zyklus in Arbeitszenario 4.	118
A.1	Parameter des Fahrzeugs.	127
A.2	Parametrierung der Deep Learning Netzwerke.	127

Literaturverzeichnis

- [Aef16] -, -: AEF-Agricultural Industry Electronics Foundation. www.aef-online.org (Aufgerufen am: 04.07.2016).
- [Aum08] AUMER, W., et al.: Elektrischer Traktor: Vision oder Zukunft?. In: LANDTECHNIK Nr.63, Ausgabe 1, 2008, S.14ff.
- [Aum08.1] AUMER, W., et al.: Konzeptioneller Vergleich von elektrischen und hydrostatischem Fahrtrieben im Mähdrescher. In: LANDTECHNIK Nr.63, Ausgabe 2, 2008, S.88-89.
- [Bac05] BACK, M.: Prädiktive Antriebsregelung zum energieoptimalen Betrieb von Hybridfahrzeugen. Dissertation, Universität Karlsruhe, 2005.
- [Bar15] BARTHEL, J., JUNG, K., SEEWIG, J.: High-Voltage DC Trailing Cable Systems for Mobile Machinery. In: 41st Annual Conference on Industrial Electronics Society (IECON), IEEE 2015, S.1145-1151.
- [Bau10] BAUMANN, G., et al.: Analyse des Fahrereinflusses auf den Energieverbrauch von konventionellen und Hybridfahrzeugen mittels Fahrversuch und interaktiver Simulation. Vortrag VDI Tagung SIMVEC – Berechnen, Simulieren und Erproben im Fahrzeugbau, Baden-Baden 16-17.11.2010.
- [Bei14] • BEIERLE, C., KERN-ISBERNER, G.: Methoden wissensbasierter Systeme. 5.Auflage, Springer Vieweg Verlag, Wiesbaden 2014, S.146.
- [Ben15] BESNING, T.: Summen oder Brummen?. In: Profi, Ausgabe 12, Landwirtschaftsverlag Münster 2015, S.32-36.

- [Ber94] • BERNS, K., KOLB, T.: Neuronale Netze in technischen Anwendungen. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 1994.
- [Ber04] BERNHARD, B., SCHREIBER, M. und KUTZBACH, H.-D.: Vergleich elektrischer und hydraulischer Fahrtriebe für Mähdrescher. VDI-Berichte Nr. 1855, VDI Landtechnik 2004, S.211ff.
- [Ber06] • BERTRAM, T.: Vernetzung von Längs-, Quer- und Vertikaldynamik-Regelung. In: Rolf Isermann Fahr-dynamik-Regelung, ATZ/MTZ-Fachbuch, Friedrich Vieweg & Sohn Verlag, Wiesbaden 2006, S.350.
- [Ber12] • BERNET, S.: Selbstgeführte Stromrichter am Gleichspannungszwischenkreis. Springer Verlag, Berlin Heidelberg 2012, S.17, S.21, S.29, S.105, S.154, S.156.
- [Ber15] BERTHOLD, K., GRATZFELD, P. und DONN, C.: Virtuelle Gesamtsystemoptimierung von E-Nutzfahrzeugen am Beispiel des E-Busses. Vortrag 8. Grazer Symposium Virtuelles Fahrzeug, Graz 2015.
- [Bin12] • BINDER, A.: Elektrische Maschinen und Antriebe. Springer Verlag, Berlin Heidelberg 2012, S.224, S.239.
- [Bli10] BLIESENER, M.: Optimierung der Betriebsführung mobiler Arbeitsmaschinen. Ansatz für ein Gesamtmaschinenmanagement. Dissertation, Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Band Nr.03, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2010.
- [Boe11] BOEHM, D., HOLLÄNDER, C., LANDMANN, T.: Hybrid-Antriebe bei Raupenbaggern – Konzepte und Lösungen. In: Tagungsband 3. Fachtagung Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2011, S.117-124.
- [Boe15] BÖS, M.: Untersuchung und Optimierung der Fahrkomfort- und Fahr-dynamikeigenschaften von Radladern unter Berücksichtigung der

- sichtigung der prozessspezifischen Randbedingungen. Dissertation, Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Band Nr.29, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2015, S.180.
- [Bro13] BROGE, J. L.: Liebherr's concept excavator with electric-hybrid powertrain. In: SAE Off-Highway Engineering, Volume 11.07, SAE International 2013, S.24-25.
- [Bun10] BUNING, E.: Electric drives in agricultural machinery – approach from the tractor side. In: 21th Annual Meeting Club of Bologna, EIMA International 13-14.11.2010.
- [Cat16] -, -: Cat Elektroseilbagger. www.zeppelin-cat.de/produkte/bagger/cat-elektroseilbagger (Aufgerufen am: 11.07.2016).
- [Col15] • COLOTTI, A. und JENNI, F.: Elektrische Antriebe - Effizient bewegen und fördern. Züricher Hochschule für Angewandte Wissenschaften, Faktor Verlag 2015.
- [Cul43] McCULLOCH, W.S. und PITTS, W.: A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The Bulletin of Mathematical Biophysics, 5(4), 1943, S. 115-133.
- [Dee14] -, -: SIMA Presseinformation: Drei Medaillen für John Deere auf der SIMA 2015. Neuheit: Battery Boost. www.deere.de (Aufgerufen am: 07.07.2016).
- [Dei09] DEITERS, H.: Standardisierung von Lastzyklen zur Beurteilung der Effizienz mobiler Arbeitsmaschinen. Dissertation, Technische Universität Braunschweig, Shaker Verlag, Aachen 2009, S.44-67.
- [Den14] DENGLER, P.: Untersuchung zum effizienten Betrieb von Hydraulikzylindern in Konstantdrucksystemen unter Verwendung einer Zwischendruckleitung. Dissertation, Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Band Nr.28, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2015.
- [Deu15] Deutsche Stiftung Weltbevölkerung (Hrsg.): Infoblatt UN-Bevölkerungsprojektionen 2015 – Die Highlights. Hannover 2016, S.1.

