

Technische Universität München

TUM School of Engineering and Design

**Energieeffizientes Fahren und optimale, elektrische
Antriebsstränge für automatisierte Fahrzeuge**

Alexander Koch, M.Sc.

Vollständiger Abdruck der von der TUM School of Engineering and Design der
Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Ingenieurwissenschaften

genehmigten Dissertation.

Vorsitz: Prof. Malte Jaensch, Ph.D.

Prüfer*innen der Dissertation: 1. Prof. Dr.-Ing. Markus Lienkamp

2. Prof. Dr. Ludger Frerichs

Die Dissertation wurde am 18.11.2022 bei der Technischen Universität München eingereicht
und durch die TUM School of Engineering and Design am 29.01.2023 angenommen.

Ein Experte ist ein Mann, der hinterher genau sagen kann, warum seine Prognose nicht gestimmt hat. – Winston Churchill

Danksagung

Diese Dissertation entstand während meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Fahrzeugtechnik der Technischen Universität München in den Jahren 2018 bis 2022.

An erster Stelle möchte ich mich bei meinem Doktorvater Prof. Dr.-Ing. Markus Lienkamp für die Chance zur Promotion und die Betreuung bedanken. Das entgegengebrachte Vertrauen und die gewährte wissenschaftliche Freiheit erzeugt ein Umfeld, in dem ich immer gerne gearbeitet und promoviert habe. Dies und die Betreuung bei offenen Diskussionen haben diese Arbeit ermöglicht. Zusätzlich möchte ich mich bei Prof. Dr. Ludger Frerichs für die Zweitkorrektur und bei Prof. Malte Jaensch für den Prüfungsvorsitz bedanken.

Des Weiteren möchte ich mich bei meinen ehemaligen Kolleg*Innen, besonders aus meiner Forschungsgruppe Fahrzeugkonzepte, für die tolle Zeit und die fachlichen aber auch freundschaftlichen Diskussionen bedanken. Thomas Herrmann danke ich für die vielen Diskussionen um das Thema Optimierung. Für das fachliche Gegenlesen und eure Anregungen danke ich herzlich Adrian König, Lorenzo Nicoletti und Yasin Meral.

Ein besonderer Dank geht an meine Kollegen Adrian König und Ferdinand Schockenhoff, mit denen ich zusammen das Projekt UNICARagil von Anfang an bearbeitet habe. Ich bin mir sicher, dass nur die Kollegialität und Freundschaft, die wir uns entgegengebracht haben, unsere Dissertationen ermöglicht haben. Ein weiterer großer Dank geht an Philipp Hafemann und Yasin Meral sowie an die elektrische und mechanische Werkstatt unter Florian Biechl und Erwin Darnhofer, die uns bei dem Projekt UNICARagil tatkräftig unterstützt haben. An dieser Stelle möchte ich mich bei dem Bundesministerium für Bildung und Forschung für die Finanzierung des Projektes UNICARagil bedanken.

Die Zeit in Singapur habe ich ebenfalls sehr genossen. Ich danke der Singapore National Research Foundation für die Finanzierung der Zeit bei TUM Create und allen Kollegen.

Ein herzlicher Dank geht auch an meine Familie und Freundin Samantha, für die durchgehend große Unterstützung, das sprachliche Gegenlesen und die Geduld, sowie an meine Freunde, mit denen ich in der Freizeit Kraft tanken konnte.

Garching, im Oktober 2022

Alexander Koch

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	V
Formelzeichen	VII
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Inhalt der Arbeit	2
1.3 Aufbau der Arbeit	2
2 Stand der Technik	5
2.1 Grundlagen der Optimierung	5
2.1.1 Klassifizierung von Optimierungsproblemen	6
2.1.2 Einteilung der Optimierungsalgorithmen	7
2.1.3 Mathematische Grundlagen zur gradientenbasierten Optimierung	8
2.1.4 Relevante Optimierungsalgorithmen	9
2.1.5 Optimale Regelungsprobleme	12
2.2 Einführung in die Verluste von Elektrofahrzeugen	13
2.2.1 Fahrzeugwiderstandsverluste	13
2.2.2 Verluste im Antriebsstrang	15
2.3 Automatisierung der Fahrzeuge	20
2.3.1 Einteilung der Automatisierungsgrade	21
2.3.2 Einflussfaktoren der Automatisierung auf den Energieverbrauch	21
2.4 Energieeffizientes Fahren	22
2.4.1 Überblick und Einordnung des energieeffizienten Fahrens	22
2.4.2 Energieeffizientes Fahren in der Real- und Serienanwendung	24
2.4.3 Optimierungsansätze zum energieeffizienten Fahren	25
2.5 Antriebsstrangoptimierung	29
2.5.1 Antriebsstrangoptimierung basierend auf Zyklen	29
2.5.2 Antriebsstrangoptimierungen mit energieeffizientem Fahren	31
2.6 Zielsetzung der Arbeit	33

3	Algorithmus zum energieeffizienten Fahren	35
3.1	Problemformulierung	36
3.1.1	Allgemeine Form und Bewegungsgleichungen	36
3.1.2	Modellierung des Antriebsstrangs und Integration in den Algorithmus	37
3.1.3	Kostenfunktion	41
3.1.4	Anpassungen für weitere Topologien	42
3.1.5	Implementierung	43
3.2	Parametrierung des Referenzfahrzeugs und Erstellung der Meta-Modelle	45
3.2.1	Meta-Modellierung	45
3.2.2	Akkumulator	46
3.2.3	Motor und Leistungselektronik	47
3.2.4	Getriebe	49
3.2.5	Gesamtfahrzeug	50
3.2.6	Validierung	51
3.3	Folgefahrt mit Parametervariation	53
3.3.1	Randbedingungen der Folgefahrt mit Parametervariation	54
3.3.2	Ergebnisse der Folgefahrt mit Parametervariation	55
3.4	Optimierung des WLTP-Zyklusverbrauchs	60
3.4.1	Randbedingungen zur Bestimmung des WLTP-Verbrauchs	60
3.4.2	Ergebnisse der Optimierung des WLTP-Zyklusverbrauchs	62
3.5	Diskussion des Algorithmus und Ausblick	64
3.5.1	Limitierungen der Modellierung und Validierung	64
3.5.2	Diskussion der Ergebnisse	65
3.5.3	Rechenzeit	67
3.5.4	Ausblick	69
4	Antriebsstrangoptimierung mit energieeffizientem Fahren	71
4.1	Aufbau der Antriebsstrangoptimierung	71
4.1.1	Entscheidungsvariablen	72
4.1.2	Zielgrößen und Randbedingungen	73
4.1.3	Fahrszenario und Gleiter	74
4.1.4	Fahrzeugparametrierung	74
4.1.5	Reichweitenbestimmung	77
4.1.6	Bestimmung der Zielgrößen	77

4.1.7	Verwendeter Algorithmus zur Antriebsstrangoptimierung.....	78
4.1.8	Durchgeführte Untersuchungen	78
4.1.9	Validierung der Simulationen.....	79
4.2	Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung	80
4.2.1	Einfluss des energieeffizienten Fahrens auf den optimalen Antriebsstrang.....	80
4.2.2	Vergleich der Topologien	87
4.2.3	Einfluss der Hoch- und Vollautomatisierung auf den Antriebsstrang	89
4.3	Diskussion der Antriebsstrangoptimierung.....	90
4.3.1	Limitierungen der Antriebsstrangoptimierung.....	90
4.3.2	Plausibilisierung und Deutung der Ergebnisse	92
4.3.3	Notwendigkeit der kombinierten Optimierung.....	92
4.3.4	Handlungsempfehlung zur Effizienzsteigerung automatisierter Fahrzeuge	93
5	Zusammenfassung	95
	Abbildungsverzeichnis.....	i
	Tabellenverzeichnis	v
	Literaturverzeichnis	vii
	Vorveröffentlichungsliste	xxv
	Betreute Studienarbeiten	xxvii
	Anhang	xxix

Abkürzungsverzeichnis

1M1G	Antrieb basierend auf einem Motor mit Eingangetriebe
1M2G	Antrieb basierend auf einem Motor mit Zweiganggetriebe
2M1G	Allradantrieb mit jeweils einem Motor und einem Einganggetriebe pro Achse
ACC	Abstandsregeltempomat (engl. adaptive cruise control)
ASM	Asynchronmaschine
CVT	kontinuierlich variables Getriebe (engl. continuously variable transmission)
DP	Dynamische Programmierung
FEM	Finite Elemente Methode
FONC	notwendige Bedingung erster Ordnung (engl. first order necessary condition)
FSM	fremderregte Synchronmaschine
FTP-72	Federal Test Procedure - 72
GPS	globale Positionsbestimmungssystem (engl. global positioning system)
IP	Innere Punkte (engl. interior point)
IPSM	integrierte-permanenterregte Synchronmaschine (engl. interior)
IWR	Trägheitsarbeitswertung (engl. inertial work rating)
KKT	Karush-Kuhn-Tucker
Lkw	Lastkraftkraftwagen
LP	lineare Programmierung (engl. linear programming)
MILP	gemischt ganzzahlige lineare Programmierung (engl. mixed-integer linear programming)
MINLP	gemischt ganzzahlige nichtlineare Programmierung (engl. mixed-integer nonlinear programming)
MPC	modellprädiktive Regelung (engl. model predictive control)
NEFZ	Neuer Europäischer Fahrzyklus
NLP	nichtlineare Programmierung (engl. nonlinear programming)
NSGA-II	genetische Algorithmus mit nicht-dominanter Sortierung II (engl. nondominated sorting genetic algorithm II)
OCP	optimales Regelungsproblem (engl. optimal control problem)
OCV	Leerlaufspannung (engl. open circuit voltage)
Pkw	Personenkraftwagen
PMP	Pontryagin's Maximum Prinzip
PSM	permanenterregte Synchronmaschine
QP	quadratischer Programmierung (engl. quadratic programming)
RMSE	Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (engl. root mean square error)
RMSRE	Wurzel des mittleren relativen quadratischen Fehlers (engl. root mean relative square error)

RMSSE	Wurzel des mittleren quadratischen Geschwindigkeitsfehlers (engl. root mean squared speed error)
SOC	Ladezustand (engl. State of Charge)
SPSM	oberflächen-permanenterregte Synchronmaschine (engl. surface-mounted)
V2I	Fahrzeug zu Infrastruktur (engl. vehicle to infrastructure)
V2V	Fahrzeug zu Fahrzeug (engl. vehicle to vehicle)
WLTP	Worldwide Harmonised Light-Duty Vehicles Test Procedure

Formelzeichen

Formelzeichen	Einheit	Beschreibung
α	-	Koeffizient für Rollwiderstand
α_{fit}	-	Parameter zur Auswahl der Fittingmethode
α_{incl}	°	Steigungswinkel
α_s	-	Konvergenzfaktor zur Auslegung der Akkumulatorgröße
β	-	Koeffizient für Rollwiderstand
β_m	-	Motorart des ersten Motors
$\beta_{m,2}$	-	Motorart des zweiten Motors
$\Delta E_{\text{WLTP},1}$	-	Im erste Zyklus verbrauchte Energie
ϵ	-	Umgebung
λ	-	Kuhn-Tucker-Multiplikator
λ_m	-	Drehmassenzuschlagsfaktor
μ	-	Kuhn-Tucker-Multiplikator
ξ	%	Ladezustand des Akkumulators (SOC)
ρ_a	$\frac{\text{kg}}{\text{m}^3}$	Luftdichte
σ	-	Skalierungsfaktor
τ	-	Faktor in der Barrierefunktion
ω_m	$\frac{\text{rad}}{\text{s}}$	Motordrehzahl
$\omega_{m,\text{max}}$	$\frac{\text{rad}}{\text{s}}$	Maximale Motordrehzahl
a	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Beschleunigung
a_{max}	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Maximale Beschleunigung
a_{min}	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Minimale Beschleunigung
A_s	-	Fahrzeugstirnfläche
b	-	Barrierefunktion

c	-	Konstante für den Zusammenhang zwischen Strom und Drehmoment
c_a	-	Luftwiderstandsbeiwert
C_{cell}	As / Ah	Kapazität einer Akkumulatorzelle
$C_{\text{cell,ref}}$	As / Ah	Kapazität einer Referenzakkumulatorzelle
C_{gb}	-	Gewählter Gang
c_m	-	Empirischer Wert zur Berechnung des Luftwiderstands eines Motors
c_w	-	Luftwiderstandsbeiwert bei frontaler Anströmung
c_{x-y}	-	spezifische Kosten von Punkt x zu Punkt y
d	m	Distanz
EAC	Wh	Aus dem Stromnetz wiederaufgeladene Energie
$EC_{\text{DC,WLTP}}$	$\frac{\text{Wh}}{\text{km}}$	Gewichteter Stromverbrauch im WLTP-Zyklus
EC_{WLTP}	$\frac{\text{Wh}}{\text{km}}$	Verbrauch des Fahrzeugs nach WLTP
F	N	Kraft
F_a	N	Luftwiderstandskraft
F_{acc}	N	Beschleunigungswiderstandskraft
f_{fit}	-	Fittingfunktion
$f_{\text{fit,c,2}}$	-	Quadratischer, kontinuierlicher Fit der Verluste über motorischen und generatorischen Drehmomentbereich
$f_{\text{fit,c,4}}$	-	Biquadratischer, kontinuierlicher Fit der Verluste über motorischen und generatorischen Drehmomentbereich
$f_{\text{fit,s,2}}^+$	-	Quadratischer Fit der Verluste über motorischen Drehmomentbereich
$f_{\text{fit,s,2}}^-$	-	Quadratischer Fit der Verluste über generatorischen Drehmomentbereich
$f_{\text{gb,loss}}^+$	N m	Fit der Getriebeverluste im motorischen Drehmomentbereich
$f_{\text{gb,loss}}^-$	N m	Fit der Getriebeverluste im generatorischen Drehmomentbereich
F_I	N	Trägheitskraft
$f_{\text{m,loss}}^+$	W	Fit der elektrischen Motorverluste im motorischen Drehmomentbereich
$f_{\text{m,loss}}^-$	W	Fit der elektrischen Motorverluste im generatorischen Drehmomentbereich
$f_{\text{m,loss,me}}$	N m	Drehzahlabhängige mechanischen Motorverluste
$F_{\text{pt,max}}$	N	Maximale Antriebskraft des Antriebsstrangs

F_r	N	Rollwiderstandskraft
f_r	-	Rollwiderstandsbeiwert
$f_{r,0}$	-	Rollwiderstandsbeiwert (konstant)
$f_{r,1}$	-	Rollwiderstandsbeiwert (linear von Geschwindigkeit)
$f_{r,2}$	-	Rollwiderstandsbeiwert (quadratisch von Geschwindigkeit)
$f_{r,4}$	-	Rollwiderstandsbeiwert (biquadratisch von Geschwindigkeit)
$F_{R,ges}$	N	Summe aus Luft- und Rollwiderstand
F_{pt}	N	Antriebskraft
$f_{s,t}$	m	Sollabstand zum Vorderfahrzeug
F_{slope}	N	Steigungswiderstandskraft
F_t	N	Traktionskraft
f_{up}	Hz	Aktualisierungsfrequenz der MPC
$f_{V_{OC}}$	V	Funktion zu Beschreibung der Leerlaufspannung einer Akkumulatorzelle
F_z	N	Reifentraglast
g	-	Ungleichheitsbedingungen eines Optimierungsproblems
g	$\frac{m}{s^2}$	Erdbeschleunigung
H	s	Planungshorizont der Optimierung
h	-	Gleichheitsbedingungen eines Optimierungsproblems
I	A	Elektrischer Strom
I_{cell}	A	Elektrischer Strom in einer Akkumulatorzelle
i_{gb}	-	Gangübersetzung des Getriebes
$i_{gb,2}$	-	Gangübersetzung des zweiten Gangs des Zweigangetriebes
$i_{gb,m2}$	-	Gangübersetzung des Getriebes der zweiten Achse
$I_{recu,max}$	A	Maximaler Rekuperationsstrom einer Zelle
IW	N m	Tatsächlich geleistete Trägheitsarbeit zur Berechnung des IWR
IW_T	N m	Zielträgheitsarbeit zur Berechnung des IWR
IWR	%	Inertial Work Rating
J	-	Kostenfunktion eines Optimierungsproblems
j	$\frac{m}{s^3}$	Ruck
J_m	kg m ²	Trägheitsmoment des Motors

\dot{j}_{\max}	$\frac{\text{m}}{\text{s}^3}$	Maximaler Ruck
\dot{j}_{\min}	$\frac{\text{m}}{\text{s}^3}$	Minimaler Ruck
J_{gb}	kg m^2	Trägheitsmoment des Getriebes
J_{total}	kg m^2	Gesamträgheitsmoment bezogen auf die Räder
J_{w}	kg m^2	Trägheitsmoment der Räder
K_1	-	Gewichtungsterm für die erste WLTP-Fahrt
K_2	-	Gewichtungsterm für die zweite WLTP-Fahrt
L	-	Lagrangian
l_{m}	m	Stack-Länge des Motors
m	-	Polynomgrad
m_{a}	kg	Zu beschleunigende Masse
m_{veh}	kg	Fahrzeuggesamtmasse
N	-	Anzahl der Stützstellen der Zyklusgeschwindigkeit
n	-	Polynomgrad
N_{gen}	-	Generationsgröße
N_{LUT}	-	Anzahl der Stützstellen eines Kennfelds
n_{par}	-	Anzahl der parallel geschalteten Zellen
n_{ser}	-	Anzahl der seriell geschalteten Zellen
O	-	Beschränkte Menge
P	W	Leistung
P_{aux}	W	Leistung der Nebenverbraucher
P_{bat}	W	Interne Akkumulatorleistung
$P_{\text{bat,out}}$	W	Akkumulatorausgangsleistung
P_{Cu}	W	Kupfer- bzw. Stromwärmeverluste
$P_{\text{Cu,r}}$	W	Kupferverluste im Rotor
$P_{\text{Cu,s}}$	W	Kupferverluste im Stator
$P_{\text{Fe,s}}$	W	Eisenverluste im Stator
P_{m}	W	Motorleistung
$P_{\text{m,max,2}}$	kW	Nennmotorleistung des zweiten Motors
$P_{\text{m,a}}$	W	Leistung im Luftspalt des Motors
$P_{\text{m,max}}$	kW	Nennmotorleistung des ersten Motors

$P_{m,el}$	W	Elektrische Eingangsleistung des Motors
$P_{m,me,out}$	W	Mechanische Ausgangsleistung des Motors
$P_{m,loss}$	W	Verluste im Motor
$P_{m,loss,el}$	W	Elektrische Verluste im Motor
$P_{m,me,in}$	W	Mechanische Eingangsleistung des Motors
P_{pe}	W	Eingangsleistung der Leistungselektronik
$P_{pe,loss}$	W	Verluste der Leistungselektronik
P_{R+Z}	W	Reibungs- und Zusatzverluste im Rotor
$P_{recu,max}$	W	Maximale Rekuperationsleistung
P_t	-	Elterngeneration der Generation t
P_{t+1}	-	Elterngeneration der Generation $t + 1$
P_{tire}	$\frac{N}{m^2}$	Reifendruck
p_{xy}	-	Parameter für Fitting
P_w	W	Leistung am Rad
PER_{WLTP}	km	Elektrische Reichweite im WLTP
Q_t	-	Kinder der Generation t
R	Ω	Elektrischer Widerstand
R_i	Ω	Innenwiderstand einer Zelle
$R_{i,ref}$	Ω	Innenwiderstand einer Referenzakkumulatorzelle
R_{indi}	km	Erreichte Reichweite
r_m	m	Rotorradius des Motors
R_t	km	Zielreichweite
r_w	m	Reifenradius
R_x	-	Rang x
$RMSE$	-	Root Mean Squared Error
$RMSRE$	-	Root Mean Squared Relative Error
$RMSSE$	-	Root Mean Square Speed Error
s	m	Distanz
$s_{gb,loss}$	N m	Hilfsvariable zur Repräsentation der Drehmomentverluste im Getriebe
s_{lv}	m	Ort des Vorderfahrzeugs

$s_{m,loss}$	W	Hilfsvariable zur Repräsentation der elektrischen Motor- und Leistungselektronikverluste
s_{max}	m	Maximale Distanz
$s_{max,c,\zeta}$	m	Ort der Änderung des Geschwindigkeitslimits
s_{min}	m	Minimale Distanz
s_{v0}	m	Sollabstand und Minimalabstand zum Vorderfahrzeug bei Stillstand
s_{veh}	m	Abstand zum Vorderfahrzeug
t	s	Zeit
t_{acc}	s	Beschleunigungszeit
T_b	N m	Bremsmoment am Rad
$T_{b,max}$	N m	Maximales Bremsmoment am Rad
$T_{gb,loss}$	N m	Mechanisches Verlustmoment im Getriebe
$T_{gb,out}$	N m	Getriebeausgangsmoment
$T_{gb,out,2}$	N m	Getriebeausgangsmoment der zweiten angetriebenen Achse
T_m	N m	Motordrehmoment
$T_{m,a}$	N m	Motordrehmoment im Luftspalt
$T_{m,a,2}$	N m	Motordrehmoment im Luftspalt des zweiten Motors
$T_{m,loss}$	N m	Mechanisches Verlustmoment im Motor
$T_{m,max}$	N m	Maximalmoment des Motors
$T_{m,max,ct}$	N m	Maximales Drehmoment konstanten Drehmomentbereich des Motors
$T_{m,max,fw}$	N m	Maximales Drehmoment im Feldschwächebereich des Motors
$T_{m,out}$	N m	Motorausgangsmoment
t_{min}	s	Zeitlicher Minimalabstand zum Vorderfahrzeug
t_t	s	Zeitlicher Sollabstand zum Vorderfahrzeug
\mathbf{u}	-	Regelungsvektor eines Optimierungsproblems
UBE_{STP}	kW h	Nutzbare Speicherenergie
v	$\frac{m}{s}$	Geschwindigkeit
$V_{cell,max}$	V	Maximale Spannung einer Zelle
$V_{cell,t}$	V	Ausgangsspannung (Terminal) einer Akkumulatorzelle
v_{end}	$\frac{m}{s}$	Geschwindigkeit am Ende des Planungshorizonts

v_{flow}	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Anströmgeschwindigkeit
v_{init}	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeit am Anfang des Planungshorizonts
v_{max}	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Maximale Geschwindigkeit
$v_{\text{max,init}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Initiales Geschwindigkeitslimit
$v_{\text{max},\zeta}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeitslimit
v_{min}	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Minimale Geschwindigkeit
V_{OC}	V	Leerlaufspannung einer Zelle
v_{T}	-	Vorgegebene Zyklusgeschwindigkeit
w_{a}	$\frac{\text{s}^3}{\text{m}^2}$	Gewichtungsterm der Kostenfunktion für die Beschleunigung
w_{C}	$\frac{\text{m}}{\text{kW s}}$	Gewichtungsterm der Kostenfunktion für den Verbrauch
w_{E}	$\frac{1}{\text{kW s}}$	Gewichtungsterm der Kostenfunktion für die interne Akkumulator-energie
w_{j}	$\frac{\text{s}^5}{\text{m}^2}$	Gewichtungsterm der Kostenfunktion für den Ruck
$w_{\text{r,b}}$	$\text{s}/(\text{Nm})^2$	Gewichtungsterm der Kostenfunktion für den Regularisierungsterm des Bremsmoments
$w_{\text{r,m}}$	$\text{s}/(\text{Nm})^2$	Gewichtungsterm der Kostenfunktion für den Regularisierungsterm des Motormoments
w_{s}	$\frac{1}{\text{m}^2 \text{s}}$	Gewichtungsterm der Kostenfunktion für die Abweichung zum Sollabstand zum Vorderfahrzeug
$w_{\text{v,End}}$	$\frac{1}{\text{kW s}}$	Gewichtungsterm der Kostenfunktion für die kinetische Energie
\boldsymbol{x}	-	Entscheidungsvariablen bzw. Zustandsvariablen eines Optimierungsproblems
$\boldsymbol{x}_{1\text{M1G}}$	-	Entscheidungsvariablen der 1M1G-Topologie
$\boldsymbol{x}_{1\text{M2G}}$	-	Entscheidungsvariablen der 1M2G-Topologie
$\boldsymbol{x}_{2\text{M1G}}$	-	Entscheidungsvariablen der 2M1G-Topologie
z_{LUT}	-	Werte des Kennfelds

1 Einleitung

1.1 Motivation

Im Jahr 2019 benötigte der Verkehrssektor mehr als 30 % der in Deutschland verbrauchten Energie, wobei der straßengebundene Verkehr den größten Anteil ausmacht [1, S. 303]. Die Energie für den Verkehrssektor stammt zu 94 % aus Erdöl. Deswegen gehört die Elektrifizierung, getrieben von politischen und gesetzlichen Rahmenbedingungen, zu den Megatrends der Automobilindustrie [2]. Im Vergleich zur ersten Hälfte des Vorjahres stiegen die Zulassungen an batterieelektrischen Fahrzeugen in Deutschland um 12,5 % und stellten im Juli 2022 13,5 % aller Personenkraftwagen (Pkw)-Neuzulassungen dar [3].