- [Die13] DIETEL, H.: Elektrifizierung in der Agrartechnik. In: Mobile Maschinen, Ausgabe 6, Vereinigte Fachverlage 2013, S.36-41.
- [Dor96] DORFFNER, G.: Neural Networks for Time Series Processing. In: Journal Neural Network World, Vol. 6, 1996, S. 447-468.
- [Dou13] • DOUGHERTY, G.: Pattern Recognition and Classification. Springer Science + Business Media, New York 2013, S.11.
- [Due10] DÜSER, T.: X-in-the-Loop – ein durchgängiges Validierungsframework für die Fahrzeugentwicklung am Beispiel von Antriebsstrangfunktionen und Fahrerassistenzsystemen. Dissertation, Universität Karlsruhe 2010, S.97-S.124.
- [Fay00] • FAY, G.: Farmell Tractors in the 1950s. Enthusiast Color Series, MBI Publishing 2000.
- [Fen16] -,-: Fendt Future Farm Concept X. www.fendt.com/de/11364.asp (Aufgerufen am: 05.07.2016).
- [Gal09] GALLMEIER, M.: Vergleichende Untersuchungen an hydraulischen und elektrischen Baugruppenantrieben für landwirtschaftliche Arbeitsmaschinen. Dissertation, Technische Universität München 2009.
- [Gei13] GEIBLER, M., OSINENKO, P. und SCHOLZ, J.: Potentials of Vehicle Dynamics and Slip Control for Mobile Machinery enabled by an Electric 4WD. In: VDI 4.Kolloquium Elektrische Antriebe in der Landtechnik, Wieselburg 26.06.2013, S.9.
- [Gei14] • GEIMER, M. und POHLANDT, C.: Grundlagen mobiler Arbeitsmaschinen. KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2014, S.I-5.
- [Goe12] GÖTZ, M.: Elektrifizierung eines Traktors - das Projekt ElecTra. Vortrag 11.Tagung Landtechnik im Alpenraum, Feldkirch 09.-10.05.2012.
- [Goe14] GÖRKE, D., et al.: Kraftstoffoptimale Auslegung regelbasierter Betriebsstrategien für Parallelhybridfahrzeuge unter realen

- Fahrbedingungen, Doctoral Student Programme Hybrid. Institute for Internal Combustion Engines and Automotive Engineering, Stuttgart University 2014.
- [Goe97] GÖHRING, M.: Betriebsstrategien für serielle Hybridantriebe. Dissertation, Institut für Kraftfahrwesen, RWTH Aachen 1997.
- [Gra09] GRAOVAC, D. und PÜRSCHHEL, M: IGBT Power Losses Calculation Using the Data-Sheet Parameters. Infineon Application Note V1.1, Neubiberg 2009, S.2-5.
- [Gru09] GRUNDHERR, J.: Ableitung einer heuristischen Betriebsstrategie für ein Hybridfahrzeug aus einer Online-Optimierung. Dissertation, Lehrstuhl für Verbrennungskraftmaschinen, TU München, 2010.
- [Guz07] • GUZELLA, L. und SCIARRETTA, A.: Vehicle Propulsion Systems. 2nd Edition, Springer Verlag, Berlin Heidelberg 2007.
- [Hah10] HAHN, K.: Einsatzmöglichkeiten elektrischer Antriebe für landwirtschaftliche Maschinenkombinationen. Dissertation, Universität Hohenheim 2010.
- [Har11] HARTMANN, K., et. al.: Trends bei Landmaschinen und Traktoren. Beobachtungen anlässlich der Agritechnica 2011. In: Mobile Maschinen, Ausgabe 1, Vereinigte Fachverlage 2012, S.16.
- [Hey15] HEYMANN, P.: Aufbau und Erprobung eines Hybridtraktors. In: 5. Fachtagung Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen, Karlsruhe 2015, S.35-47.
- [Hof07] HOFMAN, T., et al.: Rule-based energy management strategies for hybrid vehicles. In: Int. Journal of Electric and Hybrid Vehicles (IJEHV), Vol.1, No 1, Inderscience Publishers 2007, S.71-94.
- [Hof14] • HOFMANN, P.: Hybridfahrzeuge. 2.Auflage, Springer-Verlag, Wien 2014, S.166ff.

- [Hoh12] HOHMUTH, M. und BUCHHOLZ, P.: Entwicklung eines Fahrtriebs für mobile Arbeitsmaschinen auf Basis einer innovativen elektrischen Maschine. In: 5.Fachtagung Baumaschinentechnik, Technische Universität Dresden 2012.
- [Hol98] HOLLÄNDER, C.: Untersuchungen zur Beurteilung und Optimierung von Baggerhydrauliksystemen. Dissertation, Technische Universität Braunschweig, Fortschr.-Ber. VDI Reihe 1 Nr.307, VDI Verlag, Düsseldorf 1998, S.75-122.
- [Hor07] HORSTMANN, J., et. al.: Optimierung im Exakt-Feldhäcksler zur Energiereduzierung bei der Zerkleinerung und zur Qualitätssicherung des Häckselgutes. Abschlussbericht AZ 23326, Deutsche Bundesstiftung Umwelt 2007.
- [Hun92] HUNT, K.J., et al.: Neural Networks for Control Systems – A survey. Automatica, Vol. 28, No. 6, 1992, S.1083-1112.
- [Int10] International Energy Agency (Hrsg.): Final Report Task XII "Heavy-Duty Hybrid Vehicles". In: Hybrid & Electric Vehicle Implementing Agreement. 2007-2010, S.60.
- [Jat13] JATON, J.L. und ZWAHLEN, F.: Eco-Drive in der Landwirtschaft. Landwirtschaftliches Institut des Kantons Freiburg Tännikon, www.agri-ecodrive.ch (Aufgerufen am: 05.07.2016).
- [Jen95] • JENNI, F. und WÜEST, D.: Steuerverfahren für selbstgeführte Stromrichter. Teubner Verlag, Stuttgart 1995, S.24, S.34, S.38, S.60, S.80, S.155.
- [Jue14] JÜNEMANN, D., et al.: Ansatz einer selbstoptimierenden prädiktiven Betriebsstrategie am Beispiel Traktor. In: Conference Agricultural Engineering (VDI-MEG) 2014, VDI-Verlag, Düsseldorf 2014, S.1-S.6.
- [Kag13] KAGOSHIMA, M.: The Development of an 8 tonne Class Hybrid Hydraulic Excavator SK80H. In: Kobelco Technology Review No. 31, Januar 2013.

- [Kau13] KAUTZMANN, T.: Die mobile Arbeitsmaschine als komplexes System. Dissertation, Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Band Nr.23, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2013, S.26.
- [Kha16] • KHAMMAS, A.: Buch der Synergie-Teil C: Die Brennstoffzelle. www.buch-der-synergie.de (Aufgerufen am: 04.07.2016).
- [Klo15] KLÖFFER, C.: Reichweitenverlängerung von Elektrofahrzeugen durch Optimierung des elektrischen Antriebsstranges. Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe 2015.
- [Kru11] • KRUSE, R., et al.: Computational Intelligence. Vieweg und Teubner Springer Fachmedien, Wiesbaden 2011.
- [Law14] • LAWRYNCZUK, M.: Computationally Efficient Model Predictive Control Algorithms. Springer International Publishing Switzerland, 2014, S.1-29.
- [Lib15] -, -: Projekt LiB-Off Road. www.lib2015.de (Aufgerufen am: 10.07.2016).
- [Lie16] -, -: Liebherr Mining Muldenkipper T284. www.liebherr.com/de/deu/produkte/mining/muldenkipper (Aufgerufen am: 11.07.2016).
- [Lin12] LINDNER, M., et al.: Dieselelektrischer Fahrtrieb für Rübensacker. In: ATZ offhighway Sonderausgabe ATZ Oktober, Springer Vieweg Verlag 2012, S.79-87.
- [Mae07] MÄRZ, M., et al.: Leistungselektronik für Hybridfahrzeuge – Einflüsse von Bordnetztopologie und Traktionsspannungslage. In: Internationaler ETG Kongress Hybridantriebstechnik – Energieeffiziente elektrische Antriebe, Karlsruhe 2007, S.83-90.
- [Mar10] MARIUTTI, H.: Caterpillar D7E-Der erste dieselelektrisch angetriebene Kettendozer. In: VDI-Bericht Nr. 2087, VDI Verlag 2010, S. 37-46.

- [Mas07] MASASHI, Y., et. al.: Introducing Electric-powered Forklift Truck "New ArionSSeries. Komatsu Technical Report, Vol. 53, No. 159, 2007.
- [Mau11] MAUK, T.: Selbstlernende, zuverlässigkeitsorientierte Prädiktion energetisch relevanter Größen im Kraftfahrzeug. Dissertation, Institut für Verbrennungsmotoren und Kraftfahrwesen der Universität Stuttgart, 2011, S.25-27.
- [Mit97] • MITCHELL, T.: Machine Learning. McGraw-Hill, 1997, S.2.
- [Moo01] MOORE, S.: Electric Plowing: IH Electrall and the Zimmerman System. www.farmcollector.com/implements/electric-plowing-electrall.aspx (Aufgerufen am: 05.07.2016).
- [Moo15] MOORE, E.: Charged Up – Battery powered LHDs offer miners cleaner, cooler and quieter alterantives to diesel. In: CIM Magazine Issue May. Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum 2015.
- [Mor16] MOREY, B.: Hybrid variety in off-highway. In: SAE Off-Highway Engineering, Volume 08.01, SAE International 2016.
- [Mue13] MÜLLER, K. und HEINRICH, R.: Modern High Voltage Drive train Architecture to Accomodate the Needs for a Variety of Components for Future Automotive Applications. Confernece on Future Automotive Technology: Focus Electromobility, München 2013.
- [Mur08] MURPHEY, Y.L.: Intelligent Vehicle Power Management: An Overview. In: Studies in Computational Intelligence (SCI), No. 132, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg 2008, S.169-190.
- [Mur12] MURPHEY, Y.L., et al.: Intelligent Hybrid Vehicle Power ControlPart I: Machine Learning of Optimal Vehicle Power. IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 61, No. 8, 2012, S.3519-S.3530.