Neben der Elektrifizierung gehört die Automatisierung zu den weiteren Megatrends der Automobilindustrie [4]. Am 02. Dezember 2021 hat das Kraftfahrtbundesamt die erste Typgenehmigung für das automatische Spurhaltesystem von Mercedes-Benz auf Grundlage der UN-Regelung Nr. 157 erteilt [5]. Das automatisierte Spurhaltesystem ist dem Automatisierungsgrad Level 3 nach SAE J 3016 [6] zuzuordnen und ist damit ein wichtiger Meilenstein zur Automatisierung von Fahrzeugen. Während in der Industrie die Kommerzialisierung der Level 3 Automatisierung startet, analysiert die Wissenschaft bereits die Chancen und Risiken von höheren Automatisierungsgraden, den hoch- und vollautomatisierten Fahrzeugen. Dem durch die Automatisierung veränderten Energieverbrauch wird besondere Aufmerksamkeit gewidmet [7]. Nach einer Szenarioanalyse könnte sich durch die Automatisierung der Energieverbrauch, in Abhängigkeit der dominierenden Effekte, verdoppeln oder halbieren [8].

Der Megatrend der Automatisierung beeinflusst die Elektrifizierung durch die Veränderung des Energiebedarfs. Wesentliche Ablehnungsgründe batterieelektrischer Fahrzeuge sind die Kosten und die limitierte Reichweite [9]. Der Grund liegt in den teuren Akkumulatoren und der begrenzten Speicherkapazität. Eine Änderung des Energieverbrauchs durch die Automatisierung beeinflusst die Reichweite und/oder Kosten des batterieelektrischen Fahrzeugs. Deswegen ist eine kombinierte Betrachtung der zwei Megatrends von Bedeutung.

Um einen erhöhten Energieverbrauch von automatisierten Fahrzeugen zu verhindern, ist es wichtig, die Maßnahmen zur Reduktion des Verbrauchs zu kombinieren. Fraglich ist jedoch, inwieweit sich die Maßnahmen gegenseitig beeinflussen. Das Addieren der einzelnen Einsparpotenziale ist nicht zielführend, weil Kannibalisierung- oder Verstärkungseffekte auftreten können. Deswegen sollten die verschiedenen Maßnahmen in Kombination betrachtet werden.

1.2 Inhalt der Arbeit

Durch die Automatisierung ergeben sich Änderungen beim Betrieb und Einsatz der Fahrzeuge, die den Energieverbrauch beeinflussen. Dazu zählen beispielsweise energieeffizientes Fahren, Platooning, geteilte Mobilität, erhöhte Nebenverbraucherleistung, Verkleinerung des Antriebsstrangs, Synchronisation zu Ampeln und Anpassung der Fahrzeuggröße [10, 11].

Das energieeffiziente Fahren ist von besonderem Interesse, weil bei automatisierten Fahrzeugen der Fahrstil eine Eigenschaft des Fahrzeugs wird [12]. Der Fahrstil beeinflusst den Energieverbrauch eines Fahrzeugs entscheidend [13, 14]. Deswegen erlaubt dessen Optimierung durch energieeffizientes Fahren Energieeinsparungen und sollte während der Auslegung des Fahrzeugs betrachtet werden [15].

Die Anpassung des Antriebsstrangs ist ebenfalls von besonderem Interesse, weil in einem automatisierten Fahrzeug keine starken Beschleunigungen mehr benötigt werden [10]. Darum kann der Antriebsstrang kleiner ausgelegt werden. Eine Anpassung des Antriebsstrangs auf die neuen Anforderungen und die neuen Fahrprofile erlaubt zusätzliches Einsparen von Energie [15, 16].

Deswegen fokussiert sich diese Arbeit auf das energieeffiziente Fahren und einen darauf optimierten Antriebsstrang. Deren Einfluss auf den Energieverbrauch eines zukünftigen automatisierten Fahrzeugs wird untersucht und mögliche Veränderungen im Antriebsstrangkonzzept analysiert. In Anbetracht des Megatrends der Elektrifizierung werden in dieser Arbeit ausschließlich batterieelektrische Fahrzeuge untersucht.

Der Stand der Technik offenbart Schwächen bei Algorithmen zum energieeffizienten Fahren. Deswegen wird in dieser Arbeit zuerst ein solcher Algorithmus implementiert und analysiert, damit die Einsparungen quantifiziert werden können. Danach wird der Antriebsstrang auf die neue Fahrweise optimiert, um den Einfluss des energieeffizienten Fahrens auf das Antriebsstrangkonzzept zu untersuchen und das gemeinsame Einsparpotenzial zu bestimmen.

1.3 Aufbau der Arbeit

Die Arbeit ist in fünf Kapitel untergliedert (Abbildung 1.1). Kapitel 2 stellt den Stand der Technik dar. Für die Grundlagen des energieeffizienten Fahrens und der Antriebsstrangoptimierung gibt Unterkapitel 2.1 einen Überblick über Optimierungsprobleme und deren Lösungsmethoden sowie für diese Arbeit relevante Algorithmen. Zur Schaffung von Ansatzpunkten zur Minimierung des Fahrzeugverbrauchs folgt eine Einführung in die energetischen Verluste von Elektrofahrzeugen in Unterkapitel 2.2. Die verschiedenen Stufen der Fahrzeugautomatisierung und das energetische Einsparpotenzial der Fahrzeugautomatisierung werden in Unterkapitel 2.3 vorgestellt. Unterkapitel 2.4 stellt das energieeffiziente Fahren vor, gibt einen Überblick über verschiedene Methoden und analysiert Vorarbeiten in diesem Bereich. Der Stand der Technik bezüglich Antriebsstrangoptimierungen wird in Unterkapitel 2.5 gezeigt. Dabei wird zuerst auf Optimierungen eingegangen, die auf dem Abfahren von Zyklen basieren. Danach werden Optimierungen präsentiert, die energieeffizientes Fahren im Auslegungsprozess integrieren. Die Forschungsfragen und Zielsetzung der Arbeit folgen in Unterkapitel 2.6.

Basierend auf der Kritik zum Stand der Technik und der daraus gefolgerten Zielsetzung wird in Kapitel 3 ein Algorithmus zum energieeffizienten Fahren vorgestellt. Dieser wird parametrisiert, validiert und für eine Fahrzeugfolgefahrt sowie der Optimierung des Worldwide Harmonised Light-Duty Vehicles Test Procedure (WLTP) verwendet. Der Algorithmus und dessen Ergebnisse werden anschließend diskutiert.

In Kapitel 4 wird eine Antriebsstrangoptimierung mit dem in Kapitel 3 vorgestellten Algorithmus zum energieeffizienten Fahren aufgebaut. Die auf das energieeffiziente Fahren optimierten Antriebsstränge werden mit Antriebssträngen verglichen, die auf einen Zyklus optimiert wurden, um Aussagen über das Einsparpotenzial von ersteren zu treffen. Des Weiteren wird der Einfluss der Sensorik und Rechner für die Hoch- und Vollautomatisierung auf den Antriebsstrang untersucht. Es folgt eine Diskussion inklusive Handlungsempfehlungen zur Effizienzsteigerung automatisierter Fahrzeuge. In Kapitel 5 wird die Arbeit zusammengefasst.

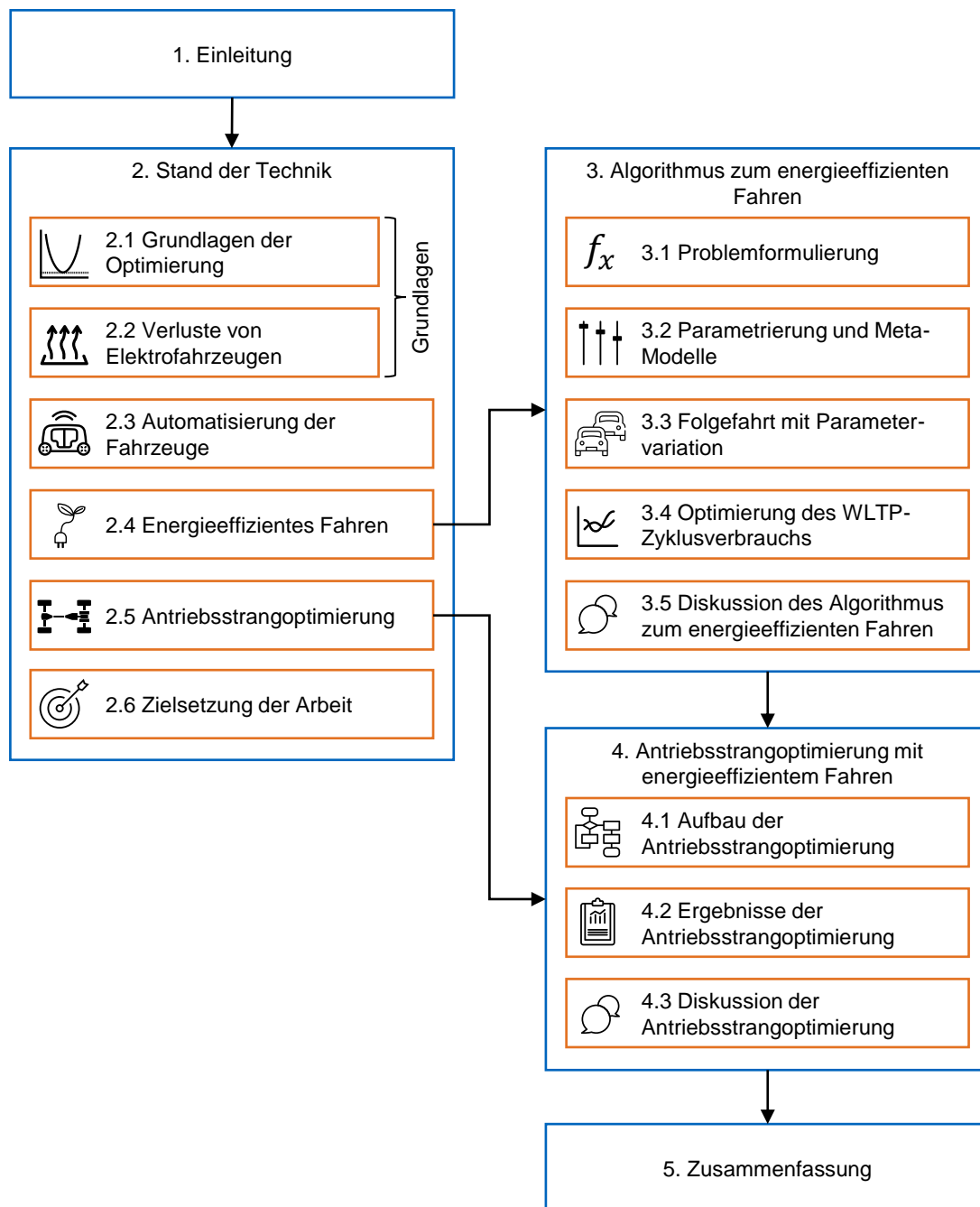


Abbildung 1.1: Aufbau der Arbeit

2 Stand der Technik

In diesem Kapitel werden die für diese Arbeit wesentlichen Grundlagen vermittelt, der Stand der Technik dargestellt und daraus die Forschungslücke definiert. In Unterkapitel 2.1 werden die Grundlagen der Optimierung erläutert. Es folgt eine Einführung in die auftretenden Verluste von Elektrofahrzeugen und deren Modellierung in Unterkapitel 2.2. Ein Überblick über die Einteilung, Potenziale und Risiken von automatisierten Fahrzeugen ist in Unterkapitel 2.3 gegeben. Mit den Grundlagen und der Motivation durch die Chancen der automatisierten Fahrzeuge wird der Stand der Technik bezüglich des energieeffizienten Fahrens in Unterkapitel 2.4 betrachtet und analysiert. In Unterkapitel 2.5 wird der Stand der Technik der Antriebsstrangoptimierung vorgestellt und kritisch diskutiert. Es folgt die Zielsetzung dieser Arbeit in Unterkapitel 2.6.

2.1 Grundlagen der Optimierung

Eine Optimierung sucht den besten Weg zur Erreichung eines bestimmten Ziels unter der Berücksichtigung von Randbedingungen [17, S. 1]. Ein allgemeines Optimierungsproblem besteht aus drei Hauptelementen: Entscheidungsvariablen, Kostenfunktion und Beschränkungen [17, S. 2]. Die Entscheidungsvariablen entsprechen den modifizierbaren Variablen innerhalb des Problems, die eine Optimierung des Systems zulassen. Die Kostenfunktion entspricht dem Maß zur Quantifizierung des Ergebnisses. Folglich muss für ein Minimierungsproblem die Kostenfunktion durch die geeignete Wahl der Entscheidungsvariablen minimiert werden. Die Beschränkungen eines Optimierungsproblems legen diesem Grenzen auf, die beispielsweise physikalischer oder finanzieller Natur sein können. Es kann zwischen Gleichheits- und Ungleichheitsbedingungen unterschieden werden.

Im Folgenden werden Minimierungsprobleme angenommen. Maximierungsprobleme können zu Minimierungsproblemen umformuliert werden, indem die Kostenfunktion mit -1 multipliziert wird. Mathematisch kann ein Optimierungsproblem über die Kostenfunktion (engl. objective function) $J : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$, die Ungleichheitsbedingungen (engl. inequality constraints) $g_i : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$ und die Gleichheitsbedingungen (engl. equality constraints) $h_j : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$ ausgedrückt werden [18, S. 127ff]:

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{x}}{\text{minimize}} && J(\mathbf{x}) \\ & \text{subject to} && h_k(\mathbf{x}) = 0 \quad k = 1, \dots, l, \\ & && g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \quad j = 1, \dots, m. \end{aligned} \tag{2.1}$$

Dabei ist $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ der Vektor aus den Optimierungs- bzw. Entscheidungsvariablen, l entspricht der Anzahl an Gleichheitsbedingungen und m der Anzahl an Ungleichheitsbedingungen.

Bezüglich der Lösung eines Optimierungsproblems muss zwischen einem lokalen und globalen Optimum unterschieden werden. Ein globales Minimum \mathbf{x}^* für ein beschränktes Problem ist definiert als

$$J(\mathbf{x}^*) \leq J(\mathbf{x}), \quad \forall \mathbf{x}, \mathbf{x}^* \in O \tag{2.2}$$

wobei $O \subset \mathbb{R}^n$ die beschränkte Menge ist [19, S. 6]. Entsprechend ist ein lokales Minimum \mathbf{x}^* für ein beschränktes Problem definiert als

$$J(\mathbf{x}^*) \leq J(\mathbf{x}), \quad \forall \mathbf{x}, \mathbf{x}^* \in O \text{ mit } \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^*\| < \epsilon \tag{2.3}$$

wobei ϵ die Umgebung von \mathbf{x}^* ist [19, S. 6].

In diesem Unterkapitel sollen für diese Arbeit wichtige Optimierungsprobleme und -algorithmen eingeordnet werden. Danach werden die Funktionsweisen einzelner Algorithmen, die im Rahmen dieser Arbeit diskutiert werden oder Anwendung finden, genauer erläutert. Zum Abschluss wird das Gebiet der optimalen Regelung vorgestellt.

2.1.1 Klassifizierung von Optimierungsproblemen

Es gibt eine hohe Varianz an Optimierungsproblemen und dementsprechend unterschiedliche Möglichkeiten, diese zu klassifizieren [20, S. 15]. Eine mögliche Klassifizierung ist in Abbildung 2.1 dargestellt.

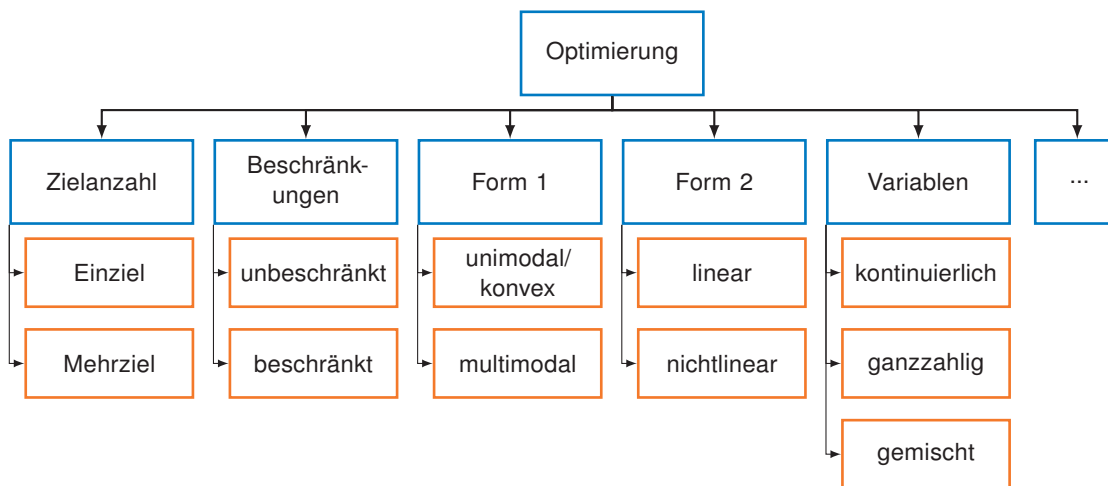


Abbildung 2.1: Verschiedene Klassifizierungsarten eines Optimierungsproblems nach [20, S. 18]

Es kann zwischen Einzel- und Mehrzieloptimierungen unterschieden werden. Die meisten realen Anwendungen sind Letzterem zuzuordnen, wobei es möglich ist, dass die unterschiedlichen Zielgrößen im Konflikt zueinander stehen [20, S. 17]. Sollten keine Beschränkungen h oder g vorhanden sein, so ist das Problem unbeschränkt, ansonsten ist es beschränkt. Des Weiteren können Optimierungsprobleme basierend auf der Form der Kostenfunktion und Beschränkungen klassifiziert werden [18, S. 1]. Boyd und Vandenberghe [18] klassifizieren die Probleme in konvexe und nicht-konvexe Probleme, weil erstere deutlich einfacher zu lösen sind. Eine

weitere übliche Einteilung ist die Aufteilung in linear und nichtlinear. Sind die Kostenfunktion und die Beschränkungen linear abhängig von den Entscheidungsvariablen x und ist x kontinuierlich, so handelt es sich um eine lineare Programmierung (engl. linear programming) (LP) [17, S. 5]. Analog handelt es sich bei einer nichtlinearen Kostenfunktion und/oder nichtlinearen Beschränkungen um eine nichtlineare Programmierung (engl. nonlinear programming) (NLP). Sind Teile der Entscheidungsvariablen nur diskrete ganzzahlige Werte $x_i \in \mathbb{Z}$, so wird das Problem als gemischt ganzzahlige lineare Programmierung (engl. mixed-integer linear programming) (MILP), beziehungsweise gemischt ganzzahlige nichtlineare Programmierung (engl. mixed-integer nonlinear programming) (MINLP) bezeichnet [17, S. 7f].

2.1.2 Einteilung der Optimierungsalgorithmen

Zur Lösung der verschiedenen Optimierungsprobleme werden verschiedene Algorithmen verwendet [20, S. 19]. Yang [20, S. 21] teilt die Optimierungsalgorithmen in deterministische Verfahren und stochastische Verfahren ein (Abbildung 2.2).

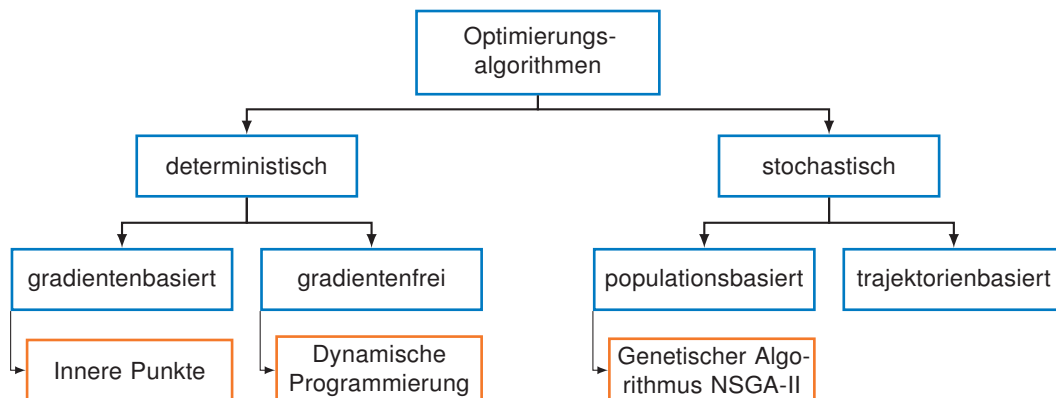


Abbildung 2.2: Klassifizierungen von Optimierungsalgorithmen in blau nach [20, S. 21] und in dieser Arbeit erläuterte Algorithmen in orange

Deterministische Verfahren können in gradientenbasierte und gradientenfreie Algorithmen eingeteilt werden. Erstere nutzen die Gradienten des Problems und können bei glatten und insbesondere konvexen Problemen gute Lösungen erzielen [20, S. 21]. Bei gradientenbasierten Algorithmen muss bezüglich der Art des Optimums unterschieden werden. Die Effektivität des Algorithmus hängt von der Form der Kostenfunktion, den Beschränkungen, der Anzahl der Entscheidungsvariablen und speziellen Strukturen innerhalb des Problems ab [18, S. 3]. Für konvexe Probleme gibt es effektive Algorithmen, womit große Probleme global optimal gelöst werden können [18, S. 4]. Für nicht-konvexe NLP gibt es im Allgemeinen keine effektiven Methoden zur Berechnung des globalen Optimums [18, S. 9]. Deswegen muss bei der Lösung ein Kompromiss eingegangen werden. Statt dem globalen Optimum ist eine Suche nach einem lokalen Optimum möglich, was für große Optimierungsprobleme in kurzen Berechnungszeiten geschehen kann. Als weiterer Nachteil ist die Notwendigkeit eines Startpunkts für den Algorithmus zu nennen. Dieser muss selbst definiert werden und kann die Lösung beeinflussen [18, S. 9]. Gradientenfreie Algorithmen nutzen keine Derivate, sondern nur den Funktionswert und sind dadurch bei einer nicht glatten Kostenfunktion zu bevorzugen [20, S. 21].

Die stochastischen Algorithmen zeichnen sich durch zufällig erzeugte Lösungen und die Auswahl und Weiterentwicklung der besten generierten Lösungen aus. Sie können in populationsba-

sierte und trajektorienbasierte Algorithmen unterteilt werden [20, S. 22]. Der Zufall in den stochastischen Verfahren ermöglicht es, ein Problem global zu untersuchen. Deswegen sind stochastische Verfahren gut geeignet, nach einem globalen Optimum zu suchen [20, S. 22]. Es ist jedoch anzumerken, dass die Erreichung des globalen Optimums durch stochastische Prozesse nicht garantiert ist.

Um die Funktionsweise von beschränkten gradientenbasierten Optimierungen zu verstehen, sind mathematische Grundlagen notwendig, die im Folgenden eingeführt werden.

2.1.3 Mathematische Grundlagen zur gradientenbasierten Optimierung

Für das Verständnis der gradientenbasierten Optimierung sollen die notwendigen mathematischen Grundlagen vermittelt werden. Für die folgenden Beschreibungen werden mindestens zweifach differenzierbare Funktionen angenommen.

Bei einer unbeschränkten NLP können die Kandidaten für ein lokales Optimum über die notwendige Bedingung erster Ordnung (engl. first order necessary condition) (FONC) gefunden werden [19, S. 15],

$$\nabla J(\mathbf{x}^*) = 0, \quad (2.4)$$

wobei bei konvexen Problemen das lokale Optimum dem globalen Optimum entspricht. Es ist jedoch nicht bekannt, ob das Optimum ein Minimum oder Maximum ist. Ein Minimum muss die notwendige Bedingung zweiter Ordnung (engl. second order necessary condition)

$$\nabla^2 J(\mathbf{x}^*) : \text{positiv semidefinit} \quad (2.5)$$

erfüllen [19, S. 15]. Um Sattelpunkte auszuschließen muss

$$\nabla^2 J(\mathbf{x}^*) : \text{positiv definit} \quad (2.6)$$

sein [19, S. 21]. Diese Bedingung wird als ausreichende Bedingung zweiter Ordnung (engl. second order sufficient condition) bezeichnet.

Während bei unbeschränkten Problemen die FONC erfüllt sein muss, ist dies bei beschränkten Problemen nicht notwendig [21, S. 190] (Abbildung 2.3).

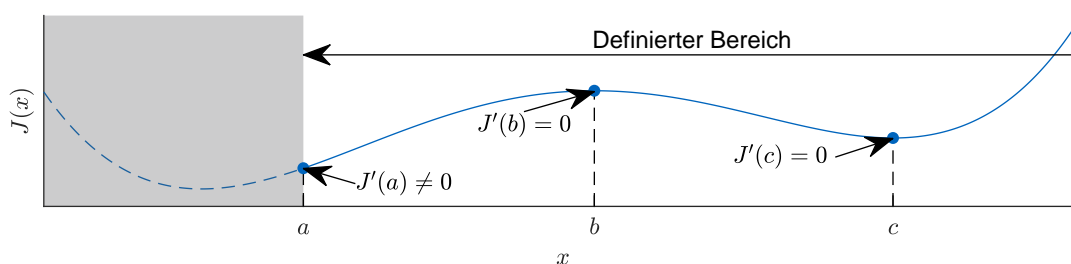


Abbildung 2.3: Veranschaulichung nach [21, S. 191], dass bei einem Minimum eines beschränkten Problems die notwendige Bedingung erster Ordnung nicht erfüllt sein muss

Die Karush-Kuhn-Tucker (KKT)-Bedingungen generalisieren die FONC von unbeschränkten zu beschränkten Problemen mit l Gleichheitsbedingungen und m Ungleichheitsbedingungen [21, S. 190] zu

$$\nabla J(\mathbf{x}^*) + \sum_{k=1}^l \lambda_k \nabla h_k(\mathbf{x}^*) + \sum_{j=1}^m \mu_j \nabla g_j(\mathbf{x}^*) = 0 \quad (2.7a)$$

$$h_k(\mathbf{x}^*) = 0 \quad k = 1, \dots, l \quad (2.7b)$$

$$g_j(\mathbf{x}^*) \leq 0 \quad j = 1, \dots, m \quad (2.7c)$$

$$\mu_j g_j(\mathbf{x}^*) = 0 \quad j = 1, \dots, m \quad (2.7d)$$

$$\mu \geq 0 \quad j = 1, \dots, m. \quad (2.7e)$$

Eine Herleitung und geometrische Interpretation ist im Anhang A.1 gegeben. Für die notwendigen Bedingungen zur Bestimmung eines Minimums wird auf weiterführende Literatur verwiesen [19].

Eine analytische Lösung der KKT-Bedingungen resultiert bei großen Optimierungsproblemen in einem aufwendig zu lösenden Gleichungssystem und einer weitreichenden kombinatorischen Suche, weil alle Kombinationen aus bindenden (Lösung liegt an der Grenze der Ungleichung) und nicht bindenden Ungleichheitsbedingungen untersucht werden müssen. Deswegen wird auf iterativ lösende Programme zurückgegriffen [17, S. 287]. Eine davon ist das Innere Punkte (engl. interior point) (IP)-Verfahren, das im Abschnitt 2.1.4 vorgestellt wird.

2.1.4 Relevante Optimierungsalgorithmen

Im Folgenden sollen die für diese Arbeit wichtigen Algorithmen detaillierter erläutert werden. Zuerst wird das Innere Punkte Verfahren vorgestellt. Dieses wird im Kapitel 3 zur Lösung des Optimierungsproblems verwendet. Danach wird die Dynamische Programmierung (DP) erläutert, weil diese in Veröffentlichungen zum energieeffizienten Fahren Anwendung findet. Als Letztes wird der genetische Algorithmus mit nicht-dominanter Sortierung II (engl. nondominated sorting genetic algorithm II) (NSGA-II) vorgestellt, weil dieser in dieser Arbeit zur Antriebsstrangauslegung verwendet wird.

Innere Punkte Verfahren

Beim IP-Verfahren wird das Problem, beziehungsweise die KKT-Bedingungen, durch die Anwendung des Newtonverfahrens auf eine Sequenz von Problemen mit Gleichheitsbedingungen oder modifizierten KKT-Bedingungen gelöst [18, S. 561]. Wesentlich ist die Integration der Ungleichheitsbedingungen in die Kostenfunktion über Barrierefunktionen. Das Konzept soll in Anlehnung an [22] im Folgenden erläutert werden.

Bei dem IP-Verfahren werden differenzierbare Barrierefunktionen eingeführt, um Ungleichheitsbedingungen zu ersetzen. Durch Einführung eines Parameters τ und das Auflösen der Komplementärbedingung aus Gleichung (2.7d) ergibt sich für ein durch eine Ungleichheitsbe-

dingung begrenztes Problem

$$\mu g(\mathbf{x}^*) = 0 \quad \Rightarrow \quad \mu g(\mathbf{x}^*) = -\tau \quad \Rightarrow \quad \mu = -\frac{\tau}{g(\mathbf{x}^*)}. \quad (2.8)$$

Eingesetzt in Gleichung 2.7a ergibt sich

$$\nabla J(\mathbf{x}^*) - \frac{\tau}{g(\mathbf{x}^*)} \nabla g(\mathbf{x}^*) = \nabla (J(\mathbf{x}^*) - \underbrace{\tau \ln(-g(\mathbf{x}^*))}_{b(\tau, \mathbf{x})}) = 0 \quad (2.9)$$

mit der Barrierenfunktionen $b(\tau, \mathbf{x})$.

Mit kleiner werdenden τ nähert sich der Term $J(\mathbf{x}) - b(\tau, \mathbf{x})$ im definierten Bereich an die ursprüngliche Kostenfunktion $J(\mathbf{x})$ und das gefundene Minimum an das Minimum des ursprünglichen Problems an. Eine Visualisierung ist im Anhang A.2 gegeben.

Boyd und Vandenberghe [18, S. 569] unterscheiden zwischen „Barrier Method“ und „Primal-Dual Interior Method“. Bei der Barrier Method gibt es zwei Schleifen. Die äußere Schleife verringert den Wert des Parameters τ Schritt für Schritt. Die innere Schleife berechnet ausgehend vom letzten optimalen Punkt den optimalen Punkt für den neuen Wert von τ . Diese Punkte heißen zentrale Punkte (engl. central points) bzw. der Pfad heißt zentraler Pfad (engl. central path). Dieses Vorgehen wird wiederholt, bis ein Abbruchkriterium erreicht ist.

Die Primal-Dual Interior Method ist ähnlich zu der Barrier Method, hat jedoch nur eine Schleife und ist deswegen oft effizienter. Die Suchrichtung basiert auf dem Newtonverfahren, das auf die modifizierten KKT-Bedingungen angewendet wird. Im Gegensatz zur Barrier Method sind die Iterationen nicht unbedingt realisierbar.

Ein weit verbreiteter IP-Algorithmus ist IPOPT [23], der kostenfrei und als Open Source Software zur Verfügung steht.

Dynamische Programmierung

Die DP ist ein Verfahren zur Lösung von mehrstufigen Entscheidungsprozessen. Sie beruht auf dem von Bellmann [24] geprägten Prinzip der Optimalität. Das Prinzip besagt, dass eine optimale Lösung aus mehreren stückweisen optimalen Lösungen zusammengesetzt werden kann [25, S. 20].

Das Konzept der DP soll anhand des Beispiels aus Abbildung 2.4 erläutert werden. Bei der DP wird das Problem in mehrere, aufeinanderfolgende Stufen geteilt. An einer Stufe muss eine Entscheidung getroffen werden [17, S. 343]. Der Übergang von einer Stufe zur nächsten ist mit Kosten verbunden, die nur von dem aktuellen Zustand (blaue Kreise) und den Entscheidungsvariablen abhängen dürfen. Die Übergänge sind mit Pfeilen gekennzeichnet und deren Kosten mit c_{x-y} . Um die minimalen Kosten c_{A-H} von Punkt A zu Punkt H zu berechnen, wird das Problem stufenweise von hinten berechnet und suboptimale Lösungen vernachlässigt. Für jeden Zustand werden die minimalen Kosten bis zum Ende c_{x-H} berechnet und gespeichert. Für die Zustände F und G sind diese direkt gegeben durch c_{F-H} und c_{G-H} . Bei Stufe zwei, die grau hinterlegt ist, lässt sich der kostengünstige Weg von Zustand D zum Zustand H durch

$$c_{D-H} = \min(c_{D-F} + c_{F-H}, c_{D-G} + c_{G-H}) \quad (2.10)$$

berechnen und abspeichern. Entsprechend lassen sich die Kosten bis zum Punkt A rückwärtsgerichtet bestimmen. Um den optimalen Pfad zu rekonstruieren, folgt nach der Rückwärtsrekursion die Vorwärtsrekursion. Beginnend vom Startpunkt A wird an jeder Stufe jeweils die optimale Entscheidung getroffen, bis das Ziel H erreicht wird.

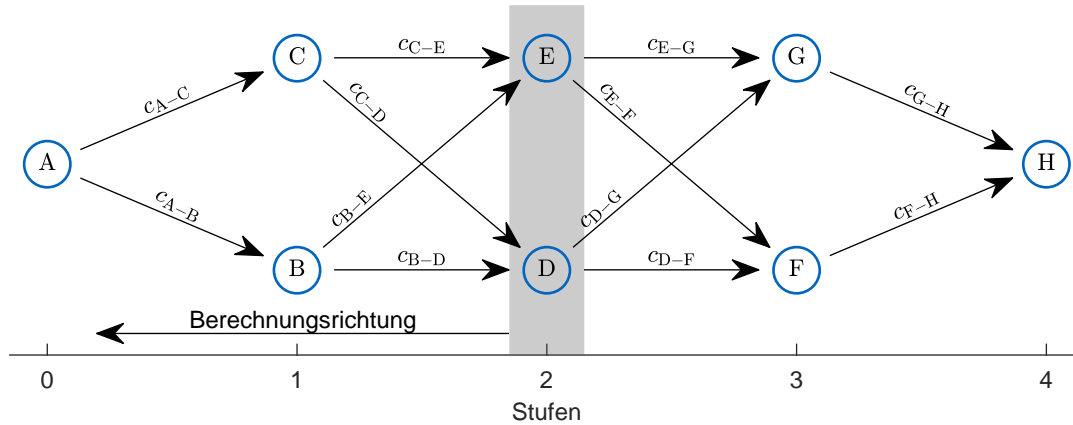


Abbildung 2.4: Konzept der Dynamischen Programmierung

Zu den Vorteilen der DP gehört die Flexibilität bezüglich der verwendbaren Funktionen. So sind nichtlineare Terme, ganzzahlige Variablen und Wenn-Dann-Beziehungen lösbar [17, S. 337]. Die gefundene Lösung der DP ist die global optimale Lösung innerhalb der Diskretisierung des Problems. Zudem ist ersichtlich, dass nach der Rückwärtsrekursion für jeden diskretisierten Zustandspunkt die optimale Lösung bis zum Ziel vorliegt, die tabellarisch abgespeichert werden kann.

Als Nachteil sind zum einen die Notwendigkeit der Diskretisierung sowie der von Bellmann geprägte Begriff der Fluch der Dimensionen zu nennen [26]. Dieser beschreibt die exponentiell mit den Zuständen und Entscheidungsvariablen steigenden notwendigen Evaluierungen. Dies schränkt den Einsatz der DP ein [27, S. 4].

Eine Implementierung einer generischen DP in MATLAB ist in [28] gezeigt. Es ist jedoch anzumerken, dass eine auf das Problem angepasste Implementierung Rechenzeitvorteile mit sich bringen kann.

Genetischer Algorithmus – NSGA-II

Der NSGA-II von Deb et al. [29] ist ein genetischer Algorithmus für die Mehrzieloptimierung. Eine Mehrzieloptimierung mit n Zielen ist nach Rao [30, S. 779] definiert zu:

$$\begin{aligned}
 & i = 1, \dots, n \text{ minimize } J_i(\mathbf{x}) \\
 & \text{subject to } h_k(\mathbf{x}) = 0 \quad k = 1, \dots, l, \\
 & \quad \quad \quad g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \quad j = 1, \dots, m.
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

Beim NSGA-II werden basierend auf einer Elterngeneration P_t der Größe $N_{\text{gen}}/2$ durch Rekombination und Mutation $N_{\text{gen}}/2$ neue Individuen Q_t erzeugt, die zusammen mit der Elterngeneration die Generation G_t der Größe N_{gen} ergeben. Die Rekombination und Mutation beschreiben

Vorgehen zur Variation der Entscheidungsvariablen des Optimierungsproblems, um neue Individuen zu generieren. Die Individuen der Generation werden über die nicht-dominierte Sortierung in Ränge R_1, R_2, \dots sortiert. Die nicht-dominierte Sortierung wird in [31] vorgeschlagen und basiert auf den nicht dominierten Punkten [32]. Ein Punkt x dominiert einen anderen Punkt y , wenn die Komponenten von x kleiner gleich den Komponenten von y sind und mindestens eine Komponente kleiner ist. Die $N_{\text{gen}}/2$ Individuen der neuen Elterngeneration P_{t+1} werden startend mit den besten Rängen aufgefüllt. Der Rang, der nicht mehr vollständig in die $N_{\text{gen}}/2$ Plätze passt, wird über die Sortierung nach Entfernung (engl. crowding distance sorting) erneut sortiert. Die letzten Individuen werden entsprechend aufgefüllt um eine möglichst breite und verteilte Pareto-Front zu erzeugen. Das Vorgehen ist in Abbildung 2.5 dargestellt. Zusätzlich wird in [29] ein Verfahren vorgestellt, um Randbedingungen zu behandeln. So wird immer eine gültige Lösung einer nicht gültigen Lösung vorgezogen. Bei dem Vergleich zweier nicht-gültiger Lösungen wird die mit der geringeren Verletzung der Beschränkungen gewählt.

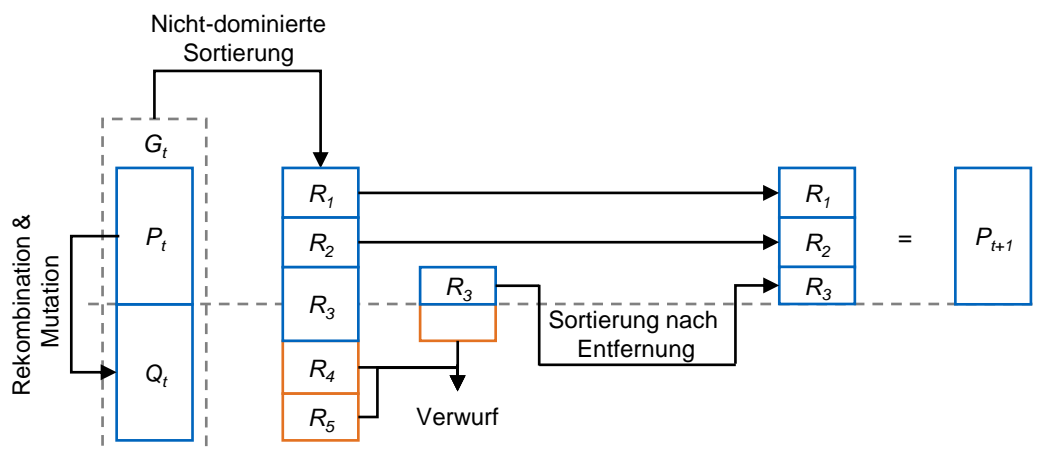


Abbildung 2.5: Ablauf des NSGA-II-Algorithmus nach [29] mit der t -ten Generation G_t bestehend aus der Elterngeneration P_t und den neu erzeugten Individuen Q_t , die in die Ränge R_1, R_2, \dots sortiert werden. Die besten Individuen ergeben die neue Elterngeneration P_{t+1} .

Eine Implementierung des NSGA-II-Algorithmus für MINLP und der Betrachtung von Randbedingungen ist in [33] präsentiert.

2.1.5 Optimale Regelungsprobleme

Die Nutzung der Optimierung für die Regelung eines technischen Systems ist das Gebiet der optimalen Regelungsprobleme (engl. optimal control problems) (OCPs). Rao [34] definiert das Gebiet der OCPs als die Suche nach den optimalen Steuersignalen eines dynamischen Systems um einen spezifischen Performance-Index unter entsprechenden Randbedingungen zu optimieren. Zum numerischen Lösen von OCPs benennen Diehl et al. [35] neben der DP ebenso indirekte und direkte Methoden, wobei die direkten Methoden für reale und beschränkte OCPs heutzutage am verbreitetsten sind.

Bei direkten Methoden wird das Problem diskretisiert und in eine NLP umformuliert, die wiederum mit verschiedenen Optimierungsmethoden gelöst werden kann [34]. Indirekte Methoden nutzen die Vergleichsrechnung. Die Lösung wird gefunden, indem ein System an Differentialgleichungen gelöst wird, die Bedingungen von End- oder inneren Punkten erfüllen [34]. Ein verbreitetes Beispiel ist das Pontryagin's Maximum Prinzip (PMP).

Zur Berechnung der optimalen Steuersignale kann eine modelprädiktive Regelung (engl. model predictive control) (MPC) verwendet werden. MPC beschreibt eine Regelung, bei der die Steuersignale in Echtzeit durch das Lösen von aufeinanderfolgenden Optimierungsproblemen mit begrenztem Horizont erzeugt werden [36, S. 89]. Der initiale Zustand der Optimierung entspricht dem aktuellen Zustand des geregelten Systems. Das Ergebnis der Optimierung ist eine Regelsequenz der Steuerparameter, wobei deren erster Teil angewendet wird, bis eine neue Optimierung eine aktualisierte Regelsequenz berechnet. Im Gegensatz zur DP, bei der die optimalen Steuersignale für jeden möglichen definierten Zustand berechnet werden, werden bei der MPC die Steuersignale nur für den aktuellen Zustand für einen begrenzten Horizont berechnet. Bei höheren Zustandsdimensionen sind Lösungen aus der DP durch den Fluch der Dimensionen jedoch schwer bis unmöglich zu berechnen [36, S. 90], weswegen die MPC genutzt wird.

2.2 Einführung in die Verluste von Elektrofahrzeugen

Nachdem die Grundlagen der Optimierung dargestellt wurden, sollen die energetischen Verluste eines Elektrofahrzeugs erklärt werden, damit die Minimierung dieser Verluste im weiteren Verlauf der Arbeit diskutiert werden kann.

Zum Betreiben eines Elektrofahrzeugs sind Energieumwandlungsschritte notwendig. Sciarretta et. al [37] gruppieren die Umwandlungsschritte und deren Verluste zu Netz-zu-Akkumulator, Akkumulator-zu-Rad und Rad-zu-Distanz. Der erste Schritt ist das Laden des Fahrzeugs, bei dem Energie aus dem Stromnetz im Akkumulator des Fahrzeugs gespeichert wird. Der zweite Schritt beschreibt die Umwandlung der im Akkumulator chemisch gespeicherten Energie in mechanische Leistung am Rad. Dies geschieht über die Hauptkomponenten eines elektrischen Antriebsstrangs, den Akkumulator, die Leistungselektronik, den Motor und das Getriebe. Der dritte Schritt beschreibt das Überwinden der Fahrwiderstandskräfte und das Beschleunigen des Fahrzeugs mit der Leistung am Rad.

Bei allen Umwandlungsschritten entstehen Verluste. In der Arbeit werden nur die Verluste zwischen Akkumulator und Distanz betrachtet. Wassiliadis et al. [38] zeigen die Aufteilung der Verluste für einen Volkswagen ID.3 basierend auf vier Fahrzyklen (Abbildung 2.6). Neben den genannten Verlusten sind die Verluste durch Nebenverbraucher aufgetragen. Der Anteil der Verluste an den Gesamtverlusten hängt von dem betrachteten Fahrzyklus ab. Je niedriger die Durchschnittsgeschwindigkeit des Zyklus ist, desto höher ist der Anteil von Nebenverbrauch und Akkumulator-zu-Rad-Verlusten.

Im Folgenden werden zuerst die Fahrwiderstände und deren Berechnung erklärt, um danach auf die Verluste im Antriebsstrang einzugehen. Die in den Komponenten auftretenden Verluste werden erläutert und deren Modellierung in Bezug auf die Fahrzeugsimulation vorgestellt.

2.2.1 Fahrzeugwiderstandsverluste

Die Bewegungsgleichung des Fahrzeugs in Längsrichtung folgt Newtons zweitem Gesetz

$$a = \frac{dv}{dt} = \frac{\sum F}{m_a} \quad (2.12)$$

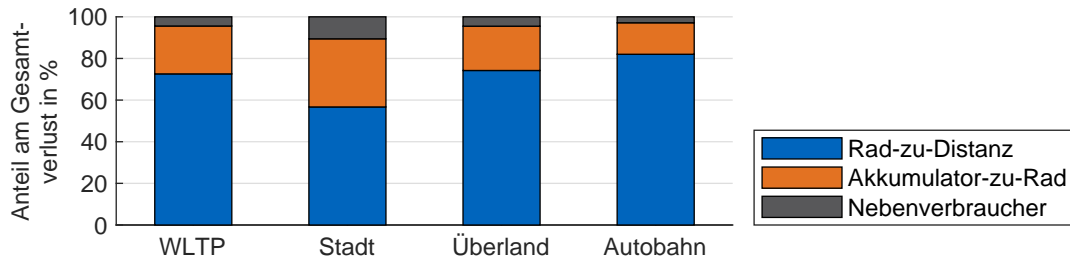


Abbildung 2.6: Anteil der Akkumulator-zu-Rad-Verluste, Rad-zu-Distanz-Verluste und Nebenverbraucher an den Gesamtverlusten für vier verschiedene Zyklen nach [38]

mit der Beschleunigung a , der Geschwindigkeit v , der Zeit t , der Summe alle auf das Fahrzeug wirkenden Kräfte $\sum F$ und der zu beschleunigenden Masse m_a . Die Summe der Kräfte setzt sich aus der Antriebskraft F_{pt} , dem Luftwiderstand F_a , dem Rollwiderstand F_r und dem Steigungswiderstand F_{slope} zusammen,

$$\sum F = F_{pt} + F_a + F_r + F_{slope}, \quad (2.13)$$

wobei, F_a und F_r stets gegen die Fahrtrichtung wirken (negatives Vorzeichen). Die Summe wird als Beschleunigungswiderstand F_{acc} bezeichnet. Nicht nur die Masse in Längsrichtung muss beschleunigt werden, sondern ebenfalls alle drehenden Teile. Die Trägheitsmomente der rotierenden Massen können zu einer Ersatzmasse zusammengefasst werden, die in die Bewegungsgleichung über den Drehmassenzuschlagsfaktor λ_m den Anteil der rotatorischen Massen zur Gesamtmasse des Fahrzeugs m_{veh} ausdrückt [39, S. 52]

$$F_{acc} = \lambda_m m_{veh} a. \quad (2.14)$$

Im Nachfolgenden wird auf die einzelnen Widerstandskräfte eingegangen.

Luftwiderstand

Der Luftwiderstand entsteht durch viskose Reibung der Luft am Fahrzeug und durch den Druckunterschied zwischen der Fahrzeugfront und dem Fahrzeugheck [40, S. 14f]. Die Berechnung erfolgt nach [41, S. 51] zu

$$F_a = 0.5 \rho_a c_a A_s v_{flow}^2, \quad (2.15)$$

mit der Luftdichte ρ_a , Fahrzeugstirnfläche A_s , Luftwiderstandsbeiwert c_a , und der Anströmgeschwindigkeit v_{flow} . Der Luftwiderstandsbeiwert ist abhängig vom Anströmwinkel [39, S. 60] und von der Geschwindigkeit [40, S. 15]. Der Wert bei frontaler Anströmung ist unter dem Namen c_w -Wert bekannt [39, S. 60]. Zur Bestimmung des Energiebedarfs in einem gängigen Zyklus kann er als konstant angenommen werden [40, S. 15].

Rollwiderstand

Auf befestigten Straßen entsteht der Rollwiderstand zum größten Teil aus der Walkverlustarbeit des Reifens [41, S. 50]. Der Rollwiderstand hängt vom Rollwiderstandsbeiwert c_r und der

Reifentraglast F_z ab und berechnet sich zu

$$F_r = c_r F_z = c_r m_{\text{veh}} g \cos \alpha_{\text{incl}} \quad (2.16)$$

mit der Erdbeschleunigung g und der Steigung der Straße α_{incl} . In vielen längsdynamischen Simulationen wird der Rollwiderstandsbeiwert als konstant angenommen. Während das für geringe Geschwindigkeiten angenommen werden kann [40, S. 15], steigt der Rollwiderstand bei hohen Geschwindigkeiten stark an [39, S. 13]. Deswegen schlägt Mitschke [39, S. 14] einen Rollwiderstandsbeiwert basierend auf der Geschwindigkeit v vor

$$c_r = c_{r,0} + c_{r,1} v + c_{r,4} v^4. \quad (2.17)$$

Ein Messverfahren und Berechnungsmodell für den Rollwiderstand sind in der SAE J 2452 [42] gegeben. Der Rollwiderstand wird basierend auf

$$F_r = F_z^\alpha P_{\text{tire}}^\beta (c_{r,0} + c_{r,1} v + c_{r,2} v^2) \quad (2.18)$$

modelliert, mit dem Reifendruck P_{tire} und den Koeffizienten α und β . Neben Reifendruck, Reifenlast und Geschwindigkeit beeinflusst ebenfalls die Temperatur den Rollwiderstandsbeiwert. Bei kalten Reifen steigt der Rollwiderstand [43, 44].