- [Mur13] MURPHEY, Y.L., et al.: Intelligent Hybrid Vehicle Power Control Part II: Online Intelligent Energy Management. IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 62, No. 1, 2013, S.69-79.
- [Nag15] NAGEL, P.: Entwicklung einer Betriebsstrategie zur Energierückgewinnung in hybriden Mehrverbrauchersystemen. Dissertation, Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Band Nr.46, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2015.
- [Nei08] • NEIDHÖFER, G.: Michael von Dolivo-Dobrowolsky und der Drehstrom. Geschichte der Elektrotechnik. Band 19, Auflage 2, VDE Verlag, Berlin Offenbach 2008, S.65.
- [Neu10] NEUENABER, M.: Stufenlos mit dem Strom. In: Profi, Ausgabe 6, Landwirtschaftsverlag Münster 2010, S.35-37.
- [Neu11] NEUNHABER, M.: Vier zusätzliche Motoren sparen ein Viertel Sprit. In: Profi, Ausgabe 3, Landwirtschaftsverlag Münster 2011, S.36-38.
- [Nie14] MIEDERER, J., et al.: Modulares Energiespeichersystem für hybride Antriebssysteme. In: ATZ offhighway Sonderausgabe ATZ Oktober, Springer Vieweg Verlag, 2012, S.42-51.
- [Nil98] NILSSON, N.J.: Introduction to Machine Learning. Robotics Laboratory, Department of Computer Science, Stanford University, 2005, S.2-3.
- [Nis03] NISSEN, S.: Implementation of a fast artificial neural network library (FANN). Report, Department of Computer Science, University of Copenhagen Denmark, 2003.
- [Par09] PARK, J., et al.: Intelligent Vehicle Power Control Based on Machine Learning of Optimal Control Parameters and Prediction of Road Type and Traffic Congestion. IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 58, No. 9, 2009, S.4741-4756.
- [Par10] PARK, J., CHEN, Z. und MURPHEY, Y.L.: Intelligent Vehicle Power Management through Neural Learning. International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), IEEE 2010.

- [Pik15] PICKEL, P.: Eröffnungsvortrag 5. Fachtagung Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen. Karlsruhe 25.02.2015.
- [Pfe15] PFEIFFER, D. und BLANK, S.: Real-Time Operator Performance Analysis in Agricultural Equipment. 73rd International Conference on Agricultural Engineering VDI-MEG, November 6-7, Hannover 2015, S.359-364.
- [Plo09] PLOETZ, C., REUSCHNER, G. und ZWECK, A.: Mehr Wissen – weniger Ressourcen. Potenziale für eine ressourceneffiziente Wirtschaft. 24. Deutscher Ingenieurtag 2009, zukünftige Technologien Nr. 83, VDI Technologiezentrum, Düsseldorf 2009, S.51-56.
- [Poh12] POHLENZ, D.: Wirkungsgradoptimale Regelung eines elektrischen Fahrtriebes mit variabler Zwischenkreisspannung. Dissertation, Universität Paderborn 2012, S.36ff.
- [Pra10] PRANKL, H., et al.: Mobile Electric Power Supply for Agricultural Machinery and Implements. In: International Conference on Agricultural Engineering, Clearmont-Ferrand 2010.
- [Rad13] RADKE, T.: Energieoptimale Längsführung von Kraftfahrzeugen durch Einsatz vorausschauender Fahrstrategien. Dissertation, Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Band Nr.19, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2013.
- [Rei13] REINMUTH, F.: Ermittlung der Potentiale zur Elektrifizierung von Landmaschinen. Dissertation, Universität Hohenheim, Shaker Verlag, Aachen 2013, S.22.
- [Roj96] ● ROJAS, R.: Neural Networks. Springer-Verlag, Berlin 1996, S.151-184.
- [Rop06] ● ROPPEL, C.: Grundlagen der digitalen Kommunikationstechnik. Hanser Fachbuchverlag, Leipzig 2006, S.5-6.

- [Rud11] RUDOLPH, C. und KWIATKOWSKI, A.: STILL RX70 Hybrid. In: Tagungsband 3. Fachtagung Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen. KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2011, S.97-106.
- [Run10] • RUNKLER, T.: Data Mining, Methoden und Algorithmen intelligenter Datenanalyse. 1. Auflage, Vieweg+Teubner, Wiesbaden 2010.
- [Rum86] RUMELHART, D.E., et al.: Learning internal representations by error propagation. In: Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition, Vol.1, MIT Press Cambridge, MA, USA, 1986, S. 318-362. .
- [Sch01] • SCHLIENZ, U.: Schaltnetzteile und ihre Peripherie. 1.Auflage, Springer Fachmedien, Wiesbaden 2001, S.32.
- [Sch08] SCHICK, B., et al.: Simulationsmethoden zur Evaluierung und Verifizierung von Funktion, Güte und Sicherheit von Fahrerassistenzsystemen im durchgängigen MIL-, SIL- und HIL-Prozess. In: 3.Tagung Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz, Garching bei München, 7.-8. April 2008, S.3.
- [Sch09] • SCHRÖDER, D.: Elektrische Antriebe - Regelung von Antriebssystemen. 3.Auflage Springer-Verlag, Berlin Heidelberg 2009, S.58ff, S.424.
- [Sch10] SCHOENEN, T., et al.: Advantages of a Variable DC-Link Voltage by Using a DC-DC Converter in hybrid- Electric Vehicles. Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), IEEE, 2010.
- [Sch12] SCHYR, C.: Modellbasierte Validierung von mobilen Arbeitsmaschinen. 5. Fachtagung Baumaschinentechnik, Dresden 2012, S.351-362.
- [Sch13] SCHNIEDERBRUNS, B. und BITTER, A.: Erfahrungen und Chancen elektrischer Antriebe bei einer Press-Wickelkombination im Feld. In: VDI 4. Kolloquium Elektrische Antriebe in der Landtechnik, Wieselburg 25.-26.06.2013.

- [Sch14] SCHRÖTER, J. und JACOBS, G.: Verbundprojekt TEAM: High-Speed-E-Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen. In: Mobile Maschinen, Ausgabe 5, Vereinigte Fachverlage 2014, S.14.
- [Sch15] SCHMIDHUBER, J.: Deep learning in neural networks: An overview. Neural Networks, Volume 61, 2015, S.85-117.
- [Sci07] SCIARRETTA, A. und GUZELLA, L.: Control of Hybrid Electric Vehicles, IEEE Control Systems Magazine, 2007, S.60ff.
- [Sen16] -, -: Sennebogen Elektrobagger. www.sennebogen.com/elektrobagger (Aufgerufen am 11.07.2016).
- [Ser09] SERRAO, L.: A Comparative Analysis of Energy Management Strategies for Hybrid Electric Vehicles. Dissertation, The Ohio State University, 2009, S.77-120.
- [Sie80] SIEMENS, W.: Elektrischer Pflug. Deutsches Reichspatent Nr.12869, 12.09.1880.
- [Sob11] SOBOTZIK, J.: Electric Drives Potentials on Tractors and Implements. Vortrag NVTL 01.03.2011, Niederlande. www.nvtl.info/presentaties/2011/sessie4.2.pdf (Aufgerufen am 01.07.2016).
- [Spe13] ● SPECOVIUS, J.: Grundkurs Leistungselektronik. 6. Auflage Vieweg+Teubner Verlag, Wiesbaden 2013, S.236, S.257, S.329ff.
- [Ste14] ● STERNER, M. und STADLER, I.: Energiespeicher - Bedarf, Technologien, Integration. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg 2014, S.249ff.
- [Sti08] STIEGLER, M.: Entwurf einer vorausschauenden Betriebsstrategie für parallele hybride Antriebsstränge. Dissertation, Universität Ulm, 2008.
- [Sun15] -, -: Projekt SUNCAR Bagger der ETH Zürich. [//institute.ntb.ch/ems/projekte/solarbagger](http://institute.ntb.ch/ems/projekte/solarbagger) (Aufgerufen am: 05.07.2016).

- [Sza07] SZAJEK, A.: Motivation und Konzepte zum Einsatz elektrischer Antriebstechnik im Ackerschlepper am Beispiel MELA. In: 1.Tagungsband Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen. KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2007, S.97ff.
- [Tar04] TARASINSKI, N.: Elektrische Antriebe in Traktoren. In: VDI-Berichte Nr.1855, VDI Verlag 2004, S.231-239.
- [Ten11] TENNER, S., GUENTHER, S. und HOFMANN, W.: Loss Minimization of Electric Drive Systems Using a DC/DC Converter and an Optimized Battery Voltage in Automotive Applications. Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), IEEE, 2011.
- [Tet14] TETZLAFF; S.: Konzept und Erprobung des elektrischen Antriebsstranges eines Großflächenschwaders. In: Conference Agricultural Engineering VDI-MEG 2014, Berlin 19-20.11.2014, S.145-150.
- [Thi11] THIEBES, P.: Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen. Dissertation, Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik, Band Nr.10, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2011, S.2.
- [Tia10] TIANLING, L., et al.: Development of hybrid powered hydraulic construction machinery. In: International Research Journal Automation in Construction, Volume 19, No.1, Elsevier B.V. 2010, S.11-19.
- [Tie02] • TIETZE, U. und SCHENK, C.: Halbleiter-Schaltungstechnik. 12.Auflage, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg 2002, S.7.
- [Tmw00] -,-: Technische Museum Wien: Elektrofahzeug Lohner-Porsche 1900. www.technischesmuseum.at/home/sammlungsforschung/sammlungsbereiche/ojekt-detail/articleid/380 (Aufgerufen am: 01.12.2015).

- [Tsc61] -, -: Tscheljabinsker Traktorenwerk: Bulldozerloosening assembly DET-320. www.chtz-uraltrac.com/catalog/items/12.php (Aufgerufen am: 05.07.2016).
- [Ung15] UNGER, J. und QUASTHOFF, M.: Energiemanagementsystem mit modellprädiktivem Regler mit Störungsprädiktion für den Off-Road Einsatz. In: Tagungsband 16. Antriebstechnisches Kolloquium (ATK), Aachen 2015, S.427-443.
- [Vah09] VAHLENSIECK, B., GRUHLE, W.-D. und GRAD, K.: Elektrische Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen – Ein methodischer Ansatz zum Übertragen existierender Lösungen. In: 2. Tagungsband Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2009, S.79-94.
- [Wan15] WANG, J., et al.: Driving cycle recognition neural network algorithm based on the sliding time window for hybrid electric vehicles. International Journal of Automotive Technology, Vol. 16, No. 4, 2015, S.685-695.
- [Win10] • WINTRICH, A., et al.: Applikationshandbuch Leistungshalbleiter. SEMIKORN International, ILSE Verlag, Ilmenau 2010.
- [Woe14] WÖBCKE, S. und HERLITZIUS, T.: Mähdrescherschneidwerk mit elektrifizierten Funktionsantrieben – Konzept und erste Feldversuchsergebnisse. VDI-Berichte Nr. 2226, VDI Landtechnik 2014, S.137-144.