Steigungswiderstand

Der Steigungswiderstand ergibt sich durch die Gravitationskraft und der auf einer Schrägen resultierenden Hangabtriebskraft. Im Gegensatz zu dem Luft- und Rollwiderstand kann er in oder gegen die Fahrtrichtung wirken. Die Kraft berechnet sich zu [40, S. 16]

$$F_{\text{slope}} = m_{\text{veh}} g \sin \alpha_{\text{incl}}. \quad (2.19)$$

Die Rad-zu-Distanz Verluste setzen sich aus dem Luft- und Rollwiderstand zusammen, weil die Arbeit basierend auf diesen Kräften dissipiert. Dagegen ist der Steigungswiderstand eine konservative Kraft. Die für den Steigungswiderstand verwendete Arbeit wird in Form von Höhenenergie im Fahrzeug gespeichert. Die Antriebskraft F_{pt} wird vom Antriebsstrang gestellt. Dabei entstehen Verluste, die im Folgenden erläutert werden.

2.2.2 Verluste im Antriebsstrang

Dieses Unterkapitel stellt die Verluste im Antriebsstrang und deren Modellierung vor. Dafür wird dem Leistungsfluss startend bei dem Akkumulator bis zum Rad gefolgt.

Akkumulator

Bei batterieelektrischen Fahrzeugen haben sich Lithium-Ionen-Akkumulatoren durch ihre hohe Leistungs- und Energiedichte, der geringen Selbstentladung und ihren hohen Wirkungsgrad durchgesetzt [45, S. 71f].

Die Entstehung der Verluste in Lithium-Ionen-Zellen haben Ovejas und Cuadras [46] zusammengefasst. Die in der Zelle gespeicherte Energie kann nicht vollständig in elektrisch nutzbare Energie überführt werden, weil es bei einem Energiefluss zu Verlusten innerhalb der Zelle kommt. Wenn keine Last vorhanden ist, befindet sich die Zelle im elektrochemischen Gleichgewicht und besitzt die Leerlaufspannung (engl. open circuit voltage) (OCV) V_{OC} . Unter Last unterscheidet sich die Zellspannung am Ausgang $V_{cell,t}$ von der OCV. Die Differenz zwischen OCV und $V_{cell,t}$ wird Überspannung der Zelle genannt und entsteht durch Elektronenleitung, ionischem Stofftransport und Ladungstransferphänomenen. Der Verlust der Zelle dissipiert in Wärme.

Es gibt verschiedene Modellierungsansätze für Akkumulatoren in Elektrofahrzeugen, darunter mathematische, elektro-chemische, elektrische Ersatzschaltbilder und Kombinationen daraus [47]. Das einfachste elektrische Ersatzschaltbild besteht aus einem Widerstand, der den Innenwiderstand R_i der Zelle repräsentiert und einer idealen Spannungsquelle mit der OCV (Abbildung 2.7). Dieses wird Rint-Modell genannt [48]. Basierend auf dem Ersatzschaltbild kann die Akkumulatorleistung P_{bat} über die Akkumulatorausgangsleistung $P_{bat,out}$ nach [49, S. 50f] berechnet werden zu

$$P_{bat} = \frac{V_{OC}^2}{2 R_i} - V_{OC} \sqrt{\frac{V_{OC}^2 - 4 P_{bat,out} R_i}{4 R_i^2}}. \quad (2.20)$$

Die Verlustleistung des Akkumulators entspricht der Differenz aus P_{bat} und $P_{bat,out}$. In einfachen Modellierungen werden die Akkumulatorverluste über eine konstante Effizienz vereinfacht oder vernachlässigt [49, S. 51].

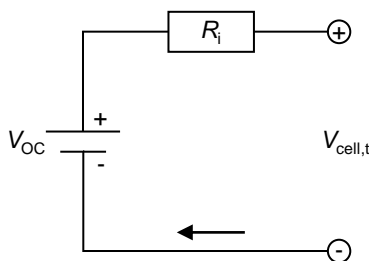


Abbildung 2.7: Ersatzschaltbild (Rint-Modell) einer Akkumulatorzelle nach [47]

Leistungselektronik

Die grundlegende Aufgabe der Leistungselektronik ist die Umwandlung elektrischer Energie und die gleichzeitige Steuerung des Energieflusses [50, S. 15].

Die Verluste der Leistungselektronik können unterteilt werden in die Durchlass-, Schalt- und Sperrverluste [51]. Die Durchlassverluste treten im eingeschalteten Zustand auf [50, S. 35] und entstehen über den Spannungsabfall in den elektrischen Bauelementen, weil diese im geschalteten Zustand einen Restwiderstand besitzen. Die Schaltverluste können in Einschalt- und Ausschaltverluste unterteilt werden [51] und entstehen durch die endlich steilen Schaltflanken [50, S. 35]. Die Sperrverluste ergeben sich durch kleine Restströme im geschlossenen Zustand der Bauteile. Sie können im moderaten Temperaturbereich vernachlässigt werden [51, 52, S. 925].

Für die Modellierung im Gesamtfahrzeugkontext wird die Leistungselektronik oft in die Modellierung des Motors integriert [49, S. 47].

Elektrische Maschine

Für den Antrieb haben sich die Drehstrommaschinen in Elektrofahrzeugen durchgesetzt [45, S. 64]. Die Motorverluste hängen von der betrachteten Maschine ab. Diese können in Synchronmaschinen und Asynchronmaschine (ASM) unterteilt werden. Erstere sind in permanenterregte Synchronmaschine (PSM) und fremderregte Synchronmaschine (FSM) einteilbar [45, S. 61ff]. Des Weiteren gibt es geschaltete Reluktanzmaschinen und synchrone Reluktanzmaschinen [53, S. 198].

Die PSM verwenden Magnete im Rotor und erreichen so einen hohen Wirkungsgrad bei einer kompakten Bauweise. Als Nachteil sind die Schleppverluste durch die Induktion der Magnete im Leerlauf sowie die hohen Kosten zu nennen [45, S. 62]. Die Bauweisen können basierend auf dem Einbauort der Magnete in oberflächen-permanenterregte Synchronmaschine (engl. surface-mounted) (SPSM) und in integrierte-permanenterregte Synchronmaschine (engl. interior) (IPSM) eingeteilt werden [54, S. 102f]. Die FSM [53, S. 193] erzeugt das Magnetfeld elektromagnetisch durch Spulen im Rotor und ist wegen der fehlenden Magnete kostengünstiger. Ein weiterer Vorteil ist die Möglichkeit, das Rotormagnetfeld last- und drehzahlabhängig einzustellen [53, S. 193]. Durch den zusätzlichen Strom im Rotor kommt es jedoch zu zusätzlichen Verlusten [53, S. 193]. Die FSM haben einen hohen Wirkungsgrad. Sie bauen jedoch nicht so kompakt wie eine vergleichbare PSM. Außerdem kommt es zum Verschleiß in den Schleifringen, die zur Bestromung des Rotors benötigt werden [45, S. 64].

Die ASM erzeugen das Magnetfeld im Rotor durch Induktion infolge des Statormagnetfeldes. Die Induktion benötigt eine Relativgeschwindigkeit, wodurch das Drehfeld von Stator und der Rotor asynchron laufen [45, S. 63f]. Diese Art an Motor ist robust und kostengünstig, jedoch erreichen die ASM bei niedrigen Drehzahlen nicht die Effizienz der Synchronmaschinen [45, S. 64]. Bezüglich der Bauweise kann die ASM als Schleifringläufer [55, S. 221] oder als Kurzschlussläufer [55, S. 277] ausgeführt sein.

Müller und Ponick [56, S. 215ff] benennen als Verlustarten die Stromwärmeverluste, die Ummagnetisierungsverluste, die Reibungsverluste und die Zusatzverluste für elektrische Maschinen. Ein Überblick über die Verluste ist in Abbildung 2.8 gegeben.

Die Stromwärmeverluste, die auch Kupferverluste genannt werden [57], sind in Wicklungsverluste und Erregerverluste unterteilbar. Sollte der Motor Bürsten besitzen, so kommt es zusätzlich zu Bürstenübergangsverlusten [56, S. 215f].

Die Ummagnetisierungsverluste, die auch Eisenverluste genannt werden, sind die Summe aus Hystereseverlusten und Wirbelstromverlusten [58, 55, S. 42]. Die Hystereseverluste entstehen durch Trägheit beim Ummagnetisieren von ferromagnetischem Material [55, S. 19f]. Die Wirbelstromverluste ergeben sich durch im Eisenmaterial induzierte Ströme [55, S. 41f].

Reibungsverluste bestehen aus Lagerreibungsverlusten, Luftreibungsverlusten und falls vorhanden aus Bürstenreibungsverlusten [56, S. 217].

Die Zusatzverluste sind nicht trivial zu bestimmen und zu lokalisieren. Beispiele stellen Stromverdrängungserscheinungen oder Wirbelströme in Bauteilen wie den Motorabdeckungen dar [56, S. 217].

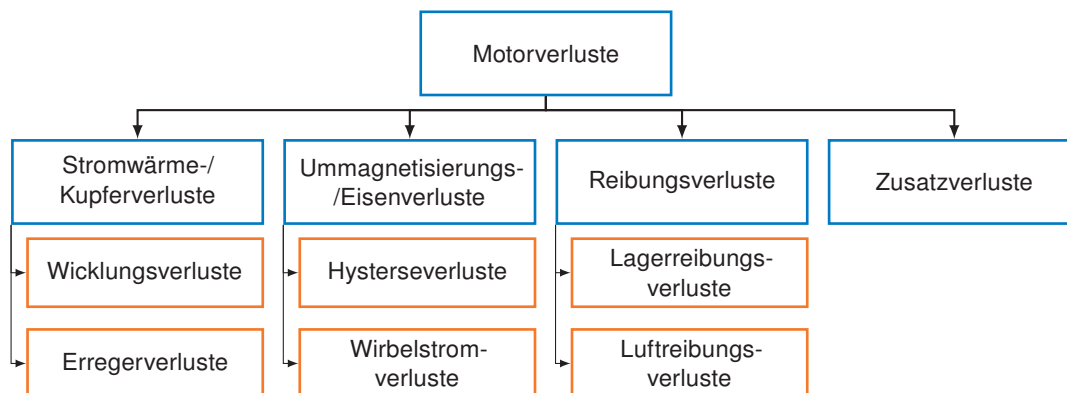


Abbildung 2.8: Die verschiedenen Arten der Motorverluste eines bürstenlosen Drehstrommotors nach [56]

Die Verluste lassen sich in Leerlaufverluste, die beim Leerlauf der Maschine auftreten, und Lastverluste, die abhängig vom Laststrom sind, aufteilen. Zu den Leerlaufverlusten gehören Eisenverluste, Reibungsverluste und Teile der Erregungs- und Zusatzverluste. Zu den Lastverlusten gehören die Wicklungsverluste, Bürstenübergangsverluste und ein Teil der Zusatzverluste [56, S. 217].

Der Leistungsverlauf sowie die entstehenden Verluste für eine ASM im motorischen Betrieb sind in Abbildung 2.9a aufgezeigt. Die elektrische Eingangsleistung $P_{m,el}$ wird im Stator durch die Eisenverluste im Stator $P_{Fe,s}$ und die Kupferverluste im Stator $P_{Cu,s}$ reduziert und endet in der Luftspaltleistung $P_{m,a}$. Diese wird im Rotor durch die im Rotor auftretenden Kupferverluste $P_{Cu,r}$ sowie die Reibungs- und Zusatzverluste P_{R+Z} reduziert und endet in der mechanischen Ausgangsleistung $P_{m,me,out}$. Im generatorischen Betrieb dreht sich der Leistungsfluss um (Abbildung 2.9b). Es gibt Unterschiede zwischen den Maschinenarten: So wirken auf den Rotor einer ASM Kupferverluste, während bei einer PSM Eisenverluste vorherrschen [57]. Die Form und Ausprägung der Verlustarten unterscheidet sich je nach Maschinentyp und Bauform [57].

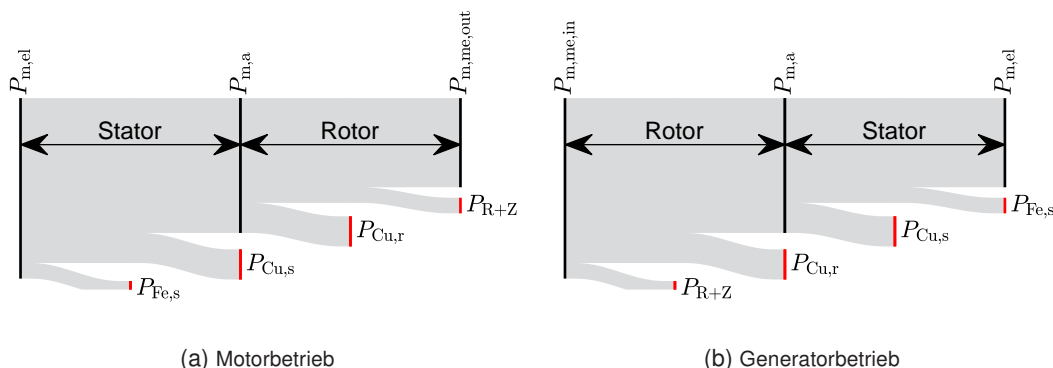


Abbildung 2.9: Leistungs- und Verlustverlauf innerhalb einer Schleifringläufer-Asynchronmaschine nach [55, S. 247]

Die elektrischen Maschinen werden in der Gesamtfahrzeugsimulation oft über eine tabellarische Form als Kennfelder über Motordrehmoment und Motordrehzahl modelliert [49, S. 47]. Die Motorkennfelder entstehen, indem für jeden Betriebspunkt, bestehend aus Drehzahl und Drehmoment,

die optimalen Steuerungsparameter innerhalb der Steuergrenzen gefunden werden, um die minimalen Verluste, bzw. die höchste Effizienz zu erreichen [57]. Die Kennfelder können als Leistungs-, Effizienz- oder Verlustkennfelder gespeichert werden. Es ist anzumerken, dass Effizienzkennfelder den Nachteil besitzen, dass sie bei null Drehmoment oder Drehzahl nicht ausreichend definiert sind [40, S. 89, 59, S. 56]. Dadurch sind keine Leerlaufverluste abbildbar. Deswegen sollten Verlustkennfelder bevorzugt werden. Alternativ kann der Willans-Ansatz verwendet werden, bei dem zusätzlich zu der Effizienz ein separater Faktor für die Leerlaufverluste addiert wird [40, S. 89].

Ein weiterer Modellierungsansatz für elektrische Maschinen ist die dynamische Modellierung über elektrische Ersatzschaltbilder [40, S. 97ff]. Für online-Applikationen kann die Leistung des Motors über eine geschlossene Lösung (engl. closed form) durch ein Polynom über Drehzahl und Drehmoment ausgedrückt werden [49, S. 48]. Da dieses Vorgehen für die gradientenbasierten Optimierungen von besonderer Bedeutung ist, sollen allgemeine Beispiele von Polynomen zur Beschreibung der Motorverluste gezeigt werden.

Um die Verluste von drei verschiedenen Motoren in einem Quadranten (positives Drehmoment, positive Drehzahl) auszudrücken, nutzen Mahmoudi et al. [57] zwei Polynome. Das erste wird für den Bereich des konstanten Drehmomentes und das zweite für den Bereich der konstanten Leistung verwendet, jeweils mit der Form

$$P_{m,\text{loss}}(\omega_m, T_m) = \sum_{p=0}^m \sum_{q=0}^{n-p} p_{pq} \omega_m^p T_m^q \quad (2.21)$$

mit den Motorverlusten $P_{m,\text{loss}}$, der Motordrehzahl ω_m und dem Motordrehmoment T_m sowie den anzupassenden Parameter p_{pq} . Dabei entspricht m dem höchsten Exponenten von ω_m und n dem höchsten Exponenten von T_m . Mahmoudi et al. nutzen Polynome des Grades $m = n = 4$. Trotz der hohen Polynomgrade übersteigt der Fehler bei der untersuchten ASM im Bereich der konstanten Leistung 5%.

Decker et al. [60] fitten die Verluste einer PSM mit Inverter über zwei Quadranten (positives und negatives Drehmoment, positive Drehzahl) mit einem Polynom, wobei die vom Motormoment abhängige Drehzahlgrenze des Beginns des Feldschwächebereichs als Parameter genutzt wird. Nach der Herleitung der theoretisch erwarteten Exponenten wurden diese im Anschluss reduziert. Die Ergebnisse zeigen, dass die Abweichung zu den realen Verlusten in großen Bereichen unter 5% liegen, jedoch in manchen Bereichen 10% übersteigen.

Die Beispiele zeigen, dass das Fitten der Motorverluste mit geringem Fehler nicht trivial ist. Diese Tatsache wird bei der Bewertung der gradientenbasierten Optimierungen in Abschnitt 2.4.3 wichtig.

Getriebe

Die Auslegung der Getriebeübersetzung erfolgt basierend auf den Fahrzeuganforderungen zu Höchstgeschwindigkeit und Steigfähigkeit [61, S. 103]. In Elektrofahrzeugen werden meist Einganggetriebe verbaut und teilweise Zweiganggetriebe. Des Weiteren wird in der Wissenschaft der Einsatz von kontinuierlich variablen Getrieben (engl. continuously variable transmission) (CVT) diskutiert, die über einen Riemen und eine im Durchmesser variable Rolle das Überset-

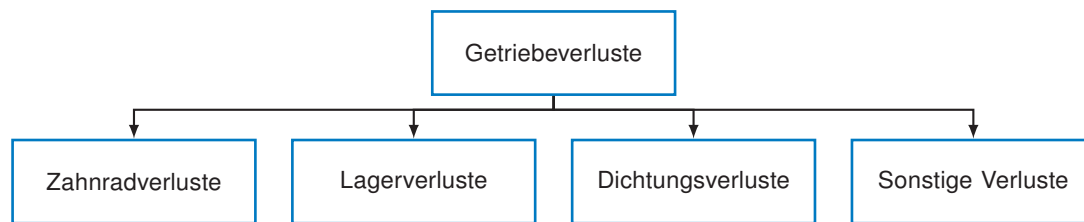


Abbildung 2.10: Die verschiedenen Arten der Getriebeverluste nach [63, S. 219]

zungsverhältnis kontinuierlich variieren können. Wirtschaftlich ist ein CVT jedoch schlechter als ein Zweiganggetriebe [62]. Deswegen liegt der Fokus der Arbeit auf den diskreten Zahnradgetrieben.

Bei der Wandlung in Getrieben entstehen Verluste, die als Wärme auftreten. Niemann und Winter [63, S. 219] teilen die Verluste in Zahnrad-, Lager-, Dichtungs- und sonstige Verluste ein (Abbildung 2.10). Es kann zwischen lastabhängigen und lastunabhängigen Verlusten unterschieden werden, wobei Zweitere von der Drehzahl abhängen können.

Die Zahnradverluste haben einen lastabhängigen Verlustanteil durch Gleit- und Wälzbewegung aus der Kraftübertragung und einen lastunabhängigen Anteil durch die Schmierung [63, S. 219].

Die Lagerverluste können ebenfalls in lastabhängige und lastunabhängige Verluste aufgeteilt werden. Dichtungs- und sonstige Verluste, wie etwa durch Freiläufe, sind lastunabhängig [63, S. 219].

Die Getriebeverluste im Gesamtfahrzeugkontext werden in vielen Fällen vereinfacht durch eine konstante Effizienz modelliert. Dies ist für Handschaltgetriebe, je nach Modellierungstiefe, zulässig, jedoch nicht bei stufenlosen Getrieben durch deren schlechteren Teillastbereich und höhere Schleppverluste [61, S. 70]. Bei genaueren Betrachtungen können Verlustkennfelder, basierend auf Drehmoment und Drehzahl verwendet werden. Fischer [64, S. 28] zeigt die Varianz der Effizienz anhand von vier unterschiedlichen Drehmoment-Drehzahl-Kombinationen. Die Effizienz variiert innerhalb der vier Betriebspunkte zwischen 74,9 % bei niedrigem Drehmoment und hoher Drehzahl und 96,7 % bei hohem Drehmoment und hoher Drehzahl.

Die Einführung automatisierter Fahrzeuge eröffnet neue Möglichkeiten, die auftretenden Verluste zu reduzieren, birgt jedoch auch Risiken, dass der Energieverbrauch steigt. Deswegen soll im Folgenden die Automatisierung der Fahrzeuge definiert werden und die Einflussfaktoren auf den Energieverbrauch dargestellt werden.

2.3 Automatisierung der Fahrzeuge

Nachdem die Grundlagen der Optimierung erläutert und die auftretenden Verluste eines Elektrofahrzeugs aufgezeigt wurden, soll im Folgenden die Automatisierung der Fahrzeuge betrachtet werden, weil sie den Energieverbrauch der Fahrzeuge beeinflusst. Deswegen werden im Folgenden die Automatisierungsgrade von Fahrzeugen sowie die Einflussfaktoren bezüglich der Fahrzeugautomatisierung auf den Energieverbrauch erläutert.

2.3.1 Einteilung der Automatisierungsgrade

Eine Möglichkeit den Automatisierungsgrad eines Fahrzeugs einzugliedern ist die SAE J 3016 [6]. Diese teilt den Automatisierungsgrad eines Fahrzeugs in 6 Stufen, beginnend mit Level 0, ein. Ab Level 3 übernimmt das Fahrzeug die Fahraufgabe. Level 3 wird bedingte Automatisierung genannt, weil der Fahrer die Fahraufgabe während der Fahrt wieder übernehmen können muss. Das Anwendungsgebiet der Automatisierung ist in diesem Level beschränkt. In Level 4 muss sich das System selbst in einen sicheren Zustand bringen, wobei das Anwendungsgebiet der Automatisierung noch immer beschränkt ist. Dieses Level wird Hochautomatisierung genannt. Das Level 5 entspricht der Vollautomatisierung, bei der die Automatisierung uneingeschränkt funktionieren muss.

2.3.2 Einflussfaktoren der Automatisierung auf den Energieverbrauch

Dem Zusammenhang zwischen der Automatisierung von Fahrzeugen und der Prognose des Energieverbrauchs ist Gegenstand der Forschung [7]. Die Literatur spricht in diesem Zusammenhang von automatisierten beziehungsweise autonomen und vernetzten Fahrzeugen. Für den restlichen Verlauf der Arbeit wird der Begriff Automatisierung gleichbedeutend zu hoch- und vollautomatisierte Fahrzeugen, beziehungsweise autonomen Fahrzeugen verwendet, bei denen die Automatisierung die Fahraufgabe zum größten Teil übernimmt, weil auf diesen Levels die Effekte am stärksten zur Geltung kommen.

Der Einfluss der Automatisierung auf den Energieverbrauch ist vielschichtig, weil verschiedene Systeme, wie das Fahrzeug und die Umgebung, betroffen sind. Zur besseren Eingliederung verschiedener Maßnahmen und deren Effekte auf den Energieverbrauch definieren Taiebat et al. [10] die vier Ebenen Fahrzeug, Transportsystem, Stadtsystem und Gesellschaft (Abbildung 2.11). Erstere beschreibt Maßnahmen, die direkt am Fahrzeug wirken, wie energieeffizientes Fahren, das Fahrzeugkonzept, die Elektrifizierung und das Platooning. Das Transportsystem beschreibt die Art der Verwendung der automatisierten Fahrzeuge und die daraus entstehenden Effekte, wie die Nutzungskosten. Das Stadtsystem beschreibt die Infrastruktur und die Eingliederung der Fahrzeuge. Die Gesellschaft beschreibt das Nutzungsverhalten im Allgemeinen. Der Einfluss, die Komplexität und die Unsicherheit steigen mit jeder Ebene. Während auf den ersten drei Ebenen Energieeinsparpotenziale erwartet werden, könnte ein steigender Mobilitätsbedarf der Gesellschaft die Einsparungen reduzieren. Ähnliche Einteilungen sind in Kopelias et al. [11] (Fahrzeug, Netzwerk und Nutzer) und Wadud et al. [8] (Fahrzeug und Netzwerk) zu finden. Kopelias et al. [11] zeigen, dass Maßnahmen mehrere Bereiche betreffen können, wie beispielsweise das energieeffiziente Fahren, welches das Fahrzeug durch den niedrigeren Energieverbrauch und das Netzwerk durch die neue Fahrweise beeinflusst.

Einen Versuch zur Quantifizierung des Energieverbrauchs beschreiben Wadud et al. [8], welche die Veränderungen der Treibhausgasemissionen durch automatisierte Fahrzeuge untersuchen. Ein Auszug an möglichen positiven Effekten sind Stauvermeidung, energieeffizientes Fahren, Platooning, Reduktion der Fahrleistungen und Masseeinsparungen durch den Wegfall von Sicherheitssystemen. Andererseits können höhere Geschwindigkeiten, der Bedarf an mehr Komfort und ein steigender Mobilitätsbedarf wegen sinkender Mobilitätspreise die Emissionen steigen lassen. Je nachdem, welche Effekte dominieren, sagen sie eine annähernde Verdopplung bis eine beinahe Halbierung der Treibhausgasemissionen voraus.