Bücher sind mit • gekennzeichnet.

Eigene Veröffentlichungen zur Dissertation

- [Poh14] POHLANDT, C. und GEIMER, M.: Akausale Modellierung elektrischer Antriebssysteme unter dynamischen Belastungskollektiven. In: 72. International Conference Agricultural Engineering, Berlin 19-22.11.2014.
- [Poh14.1] POHLANDT, C., et al.: Dynamischer Prüfstand für elektrische Antriebssysteme. ATZ offhighway August 2014, Springer Vieweg Verlag, 2014, S.66-75.
- [Poh14.2] POHLANDT, C., et al.: Modellbildung verlustbehafteter hybrider elektrischer Antriebsstrangtopologien. Forschungsvereinigung Antriebstechnik (FVA), Heft 1103, Frankfurt 2014.
- [Poh15] POHLANDT, C. und GEIMER, M.: Variable DC-link voltage powertrain for electrified mobile work machines. In: International Conference on Electrical Systems for Aircraft, Railways, Ship Propulsion and Road Vehicles (ESARS), IEEE 2015.
- [Poh15.1] POHLANDT, C. und GEIMER, M.: Self-learning control strategy for electrified off-highway machines to optimize energy efficiency. In: Commercial Vehicle Engineering Congress (ComVec), October 6-8, SAE International, Chicago 2015.
- [Poh15.2] POHLANDT, C. und GEIMER, M.: Thermische Modelle elektrischer Antriebsmaschinen unter dynamischen Lastanforderungen. In: LANDTECHNIK 70(4), 2015, S.1-16.
- [Poh15.3] POHLANDT, C. und GEIMER, M.: 48V Range Extender Konzept, 5. Fachtagung Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2015, S.161-175.
- [Poh16] POHLANDT, C., et al.: Entwicklungsmethode für elektrische und hybride Antriebssysteme. ATZ offhighway Mai 2016, Springer Vieweg Verlag, 2016, S.40-47.

- [Gei14] • GEIMER, M. und POHLANDT, C.: Grundlagen mobiler Arbeitsmaschinen. 1.Auflage, KIT Scientific Publishing, Karlsruhe 2014.

Betreute studentische Abschlussarbeiten

- [Lan13] LANG, J.: Modellierung einer verlustbehafteten permanenterregten Synchronmaschine für den Einsatz in mobilen Arbeitsmaschinen. Bachelorarbeit, Institut für Fahrzeugsystemtechnik, KIT, Karlsruhe 2013.
- [Sch14.1] SCHILD, R: Simulationsgestützte Auslegung eines Range-Extender Konzeptes für ein kommunales Fahrzeug. Bachelorarbeit, Institut für Fahrzeugsystemtechnik, KIT, Karlsruhe 2014.
- [Wie15] WIESENACK, C.: Entwicklung eines intelligenten Energie-Management-Controllers für hybrid-elektrische mobile Arbeitsmaschinen. Masterarbeit, Institut für Fahrzeugsystemtechnik, KIT, Karlsruhe 2015.

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

- Band 1** Urs Wiesel
Hybrides Lenksystem zur Kraftstoffeinsparung im schweren Nutzfahrzeug. 2010
ISBN 978-3-86644-456-0
- Band 2** Andreas Huber
Ermittlung von prozessabhängigen Lastkollektiven eines hydrostatischen Fahrentriebsstrangs am Beispiel eines Teleskopladers. 2010
ISBN 978-3-86644-564-2
- Band 3** Maurice Bliesener
Optimierung der Betriebsführung mobiler Arbeitsmaschinen. Ansatz für ein Gesamtmaschinenmanagement. 2010
ISBN 978-3-86644-536-9
- Band 4** Manuel Boog
Steigerung der Verfügbarkeit mobiler Arbeitsmaschinen durch Betriebslastfassung und Fehleridentifikation an hydrostatischen Verdrängereinheiten. 2011
ISBN 978-3-86644-600-7
- Band 5** Christian Kraft
Gezielte Variation und Analyse des Fahrverhaltens von Kraftfahrzeugen mittels elektrischer Linearaktuatoren im Fahrwerksbereich. 2011
ISBN 978-3-86644-607-6
- Band 6** Lars Völker
Untersuchung des Kommunikationsintervalls bei der gekoppelten Simulation. 2011
ISBN 978-3-86644-611-3
- Band 7** 3. Fachtagung
Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen. 17. Februar 2011, Karlsruhe. 2011
ISBN 978-3-86644-599-4

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

- Band 8** Vladimir Iliev
Systemansatz zur anregungsunabhängigen Charakterisierung des Schwingungskomforts eines Fahrzeugs. 2011
ISBN 978-3-86644-681-6
- Band 9** Lars Lewandowitz
Markenspezifische Auswahl, Parametrierung und Gestaltung der Produktgruppe Fahrerassistenzsysteme. Ein methodisches Rahmenwerk. 2011
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. 2012
ISBN 978-3-86644-808-7
- Band 11** Martin Gießler
Mechanismen der Kraftübertragung des Reifens auf Schnee und Eis. 2012
ISBN 978-3-86644-806-3
- Band 12** Daniel Pies
Reifenungleichförmigkeitserregter Schwingungskomfort – Quantifizierung und Bewertung komfortrelevanter Fahrzeugschwingungen. 2012
ISBN 978-3-86644-825-4
- Band 13** Daniel Weber
Untersuchung des Potenzials einer Brems-Ausweich-Assistenz. 2012
ISBN 978-3-86644-864-3
- Band 14** **7. Kolloquium Mobilhydraulik.**
27./28. September 2012 in Karlsruhe. 2012
ISBN 978-3-86644-881-0
- Band 15** 4. Fachtagung
Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen
20. Februar 2013, Karlsruhe. 2013
ISBN 978-3-86644-970-1

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

- Band 16** Hans-Joachim Unrau
Der Einfluss der Fahrhahnoberflächenkrümmung auf den Rollwiderstand, die Cornering Stiffness und die Aligning Stiffness von Pkw-Reifen. 2013
ISBN 978-3-86644-983-1
- Band 17** Xi Zhang
Untersuchung und Entwicklung verschiedener Spurführungsansätze für Offroad-Fahrzeuge mit Deichselverbindung. 2013
ISBN 978-3-7315-0005-6
- Band 18** Stefanie Grollius
Analyse des gekoppelten Systems Reifen-Hohlraum-Rad-Radföhrung im Rollzustand und Entwicklung eines Rollgeräuschmodells. 2013
ISBN 978-3-7315-0029-2
- Band 19** Tobias Radke
Energieoptimale Längsföhrung von Kraftfahrzeugen durch Einsatz vorausschauender Fahrstrategien. 2013
ISBN 978-3-7315-0069-8
- Band 20** David Gutjahr
Objektive Bewertung querdynamischer Reifeneigenschaften im Gesamtfahrzeugversuch. 2014
ISBN 978-3-7315-0153-4
- Band 21** Neli Ovcharova
Methodik zur Nutzenanalyse und Optimierung sicherheitsrelevanter Fahrerassistenzsysteme. 2014
ISBN 978-3-7315-0176-3
- Band 22** Marcus Geimer, Christian Pohlandt
Grundlagen mobiler Arbeitsmaschinen. 2014
ISBN 978-3-7315-0188-6
- Band 23** Timo Kautzmann
Die mobile Arbeitsmaschine als komplexes System. 2014
ISBN 978-3-7315-0187-9

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

- Band 24** Roman Weidemann
Analyse der mechanischen Randbedingungen zur Adaption der oszillierenden Hinterschneidtechnik an einen Mobilbagger. 2014
ISBN 978-3-7315-0193-0
- Band 25** Yunfan Wei
Spurführungsregelung eines aktiv gelenkten Radpaars für Straßenbahnen. 2014
ISBN 978-3-7315-0232-6
- Band 26** David Schmitz
Entwurf eines fehlertoleranten Lenkventils für Steer-by-Wire Anwendungen bei Traktoren. 2014
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. 2014
ISBN 978-3-7315-0281-4
- Band 28** Peter Dengler
Untersuchung zum effizienten Betrieb von Hydraulikzylindern in Konstantdrucksystemen unter Verwendung einer Zwischendruckleitung. 2015
ISBN 978-3-7315-0295-1
- Band 29** Manuel Bös
Untersuchung und Optimierung der Fahrkomfort- und Fahrdynamikeigenschaften von Radladern unter Berücksichtigung der prozessspezifischen Randbedingungen. 2015
ISBN 978-3-7315-0310-1
- Band 30** 5. Fachtagung
Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen
25. Februar 2015, Karlsruhe. 2015
ISBN 978-3-7315-0323-1

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

- Band 31** Michael Eckert
**Energieoptimale Fahrdynamikregelung
mehrmotoriger Elektrofahrzeuge.** 2015
ISBN 978-3-7315-0332-3
- Band 32** Martin Scherer
**Beitrag zur Effizienzsteigerung mobiler Arbeitsmaschinen.
Entwicklung einer elektrohydraulischen Bedarfsstromsteuerung
mit aufgeprägtem Volumenstrom.** 2015
ISBN 978-3-7315-0339-2
- Band 33** Rinaldo Arnold
**Automatische Abstimmung der Sekundärseite eines
dreiphasigen Systems zur berührungslosen induktiven
Energieübertragung.** 2015
ISBN 978-3-7315-0355-2
- Band 34** Johannes Gültlinger
Kraftübertragung und Fahrbahnverschleiß durch Spikereifen. 2015
ISBN 978-3-7315-0358-3
- Band 35** Thorsten Dreher
**Energieeffizienz von Konstantdrucksystemen mit
sekundärgeregelten Antrieben beim Einsatz in
mobilen Arbeitsmaschinen.** 2015
ISBN 978-3-7315-0377-4
- Band 36** Steffen Kölling
**Konzeptionelle Untersuchung zur Neigekompensation
von Stromabnehmern.** 2015
ISBN 978-3-7315-0387-3
- Band 37** Michael Fritz
**Entwicklungswerkzeuge für die Fahrzeugklimatisierung
von Nutzfahrzeugen.** 2015
ISBN 978-3-7315-0384-2