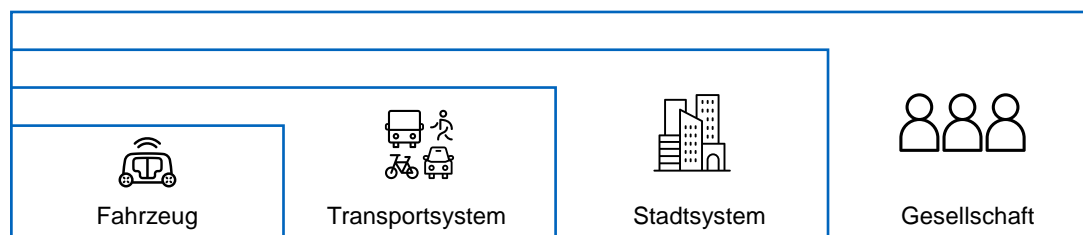


Abbildung 2.11: Verschiedene Einflüssebenen der Fahrzeugautomatisierung auf den Energieverbrauch nach [10]

Tate et al. [16] quantifizieren ebenfalls die möglichen Energieeffizienzsteigerungen durch vernetzte automatisierte Fahrzeuge im Vergleich zu heutigen Fahrzeugen. Durch energieeffizientes Fahren, Verkleinerung des Antriebsstrangs, Massereduktion durch Reduktion der passiven Sicherheit, Kolonnenfahrt und einen effizienten Verkehrsfluss kann die benötigte Energie für ein Fahrzeug mit Verbrennungsmotor auf einem voll-autonomen Straßennetz um 55 – 66 % reduziert werden, sowie um 46 % auf heutigen Straßen.

Es ist ersichtlich, dass die Einführung von automatisierten Fahrzeugen den Energiebedarf des Verkehrssektors beeinflussen wird. Es sind verschiedene Ebenen betroffen, wobei die Unsicherheiten mit jeder Ebene steigen. Auf der niedrigsten Ebene, dem Fahrzeug, stellen das energieeffiziente Fahren und die Anpassung der Fahrzeuge wesentliche Maßnahmen zur Effizienzsteigerung dar. Dabei wird der Anpassung des Antriebs besondere Aufmerksamkeit gewidmet. Das Beschleunigungsvermögen der Fahrzeuge kann reduziert werden, weil im automatisierten Betrieb eine starke Beschleunigung zu Diskomfort führt [8]. Außerdem sollte der veränderte Energiebedarf in der Antriebskonzeptwahl und Komponentenauslegung beachtet werden [15]. Deswegen wird im folgenden Unterkapitel der Stand der Technik bezüglich des energieeffizienten Fahrens und in Unterkapitel 2.5 eine Einführung in die Antriebsstrangoptimierung gegeben. Die höheren Ebenen, wie etwa das Netzwerk in dem sich das Fahrzeug befindet, werden in dieser Arbeit wegen den großen Unsicherheiten nicht betrachtet.

2.4 Energieeffizientes Fahren

In diesem Unterkapitel wird der Stand der Technik bezüglich des energieeffizienten Fahrens dargestellt. Dazu wird in Abschnitt 2.4.1 der Begriff energieeffizientes Fahren in das Konzept „Eco-Driving“ eingeordnet und ein Überblick geschaffen. Danach folgt im Abschnitt 2.4.2 eine Darstellung von bereits heute in der Realanwendung befindlichen Lösungen zum energieeffizienten Fahren. In Abschnitt 2.4.3 werden Optimierungsansätze für die Längsdynamik mit einem Fokus auf den Tank/Akkumulator-zu-Distanz-Algorithmen und die Modellierung der batterieelektrischen Antriebsstränge in gradientenbasierten direkten Methoden präsentiert.

2.4.1 Überblick und Einordnung des energieeffizienten Fahrens

In der Literatur treten zwei Begriffe zur Minimierung der Verluste während der Fahrt auf: das energieeffiziente Fahren und „Eco-Driving“. Eco-Driving wird teilweise als Synonym zum energieeffizienten Fahren genutzt. Der Begriff Eco-Driving ist jedoch umfassender und soll im Folgenden

vorgestellt werden. Nach Fafoutellis et al. [65] ist der Begriff Eco-Driving ein multidimensionales Konzept und beschreibt das Verhalten, das den Energieverbrauch eines Fahrzeugs positiv beeinflusst. Dazu gehört eine ökologische Routenwahl, der Fahrstil, der effiziente Umgang mit Nebenverbrauchern wie der Klimaanlage, die Fahrzeuggestaltung wie Masseeinsparungen und Aerodynamikverbesserungen, die Fahrzeugwahl und die Fahrzeugwartung.

Bezüglich Eco-Driving teilen Sivak und Schoettle [66] den Einfluss des Fahrers auf den Energieverbrauch des Fahrzeugs in strategische, taktische und operative Entscheidungen ein (Abbildung 2.12). Zu den strategischen Entscheidungen gehört die Wahl des Fahrzeugs und dessen Wartung. Die taktischen Entscheidungen umfassen die Routenwahl in Bezug auf Verkehr, Straßenart und Steigungsprofil sowie die Zuladungsmasse. Die operativen Entscheidungen werden während der Fahrt getroffen, wie der Fahrstil, Nutzung der Klimaanlage oder beim Verbrennungsmotor die Zeit im Leerlauf.

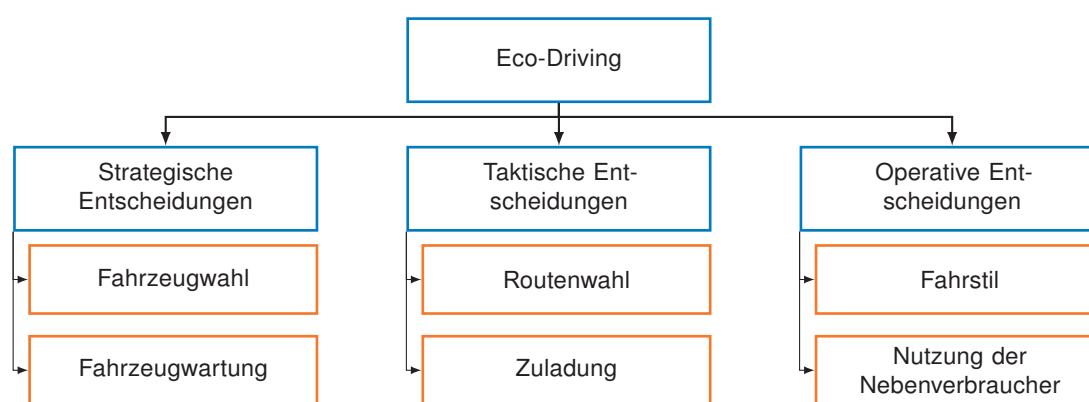


Abbildung 2.12: Übersicht über die Einteilung der Fahrerentscheidungen bezüglich Eco-Driving nach [66]

Obwohl der Begriff Eco-Driving weitreichend ist, liegt in der Literatur der Fokus oft auf der Fahrweise selbst. Sciarretta und Vahidi [49] nennen für alle die Fahrweise betreffenden Ansätze den Begriff energieeffizientes Fahren als Oberbegriff. Energieeffizientes Fahren kann als Unterpunkt von Eco-Driving gesehen werden, ist jedoch ebenfalls ein weitreichender Begriff und umfasst mehrere Ansätze zur Minimierung des Energiebedarfs. Ein Überblick ist in Abbildung 2.13 gegeben. Es wird zwischen antizipierenden und kooperativen Verhalten unterschieden. Ersteres beschreibt das Schätzen der Bewegung von anderen Verkehrsteilnehmern oder das Beachten von Infrastrukturinformationen für eine möglichst energieeffiziente Fahrweise. Zweites beschreibt die Möglichkeiten von vernetzten und automatisierten Fahrzeugen durch gemeinsame kooperative Planung bei hohen Penetrationsraten.

Sciarretta und Vahidi [49, S. 5] zeigen die Einsparpotenziale verschiedener Maßnahmen in der Literatur, wobei sich diese selbst innerhalb einer Maßnahme stark unterscheiden. So sparen McDonough et al. [67] bei der Verbesserung des Fahrzeugfolgeverhaltens 3,6 % ein, während Han et al. [68] 12 – 44 % Effizienzgewinn erreichen. Dies ist damit zu erklären, dass Eco-Driving und energieeffizientes Fahren ein von sich abhängiges, multidimensionales Konstrukt ist. Das betrachtete Szenario definiert das vorhandene Einsparpotenzial verschiedener Maßnahmen. So ist eine Geschwindigkeitsreduktion auf der Autobahn bei hohen Geschwindigkeiten durch den quadratisch steigenden Luftwiderstand effektiver wie in der Stadt. Umgekehrt ist eine vorausschauende Fahrweise in einem dynamischen Szenario wie in der Stadt effektiver als auf der Autobahn mit wenig Geschwindigkeitsvarianz [69]. Die Reduktion der Zeit im Leer-

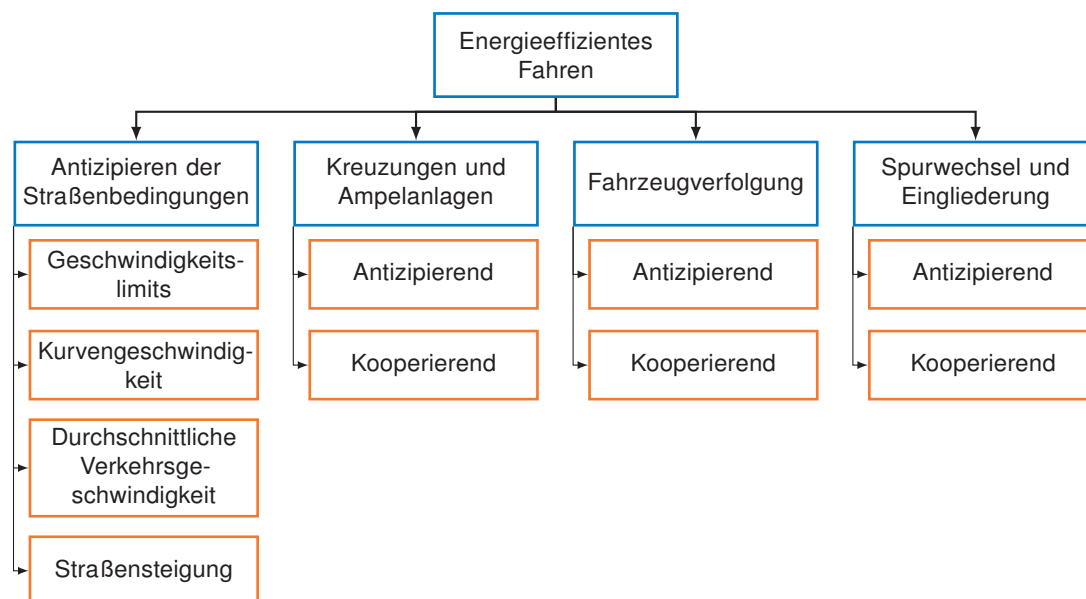


Abbildung 2.13: Die verschiedenen Ansätze zum energieeffizienten Fahren basierend auf [49, S. 3ff]

lauf für Verbrauchseinsparungen ist nur bei einem Verbrennungsmotor effektiv, während ein Elektrofahrzeug deutlich sensitiver auf eine sparsame Heizstrategie reagiert [70].

Daneben ist die Berechnungsmethode für das Einsparpotenzial entscheidend. Es kann im Ergebnis nur das verbessert werden, was sich über die Methodik auf das Ergebnis auswirkt. Deswegen unterscheidet Zhou et al. [71] zwischen „White-Box“- , „Grey-Box“- und „Black-Box“-Verbrauchsmodellen für Eco-Driving. Bei White-Box-Modellen wird das physikalische Motorverhalten modelliert, während bei Black-Box-Modellen kein Systemverständnis notwendig ist. Wegen der Komplexität und den hohen Rechenanforderungen sind White-Box-Modelle nicht geeignet, um in Eco-Driving-Applikationen angewendet zu werden. Black-Box-Modelle benötigen eine große Menge an Daten und bieten nur wenig Einblick in das Modell. Deswegen sind sie nur eingeschränkt nutzbar. Grey-Box-Modelle bieten einen Kompromiss. Ein Beispiel eines Grey-Box-Modells ist die Verbrauchsberechnung über ein Motorkennfeld.

Im Folgenden wird ein Überblick über bereits heute in der Anwendung befindliche Lösungen zum energieeffizienten Fahren gegeben. Danach werden in Abschnitt 2.4.3 Optimierungsansätze für die Längsdynamik präsentiert.

2.4.2 Energieeffizientes Fahren in der Real- und Serienanwendung

Maghrebi [72] untersucht aktuelle Maßnahmen für energieeffizientes Fahren in der Realanwendung. Diese können in die drei Kategorien statische Beratung, dynamische Beratung und automatische Funktionen eingeteilt werden. Erstere sind Schulungen, in denen Fahrern die Grundregeln des energieeffizienten Fahrens beigebracht werden [73–76]. Zweitere unterstützen den Fahrer mit situationsangepasster Beratung. So kann dem Fahrer bei einer aufkommenden Kurve oder einem aufkommenden Geschwindigkeitslimit frühzeitig empfohlen werden, das Fahrzeug durch Ausrollen ohne Betätigung der Bremse zu verzögern [77]. Abstandsregeltempomat (engl. adaptive cruise control) (ACC)-Systeme können als automatische Funktionen gesehen werden, wobei diese einer Komfortfunktion entsprechen. Neue Systeme nutzen Kartendaten, um vor Geschwindigkeitslimits und Kurven eigenständig zu bremsen [78]. Im Nutzfahrzeugsektor

gibt es Tempomaten für das ökonomische, also energieeffiziente Fahren, die das globale Positionsbestimmungssystem (engl. global positioning system) (GPS) nutzen. Effizienz wird unter anderem durch den Einbau von Gleitpassagen erreicht [79]. Als Gleiten wird das Mitschleppen des Motors bezeichnet, während das Fahrzeug ausrollt. Die genaue Funktionsweise der Systeme ist nicht öffentlich. Das generelle Konzept von ACC-Systemen wird von Winner et al. [80] beschrieben.

2.4.3 Optimierungsansätze zum energieeffizienten Fahren

Dieser Absatz geht auf verschiedene Optimierungsmethoden ein, um die Fahrweise eines Fahrzeugs effizienter zu gestalten. Der Fokus soll auf der Längsdynamik liegen. Es gibt diverse Randbedingungen zu beachten, wie andere Verkehrsteilnehmer, Ampeln, Geschwindigkeitsbegrenzungen durch gesetzliche Vorgaben oder Kurven und Stopps an Bushaltestellen. Des Weiteren können Straßensteigungen betrachtet werden.

Die in der Literatur vorhandenen Algorithmen können bezüglich ihres Einsatzgebietes und der Kostenfunktion unterteilt werden. Beim Einsatzgebiet kann zwischen Optimierungen unterschieden werden, die das Geschwindigkeitsprofil einmalig entlang einer Strecke optimieren und Algorithmen, die in einer MPC eingesetzt werden und dort wiederholt bei sich ändernden Rahmenbedingungen genutzt werden. Bei der Wahl der Kostenfunktion kann zwischen Algorithmen, die eine Energie oder Leistung minimieren und derer, die ersatzweise die quadratische Beschleunigung a^2 minimieren, unterschieden werden. Daneben gibt es andere Algorithmen, welche die Bremskraft [81] oder das quadratische Radmoment [82] minimieren, um energieeffizienter zu fahren.

Die Minimierung der quadratischen Beschleunigung minimiert nicht direkt die Energie, allerdings korreliert die benötigte Energie mit der Beschleunigung eines Fahrzeugs in vielen Fällen. Der Vorteil dieser Implementierung sind rein quadratische Probleme und die Möglichkeit der Nutzung von quadratischer Programmierung (engl. quadratic programming) (QP)-Algorithmen zum Lösen der Probleme. Diese haben eine kurze Rechenzeit und sind damit echtzeitfähig in einer MPC einsetzbar. Beispiele mit der quadratischen Beschleunigung in der Kostenfunktion sind in [49, S. 256, 69, 83–91] gegeben. Das resultierende Geschwindigkeitsprofil ist unabhängig vom betrachteten Antriebsstrang und der Energieverbrauch wird nachträglich über das Geschwindigkeitsprofil berechnet.

Bezüglich Leistungs- bzw. Energieoptimierungen unterscheiden Han et. al [92] zwischen Rad-zu-Distanz-Optimierungen und Tank-zu-Distanz-Optimierungen. Erstere minimieren die Leistung bzw. Energie am Rad. Zweitere minimieren zusätzlich die Verluste im Antriebsstrang, und damit die Tank-zu-Rad-Verluste, beziehungsweise die Akkumulator-zu-Rad-Verluste bei elektrischen Antriebssträngen.

Rad-zu-Distanz-Optimierungen kommen in Optimierungen zum Einsatz, wenn der Betrieb des Antriebsstrang getrennt nach dem Geschwindigkeitsprofil optimiert wird. Dies hat Vorteile in der Rechenzeit, weil bei Antriebssträngen mit Freiheitsgraden, wie bei mehreren Gängen, die kombinierte Optimierung aufwändig ist. Beispiele sind in [93, 94] gegeben. Ein anderes Beispiel für eine Rad-zu-Distanz-Optimierung ist eine LP zur Geschwindigkeitsoptimierung eines Lastkraftkraftwagen (Lkw), die über die Distanz formuliert ist [95]

Die Optimierung einzelner Verluste kann zur Erhöhung anderer Verluste führen [92]. Deswegen bieten Tank/Akkumulator-zu-Distanz-Optimierungen das größte Potenzial, die benötigte Energie zu minimieren, weil sämtliche Verluste beim Betrieb des Fahrzeugs betrachtet werden. Darum werden im Folgenden nur diese betrachtet und genauer analysiert.

Algorithmen für die Tank/Akkumulator-zu-Distanz-Optimierung

Bei der Minimierung der quadratischen Beschleunigung und bei der Minimierung der Rad-zu-Distanz-Verluste ist der Antriebsstrang nicht Teil des Optimierungsproblems und damit irrelevant. Dagegen ist der Antriebsstrang bei Tank/Akkumulator-zu-Distanz-Algorithmen entscheidend. Obwohl in dieser Arbeit der Fokus auf den batterieelektrischen Fahrzeugen liegt, werden Optimierungsansätze von anderen Antriebstechnologien ebenfalls analysiert und eingegliedert. Tabelle 2.1 gliedert die untersuchte Literatur basierend auf den betrachteten Antriebssträngen und der verwendeten Optimierungsmethode ein.

Tabelle 2.1: Überblick über die verwendeten Methoden und betrachtenden Antriebsstränge von Tank/Akkumulator-zu-Distanz-Algorithmen

Methode	Antriebsstrang		
	Verbrennungsmotor	Hybridantrieb	Batterieelektrisch
Dynamische Programmierung	[96–101]	[96, 97]	[96, 97, 99, 102–109]
gradientenbasierte direkte Methoden	[110–113, 114, S. 26ff]	[114, S. 54ff, 115, 116]	[107, 114, S. 93ff, 117–121]
Indirekte und sonstige Methoden	[101, 112, 122–127]		[68, 109, 128–131]

Durch den Fluch der Dimensionen aus Unterabschnitt 2.1.4 sind bei der DP die Zustands- und Entscheidungsvariablen begrenzt. Außerdem werden die Implementierungen wegen des hohen Rechenaufwands meistens für offline Anwendungen, wie der Geschwindigkeitsoptimierung entlang einer Strecke, verwendet.

Bei den indirekten Methoden, wie etwa das PMP ist die Rechenzeit kürzer [132]. Anders als bei DP können keine tabellarischen Kennfelder verwendet werden. Deswegen wird oft auf Polynome zurückgegriffen. Wechselnde Zustands- und Steuerungsbeschränkungen sind jedoch schwer zu integrieren [98, S. 45], was für die Realanwendung zu Schwierigkeiten führen kann.

Die gradientenbasierten direkten Methoden sind am verbreitetsten für OCP [35], weil sie schnelle Rechenzeiten bei einer großen Anzahl an Zustands- und Entscheidungsvariablen ermöglichen und potenziell in einer MPC anwendbar sind. Hier müssen ebenfalls Polynome anstelle von tabellarischen Kennfeldern verwendet werden. Wegen dem Potenzial der gradientenbasierten direkten Methoden folgt eine detaillierte Analyse der Implementierungen für die batterieelektrischen Antriebsstränge.

Modellierung des batterieelektrischen Antriebsstrangs in gradientenbasierten direkten Methoden

Weil in gradientenbasierten direkten Methoden keine tabellarischen Kennfelder verwendet werden können, müssen die Verluste des Antriebsstrangs durch differenzierbare Funktionen

ausgedrückt werden. Die Umwandlung der tabellarischen Kennfelder in differenzierbare Funktionen ist für die Qualität des Ergebnisses entscheidend, weil die Optimierung auf den Funktionen basiert. Im Folgenden werden die Modellierungen der batterieelektrischen Antriebsstränge in gradientenbasierten direkten Methoden analysiert.

Jia et al. [107] zeigen ein Energie-optimales ACC-System für ein batterieelektrisches Fahrzeug basierend auf zwei verschiedenen Algorithmen. Zum einen wird ein QP-Algorithmus mit linearen Beschränkungen in der Zeitdomäne implementiert und zum anderen ein NLP-Algorithmus in der Raumdomeäne. Der Antriebsstrang ist mit einer konstanten Getriebeeffizienz modelliert. In der Zeitdomäne ist die benötigte Leistung P als Funktion über die Traktionskraft F_t und die Fahrzeuggeschwindigkeit v für einen spezifizierten Ladezustand (engl. State of Charge) (SOC) über ein gefittetes Polynom der Form

$$P = p_{00} + p_{10} v + p_{10} F_t + p_{11} v F_t + p_{20} v^2 + p_{02} F_t^2 \quad (2.22)$$

modelliert. In der Raumdomeäne wird der Leistungsbedarf pro Meter als eine Funktion über Traktionskraft und quadratischer Geschwindigkeit gefittet. Dadurch erhalten Jia et al. [107] einen genaueren Fit als im ersten Beispiel in der Zeitdomäne.

Bertoni et al. [119] präsentieren ein energieeffizientes ACC-System für vernetzte batterieelektrische Fahrzeuge. Die benötigte elektrische Motorleistung P_m wird über ein Polynom über Motordrehmoment T_m und Motordrehzahl ω_m mit der Form

$$P_m = p_{11} \omega_m T_m + p_{02} T_m^2 \quad (2.23)$$

angenähert. Der Polynomfit basiert auf einem skalierten Effizienzkennefeld einer Maschine und einer darin integrierten konstanten Getriebeeffizienz von 90 %. Verluste im Akkumulator wurden vernachlässigt. Das Problem wurde mit IPOPT [23] und mit dem kommerziellen NLP-Löser ForcesPro [133] gelöst.

Mello und Bauer [120] berechnen ein Energie-optimales Geschwindigkeitsprofil zwischen zwei Stopps für ein batterieelektrisches Fahrzeug. Dazu wird ein Effizienzkennefeld für den gesamten Antriebsstrang verwendet, das ohne weitere Informationen in die Optimierung gegeben wird. Das Problem wird mittels dem MATLAB eigenen NLP-Löser fmincon [134] gelöst. Die Implementierung ist jedoch für größere Distanzen nicht echtzeitfähig.

Shao [114, S. 93ff] zeigt eine NLP zur Berechnung energieeffizienter Fahrprofile für ein batterieelektrisches Fahrzeug. Die Leistung des Motors inklusive Inverter P_m wird ebenfalls über ein gefittetes Polynom dargestellt. Das Polynom über Motordrehmoment T_m und der Motordrehzahl ω_m hat die Form

$$P_m = p_{00} + p_{10} \omega_m + p_{10} T_m + p_{11} \omega_m T_m. \quad (2.24)$$

Der Akkumulator wird über ein Rint-Modell dargestellt. Neben den gängigen Beschränkungen von Ruck, Geschwindigkeit oder Abstand zum Vorderfahrzeug wird die Rekuperationsleistung basierend auf dem SOC und der Bremsbalance limitiert. Der Algorithmus ist in MATLAB implementiert und nutzt IPOPT [23].

Die von Schwickart et al. [121] implementierte MPC für ein echtzeitfähiges ACC-System eines batterieelektrischen Fahrzeugs basiert auf einer Kostenfunktion, die den quadratischen

Energieverbrauch minimiert. Der Energieverbrauch wird modelliert, indem sechs Ebenen an ein Kennfeld gefittet werden, welche die elektrische Energie pro Meter basierend auf der kinetischen Energie und der Traktionskraft darstellen. Die Ebenen werden durch Ungleichheitsbedingungen in den Algorithmus integriert.

He et al. [117] nutzen eine NLP, um die Geschwindigkeit für ein kleines elektrisches Besichtigungsfahrzeug zu optimieren. Antriebsstrangseitig werden nur die Kupferverluste P_{Cu} des Motors betrachtet. Diese werden basierend auf dem Strom I und dem Wicklungswiderstand R modelliert. Es wird angenommen, dass der Strom über die Konstante c linear von der Traktionskraft F_t abhängt. Dies resultiert in

$$P_{Cu} = R I^2 = R (c F_t)^2. \quad (2.25)$$

Kivekäs et al. [118] zeigen eine MPC, um die Geschwindigkeit eines Busses mit elektrischem Antrieb zu optimieren. Der Antriebsstrang wird vereinfacht über konstante Effizienzen von Motor, Inverter, Getriebe und Differenzial modelliert. Um die Effizienzen je nach positiver oder negativer Motorleistung korrekt in die Gleichung zu integrieren, werden Tangens Hyperbolicus-Funktionen verwendet.

Alle untersuchten gradientenbasierten direkten Verfahren, bei denen der Antriebsstrang von batterieelektrischen Fahrzeugen betrachtet wird, optimieren die Geschwindigkeit nur für eine Topologie bestehend aus einem Motor und einem Gang. Sind die Verluste basierend auf Effizienzkennfelder entstanden, so ist die Informationen bezüglich der Leerlaufverluste verloren. Da das Getriebe durch konstante Effizienzen modelliert wird, werden dessen Leerlaufverluste ebenfalls vernachlässigt. Im Vergleich zu den Polynomfunktionen von Mahamoudi et al. [57] und Decker et al. [60], die in Abschnitt 2.2.2 vorgestellt wurden, sind die Polynome zur Beschreibung der Motorverluste einfach gehalten. Es fällt auf, dass die Exponenten in den Polynomen zur Beschreibung der Motor- beziehungsweise Antriebsstrangverluste das Quadrat nicht übersteigen. Zwar hat dies Vorteile bezüglich der Problemformulierung, weil dies in konvexen Kostenfunktionen resultiert, jedoch ist die Genauigkeit der Fits dadurch eingeschränkt.

In einer eigenen Veröffentlichung [135] wird ein NLP-Algorithmus zum energieeffizienten Fahren für verschiedene elektrische Antriebsstrangtopologien implementiert, der die benötigte elektrische Leistung des Motors P_m für positives, und negatives Drehmoment einzeln mit Polynomen der Form aus Gleichung (2.21) annähert, wobei die höchsten Exponenten sechs sind ($m = n = 6$). Das Getriebe wird mit einer konstanten Effizienz modelliert und Akkumulator sowie Leistungselektronikverluste werden vernachlässigt. Diese Implementierung wird zu Fits mit $m = 1$ und $n = 2$ verglichen, um die Fittingqualität des Stands der Technik zu repräsentieren. Durch den höheren Polynomgrad kann zusätzliche Energie eingespart werden, weil die tatsächlichen Verluste besser repräsentiert werden. Da die elektrische Leistung des vorgestellten Algorithmus jedoch durch Effizienzkennfelder berechnet werden und das Getriebe über eine konstante Effizienz modelliert ist, sind keine Leerlaufverluste der Komponenten im Algorithmus integriert. Außerdem fehlen die Verluste von Akkumulator und Leistungselektronik.

In Arbeiten, die eine detaillierte Betrachtung der Motoreffizienz in der Optimierung integriert haben [106, 136] wird festgestellt, dass Gleiten ein wesentlicher Bestandteil energieeffizienter Geschwindigkeitsprofile für elektrische Antriebsstränge darstellt. Weil die Betrachtung der Maschinen jedoch über Effizienzen modelliert werden, sind keine lastunabhängigen Verluste

betrachtet. Damit ist der Zustand des Gleitens in diesen Arbeiten nicht realistisch modelliert und kann zu einer Verzerrung der Ergebnisse führen. Nichtsdestotrotz lassen die Ergebnisse darauf schließen, dass Gleiten ein Bestandteil der optimalen Lösung ist. Deswegen sollten die Verluste während des Gleitens möglichst genau im Algorithmus repräsentiert werden.

Zusammenfassend ist im Stand der Technik kein gradientenbasierter Algorithmus bekannt, der durchgehend Verlustkennfelder in allen Komponenten nutzt, um die Verluste während des Gleitens zu repräsentieren und gleichzeitig die Verluste mit einem kleinen Fehler darstellt.

2.5 Antriebsstrangoptimierung

Nachdem der Stand der Technik bezüglich des energieeffizienten Fahrens dargestellt wurde, wird im Folgenden der Stand der Technik im Bereich der Antriebsstrangoptimierung gezeigt. Zuerst wird in Abschnitt 2.5.1 das klassische Vorgehen gezeigt, bei dem ein Zyklus, also ein Geschwindigkeitsprofil über die Zeit, abgefahren wird, um den Antriebsstrang zu optimieren. Im Gegensatz dazu folgt in Abschnitt 2.5.2 ein Vorgehen, das sich für automatisierte Fahrzeuge herausgebildet hat. Dabei wird die Antriebsstrangoptimierung mit dem energieeffizienten Fahren kombiniert.

2.5.1 Antriebsstrangoptimierung basierend auf Zyklen

In diesem Abschnitt werden Antriebsstrangoptimierungen analysiert, die einen Zyklus nutzen, um den Energieverbrauch der Fahrzeuge zu bestimmen. Der Fokus liegt auf batterieelektrischen Fahrzeugen. Dazu wird auf die verschiedenen Ziele, die untersuchten Topologien, die zugrundeliegenden Komponentenmodelle, die Algorithmen für die Betriebsstrategie und Antriebsstrangoptimierung sowie auf die Ergebnisse eingegangen. Es wird zwischen Fahrzeugkonzeptoptimierung und Antriebsstrangoptimierung unterschieden. Erstere optimiert das Fahrzeugkonzept, wie etwa dessen Größe und Form. Bezogen auf den Energieverbrauch werden Kenngrößen wie die Stirnfläche, der zu erreichende Luftwiderstandsbeiwert und die Masse des Fahrzeugs beeinflusst. Die Antriebsstrangoptimierung bezieht sich auf den Antriebsstrang des Fahrzeugs. In diesem Bezug wird oft von einem Gleiter gesprochen, der das Fahrzeug ohne den Antrieb betreffende Komponenten darstellt. Für diesen Gleiter wird der optimale Antriebsstrang gesucht.

Pesce [137] entwickelt ein Werkzeug zur Spezifikation von effizienten Antriebstopologien für Elektrofahrzeuge. Zu den untersuchten Antriebskonzepten gehören Zentralantriebe mit der Möglichkeit mehrerer Gänge und ein Allradantrieb. Es werden PSM und ASM untersucht. Die Motoren werden über Wirkungsgradkennfelder und die Leistungselektronik über Verlustkennfelder modelliert. Die Akkumulatorverluste werden über einen konstanten Innenwiderstand berechnet und das Getriebe über einen drehmomentabhängigen Wirkungsgrad modelliert. Zur Lastaufteilung zwischen zwei Motoren verwendet Pesce einen „Brute-Force“-Ansatz mit einer diskreten Schrittweite. Als Schaltstrategie wird eine regelbasierte und eine optimierte Steuerung implementiert. Bei der regelbasierten Steuerung wird nur in den zweiten Gang geschaltet, wenn die maximale Drehzahl im ersten Gang erreicht ist. Die optimierte Schaltstrategie wählt bei einer diskreten Schrittweite stets den optimalen Gang aus. Als Optimierungsmethode zur An-

triebsstrangoptimierung findet ein eigener Algorithmus, der sequentiell Kombinationen evaluiert, Verwendung. Das Optimierungspotential wird am Beispiel eines Citroen C-Zero als Referenzfahrzeug und dem Neuen Europäischen Fahrzyklus (NEFZ) und Artemis Zyklus dargestellt. Die Ergebnisse zeigen, dass durch einen Allradantrieb mit zwei Motoren oder mit zwei Gängen Energieeinsparungen erreicht werden können.

Vaillant [138] stellt ein methodisches Vorgehen zur Reduzierung des Verbrauchs von elektrischen Sportwagen vor. Es wird zwischen Vorder- und Heckantrieb sowie Allradantrieb unterschieden, wobei jeweils nur ein Motor pro Achse verbaut wird. Es wird zwischen PSM und ASM unterschieden. Beim Getriebe sind Ein- und Zweiganggetriebe abbildbar sowie eine mögliche Kupplung zwischen Motor und Getriebe zum Abkoppeln der Motoren. Die Verluste im Energiespeicher werden vernachlässigt. Motoren Inverter und Getriebe werden basierend auf Verlustkennfeldern modelliert. Des Weiteren wurden Regressionsmodelle für die Verlustmomente von Wellen- und Radlagerverlusten sowie für die Restbremsmomente der hydraulischen Bremse berücksichtigt. Die optimale Betriebsstrategie wird mittels DP berechnet. Zur Optimierung des Antriebsstrangs wird ein eigenständig erweiterter NSGA-II verwendet, wobei der Verbrauch und die Beschleunigungszeit minimiert werden. Als Zyklen dienen der Artemis-Zyklus und der NEFZ. Je nach Antriebsstrang unterscheiden sich Form und Lage der Pareto-Fronten. Das Abkoppeln des Motors kann den Verbrauch durch die Reduzierung der Leerlaufverluste bei PSM reduzieren, während bei ASM der Einfluss durch die reduzierten Leerlaufverluste gering ist. Bei höheren Beschleunigungszeiten ist der Verbrauch eines Allradantriebs bestehend aus PSM und ohne Abkoppelvorrichtung größer als der eines Heckantriebes.

Angerer [139] untersucht für elektrische Allradfahrzeuge den Zielkonflikt zwischen minimalen Verbrauch, bestmöglichen Fahrzeugeigenschaften und minimalen Kosten. Jede Fahrzeugachse kann mit einem Zentralantrieb oder zwei radnahen Antrieben ausgestattet sein. Es werden PSM und ASM untersucht, jeweils mit einem Ein- oder Zweiganggetriebe. Bei Zentralantrieben wird zusätzlich zwischen offenem Differential und elektrischem Torque-Vectoring-Differential unterschieden. Akkumulator und Getriebe sind mit einem konstanten Wirkungsgrad modelliert. Für Motor und Inverter werden Effizienzkenfelder skaliert und in Leistungskennfelder umgerechnet. Leerlaufverluste werden vernachlässigt. Die Betriebsstrategie des Antriebs wird durch Brute-Force bestimmt, bei der die beste Möglichkeit innerhalb diskreter Möglichkeiten ausgesucht wird. Zur Optimierung des Antriebsstrangs wird der NSGA-II in der Implementierung von Lin [33] verwendet. Als Reichweite werden 400 km Reichweite im WLTP vorgegeben. Die Ergebnisse zeigen, dass zwei angetriebene Achsen den Verbrauch und die Antriebsstrangkosten reduzieren können.

Andere Arbeiten haben einen reduzierten Lösungsraum. So wird in [140] mittels eines genetischen Algorithmus die Getriebeübersetzung von einem Ein- und Zweiganggetriebe bestimmt, um Reichweite und Beschleunigungsvermögen zu optimieren. Der Einfluss von verschiedenen Getrieben, wie Einganggetrieben, CVT und Schaltgetrieben wird in [141] untersucht, wobei die Schaltstrategie mittels DP gefunden wird.

In der Fahrzeugkonzeptoptimierung von Nicoletti [142] und König [143] kommt es ebenfalls zu einer Auslegung des Antriebsstrangs. Diese basiert auf der in [144] präsentierten Längsdynamiksimulation und Auslegungsmethodik. Die Längsdynamiksimulation nutzt konstante Effizienzen für Getriebe, Leistungselektronik und Akkumulator. Die Motoren werden über Effizienzkenfelder modelliert. In den Dissertationen [142, 143] werden die Kennfelder skaliert. Nicoletti [142] nutzt

zur Auslegung der Fahrzeuge den WLTP und König [143] verschiedene Zyklen, um deren Einfluss auf das Fahrzeugkonzept zu zeigen. Weil sich die Arbeiten auf das Fahrzeugkonzept beziehen, soll nicht genau auf die Ergebnisse eingegangen werden. König [143] zeigt jedoch, dass der Zyklus einen entscheidenden Einfluss auf das optimale Fahrzeugkonzept hat. Nicoletti [142] zeigt den Einfluss der sekundären Effekte. Diese beschreiben den Einfluss bei einer Änderung von einer Komponente auf die anderen Komponenten. So kann es zu Massen- und Volumenspiralen kommen. Falls beispielsweise der Akkumulator vergrößert werden muss, müssen auch die anderen Antriebsstrangkomponenten angepasst werden, was wiederum die benötigte Akkumulatorkapazität beeinflusst.

Tschochner [145] und Weiß [59] optimieren verschiedene Antriebstechnologien. Die Elektromotoren in Tschochner [145] werden über ein skaliertes Effizienzkennfeld modelliert. Es wird nicht zwischen PSM und ASM unterschieden. Getriebe und Akkumulator werden über konstante Effizienzen modelliert. Die Fahrzeuge werden basierend auf dem WLTP und NEFZ optimiert. Für die Antriebsstrangauslegung wird der NSGA-II verwendet. Die Zielgrößen sind die Reichweite und die Beschleunigungszeit.

Weiß [59] betrachtet elektrifizierte Antriebsstränge. Bei der Modellierung wird darauf geachtet, Verlustkennfelder, statt Effizienzkennfelder zu verwenden. Dementsprechend werden die Motoren und Getriebe mit Verlustkennfeldern modelliert und der Akkumulator über ein Ersatzschaltbild (Rint-Modell). Die Betriebsstrategie der Antriebsstränge ist regelbasiert. Bezüglich Zyklen werden der Federal Test Procedure - 72 (FTP-72), NEFZ, WLTP und ein Kundenzyklus untersucht. Es wird ebenfalls der NSGA-II verwendet, um die Antriebsstränge zu optimieren.

Genetische Algorithmen sind bei der Optimierung des Antriebs weit verbreitet [59, 138, 139, 145]. Dabei werden bei der Antriebsstrangoptimierung oft Effizienzkennfelder und konstante Effizienzen verwendet, obwohl diese Leerlaufverluste nicht abbilden können. Dadurch wird der Verbrauch eines Allradantriebs verfälscht. Des Weiteren zeigen die Konzeptoptimierungen, dass die Ergebnisse von den verwendeten Zyklen, also der Fahrweise, abhängen.

2.5.2 Antriebsstrangoptimierungen mit energieeffizientem Fahren

Durch die Automatisierung der Fahrzeuge wird der Fahrstil Teil des Fahrzeugs [12] und kann in der Auslegungsphase bereits berücksichtigt werden. Bei Akkumulator-zu-Distanz-Optimierungen werden die Rad-zu-Distanz-Verluste und die antriebsstrangspezifischen Akkumulator-zu-Rad-Verluste minimiert. Es ist ersichtlich, dass das betrachtete Fahrzeug und dessen Antriebsstrang die Optimierung des Fahrstils beeinflussen. Es liegt nahe, dass es ein globales Optimum für Antriebsstrang und Fahrstil gibt.

Anselma und Belingardi [102] untersuchen die Einsparmöglichkeiten für automatisierte Fahrzeuge durch die Anpassung des elektrischen Antriebsstrangs für das optimale kooperative Fahren, wobei verschiedene zeitliche Anteile des automatisierten und menschlichen Fahrens untersucht werden. Es wird ausschließlich ein Zentralantrieb an einer Achse mit einem Einganggetriebe untersucht. Der Antriebsstrang wird über einen konstanten Getriebe- und Inverterwirkungsgrad, ein Rint-Akkumulatormodell sowie Effizienzkennfelder der Motoren modelliert. Zur Auslegung des Antriebs sind die Motorleistung und die Getriebeübersetzung variabel und werden durch voll-vektorielle Suche optimiert. Dafür werden diskrete Getriebeübersetzungen verwendet. Als Szenario für das energieeffiziente Fahren wird eine Folgefahrt mit Fahrzeug zu Fahrzeug (engl.

vehicle to vehicle) (V2V)-Kommunikation verwendet. Zur Evaluation des Verbrauchs wird für die menschliche Fahrweise ein Zyklus abgefahren und für die automatisierte Fahrweise das energieeffiziente Fahren genutzt. Die energieeffizienten Fahrprofile werden mittels DP berechnet, wobei der Energieverbrauch und der Ruck optimiert werden. Weiteres ist notwendig, damit die optimierten Fahrprofile realistisch und komfortabel bleiben. Das Geschwindigkeitsprofil wird offline berechnet. Dafür ist die Annahme notwendig, dass dem Folgefahrzeug das gesamte Fahrprofil des Vorderfahrzeugs a priori bekannt ist. Die Ergebnisse zeigen, dass die Einsparungen durch energieeffizientes Fahren je nach Fahrzyklus des Vorderfahrzeugs und Antriebsstrangkonfiguration variieren. So liegen die prozentualen Einsparungen bei urbanen Zyklen mit geringen Geschwindigkeiten und aufkommenden Starts und Stopps bei 10 – 20 % und damit höher als bei Autobahnscenarien, bei denen 3 – 4 % eingespart werden. Die optimalen Antriebsstränge unterscheiden sich bei verschiedenen Anteilen von menschlicher beziehungsweise automatisierter Fahrweise. Das lässt darauf schließen, dass sich der optimale Antriebsstrang von Fahrzeugen mit energieeffizientem Fahrstil von menschlich gefahrenen Fahrzeugen unterscheidet.

Gambhira [103] optimiert elektrische Antriebsstränge für autonome Fahrzeuge und vergleicht diese zu Antrieben, die auf die menschliche Fahrweise optimiert wurden. Die Anforderungen an die Höchstgeschwindigkeit, das Beschleunigungsvermögen und die Steigfähigkeit unterscheiden sich zwischen den Fahrzeugen. Während die menschlich gesteuerten Fahrzeuge einen Zyklus exakt abfahren, können die autonomen Fahrzeuge ihr Geschwindigkeitsprofil optimieren. Betrachtet werden Fahrzeuge mit einer und mit zwei angetriebenen Achsen, jeweils mit Zentralmotor. Der Antriebsstrang wird basierend auf skalierten Effizienzkennfeldern der Motoren und mit konstantem Getriebe- und Inverterwirkungsgrad modelliert. Der Akkumulator wird als Rint-Modell dargestellt. Die Antriebsstränge werden durch Evaluierung diskreter Kombinationen optimiert. Mittels DP werden die optimalen Geschwindigkeitsprofile für jeden Antriebsstrang berechnet. Dafür soll die gleiche Distanz in etwa der gleichen Zeit wie beim Zyklus gefahren werden, während Randbedingungen wie Stopps und Höchstgeschwindigkeiten eingehalten werden. Die automatisierten Fahrzeuge benötigen zwischen 7 – 10 % weniger Energie im Stadtzyklus und 1,3 – 1,4 % weniger Energie im Autobahnzyklus. Über die verbaute Leistung steigt der Verbrauch für die automatisierten und nicht-automatisierten Fahrzeuge nur gering. Wenn die für die menschliche Fahrweise ausgelegten Fahrzeuge optimale Geschwindigkeitsprofile abfahren, sind die Ersparnisse der optimalen autonomen Fahrzeuge kleiner gleich 1,2 %, was den geringen Einfluss des Antriebsstrangs unterstreicht.

In [136] wurde mittels Brute-Force der Antriebsstrang eines elektrischen Busses für energieeffizientes Fahren optimiert. Dazu wurde zwischen zwei Motoren, einer ASM und einer PSM, und diskreten Gangübersetzungen variiert. Die Antriebsstrangtopologie war festgelegt mit zwei Motoren an der Hinterachse, wobei diese identisch sind und sich die Last zu gleichen Teilen aufteilen. Modelliert wurde der Antriebsstrang über Motoreffizienzkennfelder und einen konstanten Getriebewirkungsgrad. Akkumulator und Leistungselektronik wurden vernachlässigt. Als Strecke dienten zwei Buslinien in Singapur. Für die optimierten Fahrzyklen wurde eine freie Strecke ohne Verkehr und Fahrzeug zu Infrastruktur (engl. vehicle to infrastructure) (V2I)-Kommunikation zu den Ampeln angenommen. Für jede Antriebsstrangvariation wurde das optimale Geschwindigkeitsprofil mittels DP berechnet und der resultierende Energieverbrauch zu einer Simulation eines auf der Strecke gemessenen Fahrprofils verglichen. Die Ergebnisse zeigen Energieeinsparmöglichkeiten von bis zu 27 % im Gegensatz zu dem aufgezeichneten Fahrprofil eines im Verkehr fahrenden Busses. Des Weiteren zeigte sich, dass die Sensitivität des

Energieverbrauchs über verschiedene Getriebeübersetzungen abnimmt, wenn das Fahrzeug energieeffizient fährt, was darauf hindeutet, dass energieeffizientes Fahren den Kompromiss zwischen Fahrdynamik und Energieverbrauch verbessern kann.

Die untersuchten kombinierten Optimierungen von energieeffizientem Fahren und Antriebsstrang sind in Tabelle 2.2 zusammengefasst. Sie haben im Gegensatz zu den auf Zyklen basierenden Antriebsstrangoptimierungen einen eingeschränkten Lösungsraum. Es werden nur Einganggetriebe untersucht und ausschließlich Gambhire [103] untersucht einen Allradantrieb. Des Weiteren sind die Szenarien stark vereinfacht. So wird in [102] angenommen, dass das Geschwindigkeitsprofil des Vorderfahrzeugs bis zum Ende a priori bekannt ist, während es in [103] und [136] keine anderen Verkehrsteilnehmer gibt. Außerdem sind Fahrzeugparameter konstant und können nicht variiert werden. Die Akkukapazität ist bei allen Antrieben gleich, unabhängig von dessen Verbrauch. Damit ergeben sich unterschiedliche Reichweiten der Fahrzeuge, wodurch der Vergleich erschwert wird. Da gerade der Akkumulator ein Gewichtstreiber ist, kann es durch eine Anpassung der Akkumulatorgröße zu sekundären Effekten kommen, und somit zu positiven und negativen Effektsteigerungen beim Verbrauch. Außerdem sind die Verluste über Effizienzen modelliert, was die beschriebenen Nachteile mit sich bringt.

Tabelle 2.2: Zusammenfassung der Antriebsstrangoptimierungen mit energieeffizientem Fahren

	Anselma und Belingardi [102]	Gambhira [103]	Koch et al. [136]
Topologien	Zentralantrieb mit Einganggetriebe	Zentralantrieb und Allrad mit Einganggetriebe	Zwei querverteilte Motoren mit Einganggetriebe
Sekundäre Effekte	Nein	Nein	Nein
Optimierung Antrieb	Voll-vektoriell	Voll-vektoriell	Voll-vektoriell
Modellierung	Rint-Modell/ Konstante Effizienzen/ Effizienzkennfeld	Rint-Modell/ Konstante Effizienzen/ Effizienzkennfeld	Konstante Effizienz/ Effizienzkennfeld
Optimierung Fahren	Dynamische Programmierung	Dynamische Programmierung	Dynamische Programmierung
Szenario	Folgefahrt (Fahrweise a priori bekannt)	Fahrt ohne andere Teilnehmer	Fahrt ohne andere Teilnehmer mit Ampeln

2.6 Zielsetzung der Arbeit

Es wurde gezeigt, dass die Automatisierung von Fahrzeugen Chancen und Risiken bezüglich des Energieverbrauchs birgt. Eine genaue Quantifizierung ist notwendig, um diese gegeneinander abzuwägen. Diese Arbeit setzt den Fokus auf das Energieeinsparpotenzial durch energieeffizientes Fahren und durch einen darauf optimierten Antriebsstrang. Bei den Akkumulator-zu-Distanz-Optimierungen werden die Verluste im Antriebsstrang bei der Berechnung eines energieeffizienten Geschwindigkeitsprofils beachtet und minimiert. Dadurch spielt der Antriebsstrang in der Optimierung eine Rolle. Es liegt nahe, dass ein globales Optimum für Fahrstil und Antriebsstrang gefunden werden kann.

Der Stand der Technik zeigt, dass die in Abschnitt 2.5.1 vorgestellten Antriebsstrangoptimierungen nicht in der Lage sind, das globale Optimum zu berechnen, weil diese Zyklen verwenden,

um den Verbrauch zu berechnen. Die in Abschnitt 2.5.2 vorgestellten Arbeiten verwenden einen Algorithmus zum energieeffizienten Fahren, haben jedoch einen eingeschränkten Lösungsraum, die untersuchten Szenarien sind stark vereinfacht und es werden keinen sekundären Effekte betrachtet. Daraus leitet sich die erste Forschungsfrage ab:

F1: Wie viel Energie lässt sich durch energieeffizientes Fahren und einen darauf optimierten Antriebsstrang für automatisierte Fahrzeuge einsparen?

Der Stand der Technik bezüglich des energieeffizienten Fahrens wurde in Unterkapitel 2.4 analysiert. Es zeigen sich Schwächen in der Modellierung, weil zum einen in den Optimierungen nicht durchgängig Verlustkennfelder verwendet werden und zum anderen die Beschreibung der Verluste durch quadratische Polynome nicht ohne geringen Fehler möglich ist. Des Weiteren zeigt die Analyse der gradientenbasierten direkten Methoden, die sich durch eine schnelle Berechnungszeit auszeichnen, dass nur elektrische Antriebsstrangtopologien basierend auf einem Motor mit einem Gang implementiert worden sind. Basierend auf diesen Schwächen ergibt sich eine zweite Forschungsfrage:

F2: Wie lässt sich ein Algorithmus mit kurzen Rechenzeiten zur Minimierung der Akkumulator-zu-Distanz-Verluste implementieren, der für verschiedene Antriebsstrangtopologien die energetischen Verluste durch Verlustkennfelder ausdrückt und diese mit einem geringen Fehler in der Optimierung integriert?