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

- Band 38** Ralf Oberfell
Stochastische Simulation von Energieflüssen im Nutzfahrzeug. Ein einsatzorientiertes Bewertungs- und Optimierungsverfahren. 2015
ISBN 978-3-7315-0403-0
- Band 39** Christoph Sturm
Bewertung der Energieeffizienz von Antriebssystemen mobiler Arbeitsmaschinen am Beispiel Bagger. 2015
ISBN 978-3-7315-0404-7
- Band 40** Florian Netter
Komplexitätsadaption integrierter Gesamtfahrzeugsimulationen. 2016
ISBN 978-3-7315-0414-6
- Band 41** Markus Springmann
Auslegung eines asynchronen Langstatorlinearmotors mit großem Luftspalt als Straßenbahnantrieb. 2015
ISBN 978-3-7315-0418-4
- Band 42** Alexander Basler
Eine modulare Funktionsarchitektur zur Umsetzung einer gesamtheitlichen Betriebsstrategie für Elektrofahrzeuge. 2015
ISBN 978-3-7315-0421-4
- Band 43** Hans-Georg Wahl
Optimale Regelung eines prädiktiven Energiemanagements von Hybridfahrzeugen. 2015
ISBN 978-3-7315-0422-1
- Band 44** Jennifer Heck
Zur Simulation des Rad-Schiene-Verschleißes bei Straßenbahnen. 2016
ISBN 978-3-7315-0443-6

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

- 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. 2016
ISBN 978-3-7315-0452-8
- Band 46** Philip Nagel
Entwicklung einer Betriebsstrategie zur Energierückgewinnung in hybriden Mehrverbrauchersystemen. 2016
ISBN 978-3-7315-0479-5
- Band 47** Matthias Pfriem
Analyse der Realnutzung von Elektrofahrzeugen in kommerziellen Flotten zur Definition einer bedarfsgerechten Fahrzeugauslegung. 2016
ISBN 978-3-7315-0489-4
- Band 48** Mohanad El-Haji
Ontologie-basierte Definition von Anforderungen an Validierungswerkzeuge in der Fahrzeugtechnik. 2016
ISBN 978-3-7315-0496-2
- Band 49** **9. Kolloquium Mobilhydraulik**
22./23. September 2016 in Karlsruhe. 2016
ISBN 978-3-7315-0573-0
- Band 50** 6. Fachtagung
Hybride und energieeffiziente Antriebe für mobile Arbeitsmaschinen
15. Februar 2017, Karlsruhe. 2017
ISBN 978-3-7315-0601-0
- Band 51** Fabian Schirmaier
Experimentelle Untersuchung und Simulation des Umformverhaltens nähgewirkter unidirektionaler Kohlenstofffasergelege. 2017
ISBN 978-3-7315-0620-1

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

- Band 52** Mathias Cabrera Cano
Neuronale Netze mit externen Laguerre-Filtern zur automatischen numerischen Vereinfachung von Getriebemodellen. 2017
ISBN 978-3-7315-0621-8
- Band 53** Arwed Schmidt
Flottenbetrieb von elektrischen und autonomen Serviceagenten im städtischen Personennahverkehr. 2017
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. 2017
ISBN 978-3-7315-0630-0
- Band 55** Frank Christof Stalter
Ansätze zur akustischen Optimierung von Reifen und Fahrbahnen für Elektrofahrzeuge unter Antriebsmoment. 2017
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. 2017
ISBN 978-3-7315-0684-3
- Band 57** Ulrico Peckelsen
Objective Tyre Development. Definition and Analysis of Tyre Characteristics and Quantification of their Conflicts. 2017
ISBN 978-3-7315-0713-0
- Band 58** Stefan Haag
Sequentieller Versuch zur HiL-unterstützten Validierung hybrider Antriebssysteme mit gekoppelten Antriebseinheiten. 2018
ISBN 978-3-7315-0752-9

Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik (ISSN 1869-6058)

Herausgeber: FAST Institut für Fahrzeugsystemtechnik

Band 59 Dirk Hülsebusch
**Fahrerassistenzsysteme zur energieeffizienten Längsregelung -
Analyse und Optimierung der Fahrsicherheit.** 2018
ISBN 978-3-7315-0755-0

Band 60 Christian Pohlandt
**Intelligentes Gesamtmaschinenmanagement
für elektrische Antriebssysteme.** 2018
ISBN 978-3-7315-0774-1

Elektrische Antriebssysteme werden zunehmend in das Anwendungsgebiet Mobiler Arbeitsmaschinen übertragen, mit dem Ziel eine Optimierung des Arbeitsprozesses zu erreichen. Dieses Buch greift den Aspekt der Arbeitsprozessoptimierung unter einem ganzheitlich systemischen Forschungsansatz auf und erzielt durch den Einsatz elektrischer Antriebssysteme, kombiniert mit einem intelligenten lernfähigen Gesamtmaschinenmanagement, zukunftsweisende Ergebnisse. Basierend auf echtzeitfähigen Algorithmen der künstlichen Intelligenz bzw. dem Maschinellen Lernen und Methoden des Data Mining wird ein neuartiges, intelligentes und lernendes Management auf Maschinenebene entwickelt. Es wird nachgewiesen, dass Mobile Arbeitsmaschinen wiederkehrende Arbeitsprozesse bei unterschiedlichen Fahrern erlernen und präzisieren können. Die Validierung mittels der MOBIL-Methode weist die Leistungsfähigkeit und Einsatztauglichkeit nach. Dabei werden Messdaten aus Feldversuchen in virtuelle Arbeitsszenarien mit unterschiedlichen Arbeitsprozessen überführt. Der vollständige Fahrereingriff ermöglicht es Arbeitsszenarien in der virtuellen Realität durchzuführen, um das intelligente lernfähige Gesamtmaschinenmanagement in der praktischen Anwendung zu erproben.