Zur Beantwortung der zweiten Forschungsfrage wird in Kapitel 3 ein Algorithmus zum energieeffizienten Fahren implementiert. Dieser soll die benötigte Energie basierend auf der Summe aller relevanten Verluste aus Unterkapitel 2.2 minimieren und die lastabhängigen und lastunabhängigen Verluste betrachten. Der Algorithmus soll lange Abschnitte optimieren können und schnell genug Ergebnisse berechnen, um in einer MPC Anwendung zu finden. Damit der Algorithmus später in einer Antriebsstrangoptimierung genutzt werden kann, sollen die Antriebsstrangkomponenten einzeln in den Algorithmus integriert werden. Um einen großen Lösungsraum abzubilden, sollen verschiedene batterieelektrische Antriebsstrangtopologien darstellbar sein.

Zur Beantwortung der ersten Forschungsfrage wird in Kapitel 4 eine Antriebsstrangoptimierung für Fahrzeuge unter energieeffizientem Fahren aufgebaut, in der der Lösungsraum durch weitere Antriebsstrangtopologien im Vergleich zum Stand der Technik vergrößert wird. Darüber hinaus sollen realistischere Szenarien als Grundlage verwendet werden und die Antriebsstrangkomponenten skalierbar gestaltet werden, sodass sekundäre Effekte durch Verbrauchseinsparungen betrachtet werden können. Der zuvor entwickelte Algorithmus zum energieeffizienten Fahren wird in der Antriebsstrangoptimierung genutzt, um Aussagen zu den Energieeinsparungen durch die Nutzung des energieeffizienten Fahrens bei optimierten Antrieben zu treffen. Die Antriebsstränge werden mit Antriebssträngen, die auf Zyklen optimiert wurden, verglichen, um Unterschiede herauszuarbeiten. Außerdem werden in diesem Zusammenhang die Auswirkungen einer Reduktion des Beschleunigungsvermögens untersucht.

3 Algorithmus zum energieeffizienten Fahren

Ziel des Kapitels ist die Optimierung der Längsdynamik batterieelektrischer Fahrzeuge durch die Entwicklung und Implementierung eines Algorithmus zum energieeffizienten Fahren. Der Algorithmus soll in Kapitel 4 in einer Antriebsstrangoptimierung verwendet werden. Dadurch ergeben sich Anforderungen, die nachfolgend aufgelistet werden sollen.

Die Antriebsstrangoptimierung variiert die Antriebsstrangkomponenten und skaliert diese, um gewisse Anforderungen an das Fahrzeug zu erfüllen. Damit dies im Algorithmus berücksichtigt werden kann, müssen die Komponenten einzeln mathematisch integriert werden. Die im Unterkapitel 2.2 beschriebenen Verluste von Elektrofahrzeugen sollen betrachtet werden. Die lastabhängigen und die lastunabhängigen Verluste sollen in jeder Komponente modelliert werden, damit das berechnete Fahrprofil valide ist und die Antriebsstrangoptimierung realitätsnahe Ergebnisse liefert. Verschiedene Motorarten sowie Ein- und Zweigangetriebe sollen dargestellt werden können. Des Weiteren sollen verschiedene Antriebsstrangtopologien untersucht werden. Möglichst kurze Berechnungszeiten sind anzustreben, damit der konzeptionelle Einsatz des Algorithmus in einer MPC möglich ist und so realistischere Szenarien im Bereich der Fahrzeugverfolgung untersucht werden können. Die längsdynamische Fahrweise hängt unter anderem von der Straßenführung ab. Beispielsweise zwingen Kurven das Fahrzeug zum Abbremsen. Um diese Effekte zu erfassen, soll ein distanzbasiertes Geschwindigkeitslimit die Realitätsnähe der Längsdynamikoptimierung steigern. Daneben sollen die den Fahrzustand beschreibenden Parameter beschränkbar sein, um ein realistisches Fahrverhalten zu generieren. Die Optimierung soll außerdem Stellgrößenbeschränkungen aufgrund von Fahrzeugparametern beachten, damit die Fahrprofile mit dem hinterlegten Antriebsstrang realisierbar sind.

Der Algorithmus wurde in [146] veröffentlicht. Für das bessere Verständnis wird der Algorithmus in dieser Arbeit erneut vorgestellt. Außerdem werden Erweiterungen des Algorithmus gezeigt und die Parametrierung ausführlich besprochen.

Im folgenden Unterkapitel wird das Optimierungsproblem formuliert. In Unterkapitel 3.2 wird der Algorithmus basierend auf realen Messdaten parametrierung und validiert. Es folgen die in der Arbeit behandelten Fallstudien. In Unterkapitel 3.3 werden die Randbedingungen und Ergebnisse einer Fahrzeugfolgefahrt mit Parametervariation vorgestellt. Unterkapitel 3.4 zeigt die Randbedingungen und Ergebnisse einer Optimierung des WLTP-Zyklusverbrauchs. Eine Diskussion und ein Ausblick sind in Unterkapitel 3.5 gegeben.

3.1 Problemformulierung

Für ein Optimierungsproblem mit einer großen Zahl an Zuständen und einer kurzen Berechnungszeit wird das OCP in eine NLP transkribiert. Das Problem wird für ein Fahrzeug mit einem Motor und Eingangsgetriebe erklärt. Im Nachgang werden die notwendigen Änderungen für andere Antriebsstrangtopologien erläutert.

3.1.1 Allgemeine Form und Bewegungsgleichungen

Um optimale Geschwindigkeitsprofile bei effizienter Antriebsstrangoperation zu erhalten, gilt es die Kostenfunktion $J(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ mit dem Zustandsvektor \mathbf{x} und dem Regelungsvektor \mathbf{u} unter Beachtung der p Ungleichheitsbedingungen \mathbf{g} und q Gleichheitsbedingungen \mathbf{h} zu minimieren:

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{x}, \mathbf{u}}{\text{minimize}} && J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ & \text{subject to} && g_i(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \leq 0 \quad i = 1, \dots, p, \\ & && h_j(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = 0 \quad j = 1, \dots, q. \end{aligned} \quad (3.1)$$

Der Zustandsvektor besteht aus der Beschleunigung a , der Geschwindigkeit v , der Distanz s , der internen Akkumulatorleistung P_{bat} , dem SOC ξ , Akkuzellstrom I_{cell} sowie den zwei Hilfsvariablen $s_{\text{m,loss}}$ und $s_{\text{gb,loss}}$. Erstere Hilfsvariable repräsentiert die elektrischen Motor- und Leistungselektronikverluste und zweitere die Drehmomentverluste des Getriebes:

$$\mathbf{x} = \left[a \quad v \quad s \quad P_{\text{bat}} \quad \xi \quad I_{\text{cell}} \quad s_{\text{m,loss}} \quad s_{\text{gb,loss}} \right]^T. \quad (3.2)$$

Der Regelungsvektor besteht aus dem Motormoment im Luftspalt $T_{\text{m,a}}$ und dem Bremsmoment am Rad T_{b} :

$$\mathbf{u} = \left[T_{\text{m,a}} \quad T_{\text{b}} \right]^T \quad (3.3)$$

Das physikalische Verhalten in Form der Zustandsübergänge ist über Gleichheitsbedingungen ausgedrückt. Über die Zeit t , die Fahrzeugmasse m_{veh} , den Drehmassenzuschlagsfaktor λ_{m} , die Fahrzeugwiderstandskräfte F_{a} , F_{r} und F_{slope} , die resultierende Antriebskraft F_{pt} und den Radradius r_{w} können die Gleichheitsbedingungen zur Beschreibung der Bewegung formuliert werden.

$$h_1 = a - \frac{F_{\text{pt}} + \frac{T_{\text{b}}}{r_{\text{w}}} - F_{\text{r}} - F_{\text{a}} - F_{\text{slope}}}{m_{\text{veh}} \lambda_{\text{m}}}, \quad (3.4a)$$

$$h_2 = dv - a \, dt, \quad (3.4b)$$

$$h_3 = ds - v \, dt. \quad (3.4c)$$

Der Luftwiderstand wird über Gleichung (2.15) bestimmt, wobei Windstille angenommen wird und damit $v = v_{\text{flow}}$ gilt. Der Rollwiderstand ist über Gleichung (2.18) implementiert. Dabei gilt $\alpha = 1$ und $\beta = 0$. Zusätzlich wird eine Fahrbahn ohne Neigung angenommen, wodurch der Steigungswiderstand vernachlässigt werden kann.

Das Fahrverhalten wird durch Ungleichheitsbedingungen

$$-j_{\max} \leq \frac{da}{dt} \leq j_{\max}, \quad (3.5a)$$

$$a_{\min} \leq a \leq a_{\max}, \quad (3.5b)$$

$$v_{\min} \leq v \leq v_{\max}, \quad (3.5c)$$

$$s_{\min} \leq s \leq s_{\max}, \quad (3.5d)$$

beschränkt, wobei j dem Ruck entspricht und die Indizes „min“ und „max“ jeweils den minimalen, beziehungsweise maximalen Wert der Größe beschreiben. Die maximale Geschwindigkeit ist eine ortsbezogene Größe und als Funktion über s implementiert. Für einen stetigen Verlauf ist sie über Arkustangens-Funktionen beschrieben,

$$v_{\max}(s) = v_{\max,\text{init}} + \sum_{\zeta=1}^M dv_{\max,\zeta} \left(0.5 + \frac{1}{\pi} \arctan(\sigma(s - s_{\max,c,\zeta})) \right), \quad (3.6)$$

wobei M der Anzahl an Änderungen des Geschwindigkeitslimits entspricht. Dabei ist $dv_{\max,\zeta}$ die Änderung der maximalen Geschwindigkeit an der Stelle $s_{\max,c,\zeta}$. Das initiale Geschwindigkeitslimit ist durch $v_{\max,\text{init}}$ gegeben. Über den Skalierungsfaktor σ kann die Form der Funktion angepasst werden. Je höher der Wert gewählt wird, desto näher kommt die Funktion einer Stufenfunktion.

Das Bremsmoment ist begrenzt durch

$$T_{b,\max} \leq T_b \leq 0. \quad (3.7)$$

Weitere Gleichheits- und Ungleichheitsbeschränkungen werden in Abschnitt 3.1.2 definiert.

3.1.2 Modellierung des Antriebsstrangs und Integration in den Algorithmus

Abbildung 3.1 zeigt das der Optimierung zugrunde liegende Antriebsstrangmodell und dessen Verluste während des Antreibens. Basierend auf dem Zellinnenwiderstand R_i und dem Strom I_{cell} jeder Zelle resultieren die Akkumulatorverluste, welche die interne Akkumulatorleistung P_{bat} verringern und die Akkumulatorausgangsleistung $P_{\text{bat,out}}$ ergeben. Von dieser Leistung wird ein Anteil P_{aux} für die Nebenverbraucher benötigt. Der Rest entspricht der Eingangsleistung der Leistungselektronik P_{pe} . In der Leistungselektronik kommt es zu den Verlusten $P_{\text{pe,loss}}$. Die restliche Leistung entspricht der elektrischen Motoreingangsleistung $P_{\text{m,el}}$. Im Motor wird die Leistung durch die elektrischen Verluste $P_{\text{m,loss,el}}$ reduziert, sodass sich die Leistung im Luftspalt $P_{\text{m,a}}$ ergibt. Durch mechanische Verluste, die dem Produkt aus Drehzahl ω_m und Verlustmoment $T_{\text{m,loss}}$ entsprechen, reduziert sich die Luftspaltleistung zu der Motorausgangsleistung $P_{\text{m,me,out}}$,

die der Getriebeeingangsleistung entspricht. Im Getriebe fallen weitere Verluste durch Drehmomentverlust $T_{gb,loss}$ an. Letztendlich bleibt dem Fahrzeug die Leistung am Rad P_w , um die Rad-zu-Distanz-Verluste zu überwinden. Im weiteren Verlauf werden die Modellierungsansätze der Verluste genauer besprochen.

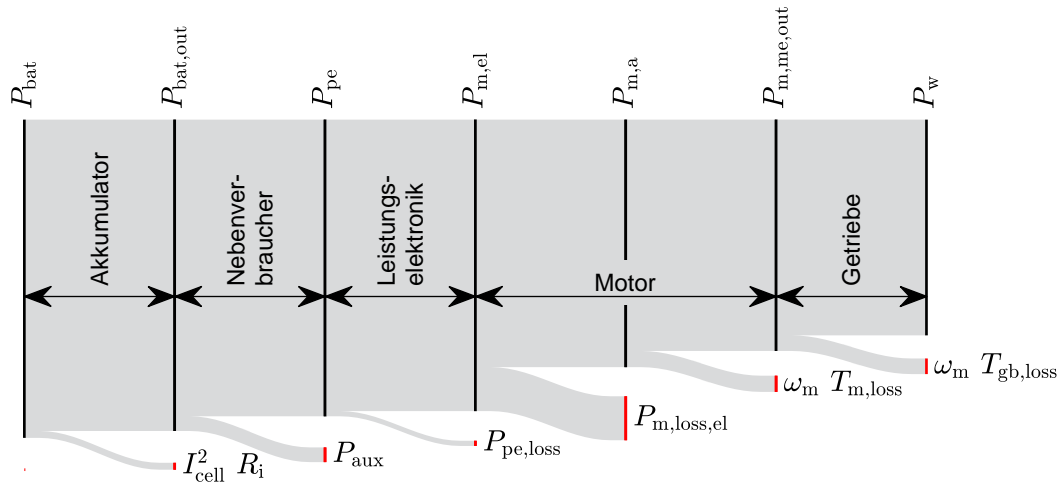


Abbildung 3.1: Aufbau des Antriebsstrangmodells und die Komponentenverluste

Akkumulator

Die Akkumulatorverluste sind über ein elektrisches Ersatzschaltbild, dem Rint-Modell, modelliert. So korreliert Akkumulatoreingangsleistung und Ausgangsleistung durch die Gleichheitsbedingung

$$h_4 = P_{bat,out} - (P_{bat} - R_i I_{cell}^2 n_{par} n_{ser}), \quad (3.8)$$

bei der n_{par} der Anzahl an parallel geschalteten Zellen und n_{ser} der Anzahl an seriell geschalteten Zellen entspricht. Es gilt

$$h_5 = I_{cell} - \frac{P_{bat}}{V_{OC} n_{par} n_{ser}}, \quad (3.9)$$

wobei die OCV der Zelle vom SOC ξ des Akkumulators abhängt und als Polynomfunktion

$$V_{OC} = f_{V_{OC}}(\xi) \quad (3.10)$$

modelliert ist. Der SOC wird über eine Gleichheitsbedingung definiert zu

$$h_6 = d\xi - 100 \frac{I_{cell} dt}{C_{cell}}, \quad (3.11)$$

mit der Zellkapazität C_{cell} und ist durch eine Ungleichheitsbedingung

$$0 \leq \xi \leq 100 \quad (3.12)$$

beschränkt. Die maximale Rekuperationsleistung $P_{\text{recu,max}}$ ist durch den Akkumulator bestimmt. Basierend auf der maximal zulässigen Zellspannung $V_{\text{cell,max}}$ kann der maximale Rekuperationsstrom $I_{\text{recu,max}}$ einer Zelle mit

$$I_{\text{recu,max}} = \frac{V_{\text{OC}} - V_{\text{cell,max}}}{R_i} \quad (3.13)$$

berechnet werden. Daraus folgt die Ungleichheitsbedingung

$$I_{\text{recu,max}} \leq I_{\text{cell}}. \quad (3.14)$$

Motor und Leistungselektronik

In der Simulationstechnik werden zur Berechnung der Motor- und Leistungselektronikverluste Kennfelder in tabellarischer Form verwendet. Diese sind in gradientenbasierten Optimierungen nicht verwendbar, weshalb sie in differenzierbare Funktionen überführt werden müssen. Mahmoudi et al. [57] untersuchen den Effekt verschiedener Terme in Form von $k_{\text{mn}} T^m \omega^n$ auf die Form der Kupfer-, Magnet- und Eisenverluste für Stator und Rotor für eine ASM, eine IPSPM und eine SPSM. Drei Resultate sind für diese Arbeit von besonderem Interesse:

- Je nach Motortyp unterscheiden sich die Verlustarten und die dominanten Polynomterme.
- Der Hauptteil der betrachteten Verluste entstehen im Stator.
- Terme, die linear abhängig vom Drehmoment sind, stellen einen nicht zu vernachlässigen Anteil an den Verlusten dar.

Folglich muss das Fitting auf unterschiedliche Motortypen angepasst werden. Aus dem zweiten Punkt folgt eine Vereinfachung für den Algorithmus. Es wird angenommen, dass Kupfer-, Eisen- und Magnetverluste nur auf den Stator und die mechanischen Verluste nur auf den Rotor wirken. Der dritte Punkt beeinflusst die Fittingqualität in der Nähe des lastfreien Bereichs, wenn ein Fit für den motorischen und generatorischen Bereich zusammen verwendet wird, wie dies in Vorarbeiten [107, 119, 114] vorgefunden werden kann. Durch die linear ansteigenden Verluste um den Bereich ohne Drehmoment ergeben sich bei einer Spiegelung der Verluste vom motorischen in den generatorischen Quadranten v-förmige Verläufe. Folglich ist der Nullpunkt nicht differenzierbar und ein kontinuierliches Polynom über motorischen und generatorischen Bereich hat auch bei höheren Polynomgraden Abweichungen (Abbildung 3.2).

Bei dem eigenen gradientenbasierten Algorithmus zum energieeffizienten Fahren [135] wurden zwei Regelungsvariablen genutzt: eine für positives Drehmoment sowie eine für negatives Drehmoment und diese über Komplementärbedingungen beschränkt. Die theoretische und analytische Lösung dieser Art an Beschränkung ist jedoch herausfordernd [147] und resultiert in langen Berechnungszeiten. Deswegen wird ein anderes Vorgehen, basierend auf Ungleichheitsbedingungen, gewählt, um die V-Form der Verluste um null Drehmoment abzubilden. Es wird jeweils ein Polynom für den motorischen Bereich $f_{\text{m,loss}}^+$ und eins für den generatorischen Bereich $f_{\text{m,loss}}^-$ gefittet. Das Konzept ist in Abbildung 3.2 dargestellt. Eine zu minimierende Hilfsvariable $s_{\text{m,loss}}$, welche die elektrischen Motorverluste beschreibt, kann durch zwei Ungleichheitsbedin-

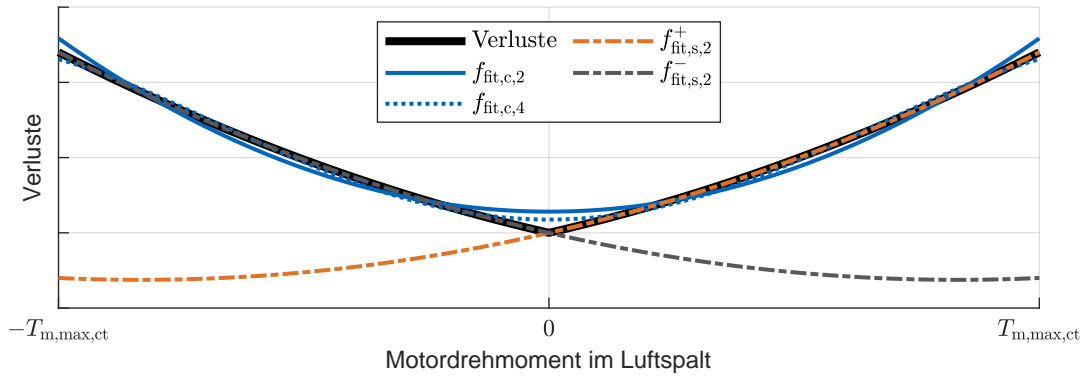


Abbildung 3.2: Konzept des Fittings von Verlusten mit linearem Anteil und daraus resultierender V-Form: $f_{\text{fit},c,2}^+$ und $f_{\text{fit},c,4}^+$ sind ein kontinuierlicher Fit über motorischen und generatorischen Drehmomentbereich mit maximalen Polynomgrad von zwei beziehungsweise vier. $f_{\text{fit},s,2}^+$ und $f_{\text{fit},s,2}^-$ stellen einen Fit nur für den motorischen beziehungsweise generatorischen Bereich des Motors mit maximalen Polynomgrad von zwei dar.

gungen beschränkt werden:

$$f_{m,\text{loss}}^+(\omega_m, T_{m,a}) \leq s_{m,\text{loss}}, \quad (3.15a)$$

$$f_{m,\text{loss}}^-(\omega_m, T_{m,a}) \leq s_{m,\text{loss}}. \quad (3.15b)$$

Die Polynome sind eine Funktion des Motordrehmoments im Luftspalt $T_{m,a}$ und der Motordrehzahl ω_m . Letztere ist definiert durch

$$\omega_m = \frac{2\pi v i_{\text{gb}}}{r_w}, \quad (3.16)$$

mit der Getriebeübersetzung i_{gb} . Des Weiteren sind Motordrehzahl und Motordrehmoment durch weitere Ungleichheitsbeschränkungen limitiert,

$$\omega_m \leq \omega_{m,\text{max}}, \quad (3.17a)$$

$$-T_{m,\text{max,ct}} \leq T_{m,a} \leq T_{m,\text{max,ct}}, \quad (3.17b)$$

$$-T_{m,\text{max,fw}}(\omega_m) \leq T_{m,a} \leq T_{m,\text{max,fw}}(\omega_m), \quad (3.17c)$$

wobei $T_{m,\text{max,ct}}$ das maximale Motordrehmoment im Bereich des konstanten Drehmoments des Motors und $T_{m,\text{max,fw}}(\omega_m)$ das drehzahlabhängige maximale Drehmoment im Feldschwächebereich des Motors darstellt. Letzteres ist als Polynom modelliert.

Das Motordrehmoment wird durch mechanische Verluste im Motor reduziert und resultiert im Motorausgangsmoment

$$T_{m,\text{out}} = T_{m,a} - f_{m,\text{loss,me}}(\omega_m), \quad (3.18)$$

mit dem Polynom $f_{m,\text{loss,me}}$, das die mechanischen Motorverluste darstellt.

Die Verluste der Leistungselektronik werden auf die elektrischen Motorverluste addiert und zusammen auf die Funktionen $f_{m,\text{loss}}^+$ und $f_{m,\text{loss}}^-$ gefittet.

Getriebe

Bei Verlustkennfeldern des Getriebes, wie in Abbildung 3.6c dargestellt, ist ebenfalls eine V-Form ersichtlich. Darum werden die Verluste des Getriebes analog zu den Motorverlusten durch zwei Funktionen in die Optimierung integriert. Eine Funktion ist für positives Eingangsdrehmoment und die andere für negatives Eingangsdrehmoment definiert. Diese Funktionen werden genutzt, um über zwei Ungleichheitsbedingungen die Drehmomentverluste $s_{\text{gb,loss}}$ des Getriebes zu beschränken

$$f_{\text{gb,loss}}^+(\omega_m, T_{\text{m,out}}) \leq s_{\text{gb,loss}}, \quad (3.19a)$$

$$f_{\text{gb,loss}}^-(\omega_m, T_{\text{m,out}}) \leq s_{\text{gb,loss}}, \quad (3.19b)$$

wobei die Eingangsdrehzahl der Drehzahl des Motors entspricht und das Eingangsdrehmoment dem Ausgangsdrehmoment des Motors. Das Ausgangsdrehmoment des Getriebes $T_{\text{gb,out}}$ kann über die Verluste berechnet werden zu

$$T_{\text{gb,out}} = (T_{\text{m,out}} - s_{\text{gb,loss}}) i_{\text{gb}}. \quad (3.20)$$

Damit kann die durch den Antriebsstrang auf die Straße übertragene Kraft berechnet werden zu

$$F_{\text{pt}} = \frac{T_{\text{gb,out}}}{r_w}. \quad (3.21)$$

3.1.3 Kostenfunktion

Die Wahl der Kostenfunktion ist entscheidend für das Ergebnis des Algorithmus. Ziel eines Algorithmus zum energieeffizienten Fahren ist die Minimierung der benötigten Energie. Um die Verluste zwischen Energiespeicher und Distanz zu minimieren, wird die interne Akkumulatorenergie minimiert. Ist die zu fahrende Distanz variabel, kann der Verbrauch optimiert werden.

Eine Optimierung der Energie kann zu unkomfortablen Fahrverhalten führen, weil die effizienten Lastpunkte möglichst schnell angefahren werden und dies zu hohen Beschleunigungen und Rucken führt. Deswegen sollten weitere Terme in der Kostenfunktion vorhanden sein, um ein komfortables Geschwindigkeitsprofil zu gewährleisten. Das Themenfeld des Fahrkomforts ist besonders für automatisierte Fahrzeuge komplex, weil sich der subjektive Fahrkomfort aus Vibrationen, Geräuschen sowie dem Sicherheitsabstand und Fahrverhalten zusammensetzt [148]. Bezüglich Längsdynamik wird in [149] ein Diskomfortindex basierend auf der Fahrzeu glängsbeschleunigung und dem Ruck definiert. Powell und Palac [150] zeigen den Einfluss von Ruck und Beschleunigung auf die Stabilität stehender Passagiere in Zügen und stellen deren gegenseitigen Einfluss auf die Akzeptanz von Passagieren dar. Bellem et al. [151] untersuchen das Komfortempfinden für automatisierte Fahrzeuge und benennen für die Längsdynamik möglichst geringe Beschleunigungen und die Minimierung des Rucks als Ziel. Deswegen wird der quadratische Ruck und die quadratische Beschleunigung in die Zielfunktion aufgenommen. Des Weiteren wird bei einer Folgefahrt die Abweichung des Sollabstand zum Vorderfahrzeug in die Kostenfunktion integriert.

Darüber hinaus werden Regularisierungsterme für Motor- und Bremsmoment eingeführt. Zum einen um deren Dynamik zu reduzieren und so reales Verhalten zu erhalten. Zum anderen

können so schnellere Berechnungszeiten erreicht werden. Außerdem wird ein Term eingeführt, der die im Fahrzeug zusätzlich gespeicherte kinetische Energie am Ende des Optimierungshorizontes dem Algorithmus anrechnet. Damit werden Rekuperationsphasen am Ende des Optimierungshorizonts vermieden, wenn der Algorithmus innerhalb einer MPC mit begrenztem Horizont verwendet wird. Damit der Algorithmus für verschiedene Optimierungsaufgaben mit unterschiedlichen Zielen und Randbedingungen verwendbar ist, werden die Terme über die Methode der gewichteten Summe [152] in die Kostenfunktion

$$\begin{aligned}
 J = & \underbrace{w_j \int \left(\frac{da}{dt}\right)^2 dt}_{\text{Ruck}} + \underbrace{w_a \int a^2 dt}_{\text{Beschleunigung}} + \underbrace{w_E \int P_{\text{bat}} dt}_{\text{Energie}} + \underbrace{w_C \int \frac{P_{\text{bat}} dt}{\Delta s}}_{\text{Verbrauch}} + \\
 & + \underbrace{w_{r,m} \int \left(\frac{T_{m,a}}{dt}\right)^2 dt}_{\text{Regularisierung Motormoment}} + \underbrace{w_{r,b} \int \left(\frac{T_b}{dt}\right)^2 dt}_{\text{Regularisierung Bremsmoment}} + \\
 & - \underbrace{w_{v\text{End}} 0.5 \lambda_m m_{\text{veh}} (v_{\text{end}}^2 - v_{\text{init}}^2)}_{\text{Kinetische Energie}} + \underbrace{w_s \int (s_{\text{veh}} - f_{s,t}(v))^2 dt}_{\text{Abstand Vorderfahrzeug}},
 \end{aligned} \tag{3.22}$$

aufgenommen und über die Gewichtungsterme w_j , w_a , w_E , w_C , $w_{r,m}$, $w_{r,b}$, $w_{v\text{End}}$, w_s in eine Zielgröße überführt. Dabei ist Δs die im betrachteten Zeitraum zurückgelegte Strecke, v_{end} die Geschwindigkeit am Ende des Planungshorizonts, v_{init} die Initialgeschwindigkeit, s_{veh} die Distanz zwischen dem Vorderfahrzeug und Ego-Fahrzeug und $f_{s,t}(v)$ der Sollabstand. Falls kein Vorderfahrzeug präsent ist, wird der letzte Term vernachlässigt. Für andere Topologien wird die Zielfunktion erweitert.

3.1.4 Anpassungen für weitere Topologien

Neben dem Antrieb basierend auf einem Motor mit Eingangetriebe (1M1G) sollen weitere Topologien untersucht werden. Zum einen wird ein Allradantrieb mit jeweils einem Motor und einem Einganggetriebe pro Achse (2M1G) in die Optimierung aufgenommen. Zum anderen wird ein Antrieb basierend auf einem Motor mit Zweiganggetriebe (1M2G) implementiert. Dafür muss der Algorithmus erweitert werden.

Für ein Fahrzeug mit Allradantrieb mit jeweils einem Motor pro Achse wird der Regelungsvektor angepasst zu

$$\mathbf{u} = \left[T_{m,a} \quad T_b \quad T_{m,a,2} \right]^T, \tag{3.23}$$

wobei $T_{m,a,2}$ dem Drehmoment im Luftspalt vom zweiten Motor entspricht. Für die zweite Achse werden das Motor- und Getriebeverhalten sowie deren Verluste entsprechend der ersten modelliert. Die Antriebskraft ergibt sich dann zu

$$F_{\text{pt}} = \frac{T_{\text{gb,out}} + T_{\text{gb,out},2}}{r_w}, \tag{3.24}$$

wobei $T_{\text{gb,out},2}$ das Ausgangsmoment des Getriebes der zweiten Achse ist. Die Kostenfunktion (3.22) wird um einen weiteren Regularisierungsterm für den zweiten Motor erweitert.

Für ein Fahrzeug mit einem Zweiganggetriebe wird der Regelungsvektor angepasst zu

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} T_m & T_b & C_{\text{gb}} \end{bmatrix}^T, \quad (3.25)$$

wobei C_{gb} dem gewählten Gang entspricht. Damit berechnen sich Motordrehzahl und Getriebeausgangsmoment zu

$$\omega_m = ((2 - C_{\text{gb}}) i_{\text{gb}} + (C_{\text{gb}} - 1) i_{\text{gb},2}) \frac{2\pi v}{r_w}, \quad (3.26)$$

$$T_{\text{gb,out}} = (T_{\text{m,out}} - s_{\text{gb,loss}}) ((2 - C_{\text{gb}}) i_{\text{gb}} + (C_{\text{gb}} - 1) i_{\text{gb},2}), \quad (3.27)$$

mit der Übersetzung des zweiten Ganges $i_{\text{gb},2}$. Da das Getriebe kein CVT ist, entspricht das Fahrzeug mit Zweiganggetriebe mit der diskreten Wahl eines Ganges einer MINLP. Um dieses zu lösen, wird das Problem wie in [135] durch zwei seriell ablaufende Optimierungen gelöst. Im ersten Schritt wird das Problem relaxiert und es wird eine kontinuierlich einstellbare Übersetzung angenommen, sodass $1 \leq C_{\text{gb}} \leq 2$ gilt. Das Ergebnis dieses Optimierungsschrittes wird dann zum Starten einer zweiten Optimierung verwendet, indem durch das Einführen einer Parabel alle Zustände $C_{\text{gb}} \neq \{1, 2\}$ bestraft werden. Dadurch wählt die Optimierung einen diskreten Gang.

3.1.5 Implementierung

Der Algorithmus wird in MATLAB mittels Casadi [153] implementiert. Als NLP-Löser kommt der IP-Löser IPOPT [23] zum Einsatz. Die Optimierungsparameter sind im Anhang B.1 eingefügt. Es wird eine Umgebung für den Algorithmus mit zwei Einsatzmöglichkeiten, der Streckenoptimierung und der Folgefahrt, implementiert. Eine Längsdynamiksimulation befindet sich ebenfalls in dem Paket, die den Verbrauch basierend auf den Optimierungsergebnissen und den tabellarischen Kennfeldern berechnet. Die Elemente sollen im Folgenden beschrieben werden. Das Softwarepaket steht Open Source [154] zur Verfügung.

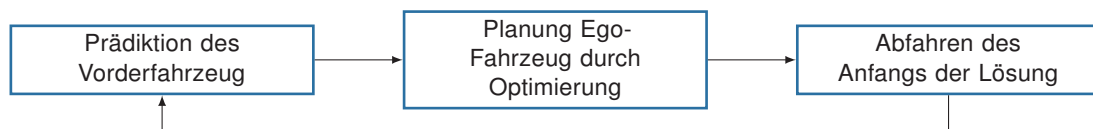
Streckenoptimierung

Bei der Streckenoptimierung wird ein großes Optimierungsproblem aufgebaut, um eine lange Strecke beziehungsweise eine lange Zeit zu optimieren. Die Rechenzeit der Optimierung ist unkritisch, weil eine Lösung für ein großes und statisches Problem gefunden werden soll. Als Beispiel wird in dieser Arbeit der WLTP innerhalb der erlaubten Grenzen optimiert.

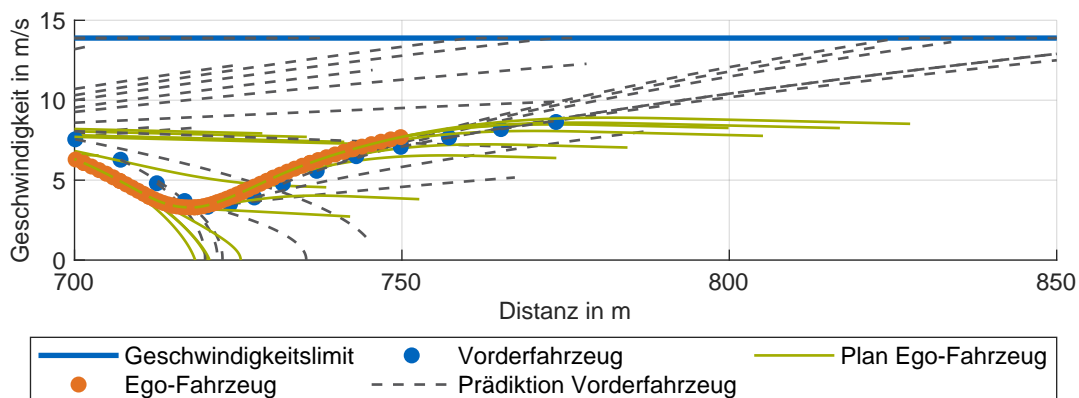
Folgefahrt

In der Folgefahrt fährt ein Fahrzeug mit Hilfe des Algorithmus, im Folgenden Ego-Fahrzeug genannt, einem Vorderfahrzeug hinterher. Das Vorderfahrzeug fährt dafür einen festgelegten Zyklus ab. Das Ego-Fahrzeug hat nur begrenzte Informationen bezüglich der Fahrweise des Vorderfahrzeugs. Deswegen wird die Fahrweise des Vorderfahrzeugs für den Horizont H in s

zyklisch prädiziert. Darauf basierend wird über den Horizont die Fahrweise des Ego-Fahrzeugs optimiert. Der Anfangsteil der Lösung bis zum Zeitpunkt der Neuoptimierung wird ausgeführt, um dann die Prädiktion des Vorderfahrzeugs zu aktualisieren und eine neue Optimierung auszuführen. Die Frequenz, in der eine Neuoptimierung stattfindet, ist die Aktualisierungsfrequenz f_{up} . Damit wird im Folgefahrtszenario der Algorithmus in einer vereinfachten MPC als ACC-System verwendet. Abbildung 3.3 zeigt den Ablauf schematisch und die Darstellung im Softwarepaket.



(a) Ablauf der Folgefahrt



(b) Darstellung der Folgefahrt im Softwarepaket

Abbildung 3.3: Übersicht über die Folgefahrtimeplementierung

Die Sollidistanz zum Vorderfahrzeug $f_{s,t}(v)$ wird mit

$$f_{s,t} = s_{lv} - t_t v - s_{v0} \quad (3.28)$$

und der minimale Abstand zum Vorderfahrzeug s_{max} mit

$$s_{max} = s_{lv} - t_{min} v - s_{v0} \quad (3.29)$$

berechnet, wobei s_{lv} der Ort des Vorderfahrzeugs ist, t_t und t_{min} der zeitliche Anteil des Sollabstands und Minimalabstands zum Vorderfahrzeug in Addition mit dem Term s_{v0} , der die Sollidistanz und den minimalen Abstand beim Stillstand darstellt.

Es ist ersichtlich, dass die Fahrweise von der Qualität der Vorderfahrzeugprädiktion abhängt. In der vorliegenden Arbeit werden zwei unterschiedliche Prädiktionsmethoden verwendet und verglichen. Um das Potenzial der Folgefahrt zu bestimmen, wird angenommen, dass das Ego-Fahrzeug für den Zeithorizont H das Vorderfahrzeug exakt prädizieren kann. Diese Prädiktion wird im Folgenden V2V-Prädiktion genannt, weil die Vorhersage einer abstrakten Version von V2V-Kommunikation entspricht. Es wird angenommen, dass ein automatisiertes Vorderfahrzeug die Planung der Geschwindigkeit mit dem hinteren Fahrzeug teilt. Des Weiteren wird ein Schätzer implementiert, der basierend auf der aktuellen Geschwindigkeit und Beschleunigung des Vorderfahrzeugs die Geschwindigkeit extrapoliert, bis ein Geschwindigkeitslimit oder Stillstand erreicht ist. Diese Vorhersage wird Extrapolationsprädiktion genannt.

Längsdynamiksimulation

Für die Simulation des Energieverbrauchs eines Fahrzeugs werden Kennfelder in tabellarischer Form verwendet. Diese sind jedoch nicht in einer gradientenbasierten NLP nutzbar. Deswegen müssen differenzierbare Funktionen zu den Datenpunkten der Kennfelder gefittet werden, die nachfolgend Meta-Modelle genannt werden. Folglich beruhen die Ergebnisse der Optimierung auf den abstrahierten Meta-Modellen. Um den Energieverbrauch basierend auf den tabellarischen Kennfeldern zu erhalten, wird eine Längsdynamiksimulation zur nachträglichen Berechnung des Energieverbrauchs verwendet. Basierend auf dem optimierten Geschwindigkeitsprofil werden die Fahrwiderstände berechnet. Diese werden verwendet, um in einer Rückwärtssimulation die Akkumulatorausgangsleistung zu berechnen. Bei einem Allradantrieb wird basierend auf dem Motordrehmoment der Optimierung und den tabellarischen Kennfeldern die Lastaufteilung zwischen den Achsen berechnet. Bei einem Zweiganggetriebe wird die Wahl des Ganges von den Optimierungsergebnissen übernommen. Die Berechnung der Akkumulatorverluste und des SOC geschieht im Anschluss über eine Vorwärtssimulation.

3.2 Parametrierung des Referenzfahrzeugs und Erstellung der Meta-Modelle

In diesem Unterkapitel wird die Parametrierung eines Referenzfahrzeugs durchgeführt und die Erstellung der Meta-Modelle aufgezeigt. Als Referenzfahrzeug wird ein Volkswagen ID.3 gewählt. Dieser ist am Lehrstuhl vorhanden und wurde in einer Veröffentlichung [38] vermessen und analysiert. Bevor auf die einzelnen Komponenten eingegangen wird, soll das generelle Vorgehen zur Meta-Modellierung erläutert werden.

3.2.1 Meta-Modellierung

Die Erstellung der Meta-Modelle beruht auf der Minimierung der quadratischen Abweichung. Um Randbedingungen flexibel einzubringen, wird ein Minimierungsproblem von Büchner [155] aufgestellt und in [156] um die relative quadratische Abweichung erweitert:

$$\begin{aligned}
 &\text{minimize} && \sum_{r=1}^{N_{\text{LUT}}} \left(\frac{f_{\text{fit}}(x_r, y_r) - z_{\text{LUT},r}}{z_{\text{LUT},r}^{\alpha_{\text{fit}}}} \right)^2 \\
 &\text{subject to} && h_k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 0 \quad k = 1, \dots, l, \\
 &&& g_j(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \leq 0 \quad j = 1, \dots, k.
 \end{aligned} \tag{3.30}$$

Dabei entspricht N_{LUT} der Anzahl an Stützstellen, $z_{\text{LUT},r}$ dem Kennfeldwert basierend auf x_r und y_r , f_{fit} der Fittingfunktion und α_{fit} einem Parameter. Für die Minimierung der quadratischen Abweichung gilt $\alpha_{\text{fit}} = 0$ und für die Minimierung der relativen quadratischen Abweichung wird $\alpha_{\text{fit}} = 1$ gesetzt. Das Problem wird mittels des QP-Lösers *quadprog* [157] von MATLAB gelöst.

Als Fittingfunktion werden Polynomfunktionen der Form

$$f_{\text{fit}}(x, y) = \sum_{p=0}^m \sum_{q=0}^{n-p} p_{pq} x^p y^q \quad (3.31)$$

verwendet, wobei p_{pq} die anzupassenden Parameter sind und m der höchste Exponent von x ist und n dem höchsten Exponenten von y entspricht. Je höher n und m gewählt werden, desto kleiner ist der Fehler zu den ursprünglichen Daten. Dabei besteht die Gefahr der Überanpassung (engl. overfitting), wobei die Datenpunkte getroffen werden, aber das Modell dazwischen nicht das reale Verhalten widerspiegelt. Bei einem schlankeren Optimierungsproblem liegen kleinere Werte für n und m vor, sodass daraus eine Verkürzung der Berechnungszeit resultiert.

Als Bewertungsmaßstab der Fittingqualität wird die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (engl. root mean square error) (RMSE) und die Wurzel des mittleren relativen quadratischen Fehlers (engl. root mean relative square error) (RMSRE) berechnet

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{r=1}^{N_{\text{LUT}}} (f_{\text{fit}}(x_r, y_r) - z_{\text{LUT},r})^2}{N_{\text{LUT}}}}, \quad (3.32)$$

$$RMSRE = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{LUT}}} \sum_{r=1}^{N_{\text{LUT}}} \left(\frac{f_{\text{fit}}(x_r, y_r) - z_{\text{LUT},r}}{z_{\text{LUT},r}} \right)^2}. \quad (3.33)$$

Im Folgenden wird das Vorgehen zum Parametrieren und Fitting der einzelnen Komponenten am Beispiel des Volkswagen ID.3 erläutert.

3.2.2 Akkumulator

Der Akkumulator des betrachteten ID.3 besteht aus 108 seriell verschatteten Zellen mit zwei parallelen Strängen [38], wobei jede Zelle eine Ladekapazität von 80.44 Ah besitzt [38]. Für den Nutzer ist nur der Bereich zwischen 4,1 und 97 % nutzbar, was einer Ladekapazität von 74,76 Ah entspricht. Die OCV der Zelle über den SOC-Bereich ist in Abbildung 3.4 gegeben. Die Daten liegen als Wertepaare vor. Als Referenzwert für den Innenwiderstand einer ID.3 Zelle wird $1,857 \text{ m}\Omega$ genannt [38].

Zum Fitten der OCV wird nur der nutzbare SOC Bereich verwendet. Eine Gleichheitsbedingung wird eingeführt, damit die OCV bei voller Akkumulatorkapazität erreicht wird und die Rekuperationsbeschränkung aus Gleichung (3.13) genau berechnet werden kann:

$$f_{\text{fit}}(97\%) = OCV(97\%) \quad (3.34)$$

Für die Minimierung der relativen quadratischen Abweichung zeigt Tabelle 3.1 die resultierenden RMSE und RMSRE für verschiedene Polynomgrade m .

Da die Akkumulatorverluste im Vergleich zu den anderen Verlusten klein sind, wird sich für $m = 1$ entschieden. Abbildung 3.4 zeigt die Messung und das resultierende Meta-Modell. Da die

Tabelle 3.1: RMSE und RMSRE für das OCV Meta-Modell mit Gleichheitsbedingung für verschiedene Polynomgrade von m und $n = 0$.

Maximaler Polynomgrad	$m = 0$	$m = 1$	$m = 2$	$m = 3$	$m = 4$
RMSE in V	0,48 V	0,0475 V	0,0298 V	0,0224 V	0,011 V
RMSRE in -	0,1362	0,0130	0,0087	0,0063	0,0032

OCV ausschließlich im Bereich ($SOC < 8\%$) eine deutliche nichtlineare Form aufweist, bietet sich zur Repräsentation des Akkumulatorverhaltens eine lineare Funktion an.

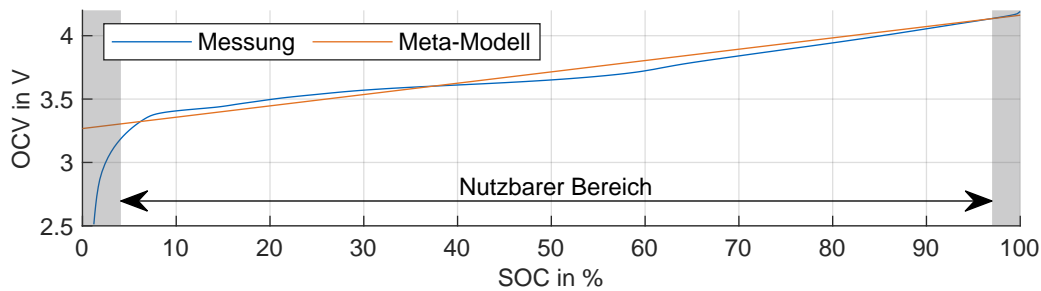


Abbildung 3.4: Leerlaufspannung (OCV) der Akkumulatorzelle von Messung [38] und Meta-Modell

3.2.3 Motor und Leistungselektronik

Für den energieeffizienten Fahralgorithmus werden Motor- und Leistungselektronikmodelle aus verschiedenen Quellen verwendet. MotorXP ist eine kommerzielle Software zum Entwerfen und Berechnen von elektrischen Maschinen [158]. Für ein Anwendungsbeispiel wird eine Maschine eines Tesla Model 3 vermessen und in der Software nachgebildet [159]. Das Tool bietet die Möglichkeit, die Leistungselektronikverluste zu integrieren. Ein Open Source Programm von Kalt [160], basierend auf [161] und [162], bietet die Möglichkeit, Verluste von elektrischen Maschinen zu berechnen. Es werden jedoch nur die Motorverluste und keine Leistungselektronikverluste berechnet. Duan [156] erweitert das Programm um eine Leistungselektronikverlustberechnung. Für den ID.3 werden die Messdaten aus [38] verwendet. Das Verlustkennfeld wird erstellt, indem die Invertereingangsleistung mit der Motorausgangsleistung verglichen wird. Damit sind die Leistungselektronikverluste bereits im Kennfeld inkludiert. Es ist nicht bekannt, ob in der Motorausgangsleistung die mechanischen Motorverluste integriert sind. Es wird die Annahme getroffen, dass diese nicht dargestellt sind. Deswegen werden die Luftwiderstandsverluste basierend auf [163] mittels

$$T_{m,\text{loss}} = 2 c_m r_{m,r}^3 \omega_m l_m \quad (3.35)$$

berechnet, mit dem Rotorradius $r_{m,r}$, der Stack-Länge l_m und dem empirischen Wert c_m , der als Luftwiderstandsbeiwert gesehen werden kann. Zur Bestimmung des empirischen Wertes wird dieser basierend auf den Analysen und Messungen der Luftwiderstandsverluste einer 65 kW geschalteten Reluktanzmaschine für ein Hybridfahrzeug aus [164] ermittelt und für den Motor des ID.3 übernommen. Die elektrischen Verluste werden für den Generatorbetrieb gespiegelt. Um die elektrischen Verluste bei null Drehmoment zu bestimmen, werden zusätzliche Ausrollversuche durchgeführt (Anhang B.2).

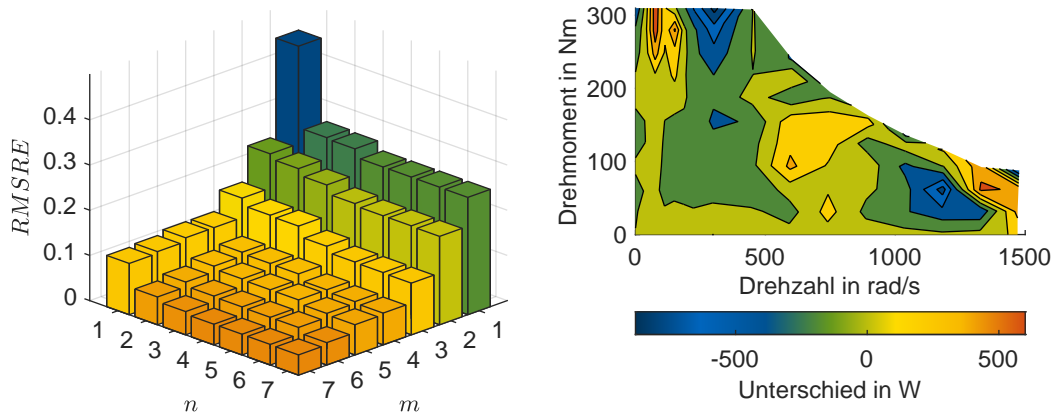
Die mechanischen Drehmomentverluste steigen linear mit der Drehgeschwindigkeit und sind so direkt in der Optimierung zu verwenden. Für die elektrischen Verluste wird der motorische Bereich $f_{m,\text{loss}}^+$ und generatorische Teil $f_{m,\text{loss}}^-$ separat gefittet. Da erwartet wird, dass das Fahrzeug bei niedrigen Drehgeschwindigkeiten und geringem Moment fährt und dort die Verluste gering sind, wird die relative quadratische Abweichung minimiert. Damit die Ungleichheitsbedingungen aus Gleichungen (3.15a) und (3.15b) die Motorverluste abbilden, muss

$$f_{m,\text{loss}}^+(\omega_m, T_{m,a}^+) \geq f_{m,\text{loss}}^-(\omega_m, T_{m,a}^+) \quad (3.36a)$$

$$f_{m,\text{loss}}^-(\omega_m, T_{m,a}^-) \geq f_{m,\text{loss}}^+(\omega_m, T_{m,a}^-) \quad (3.36b)$$

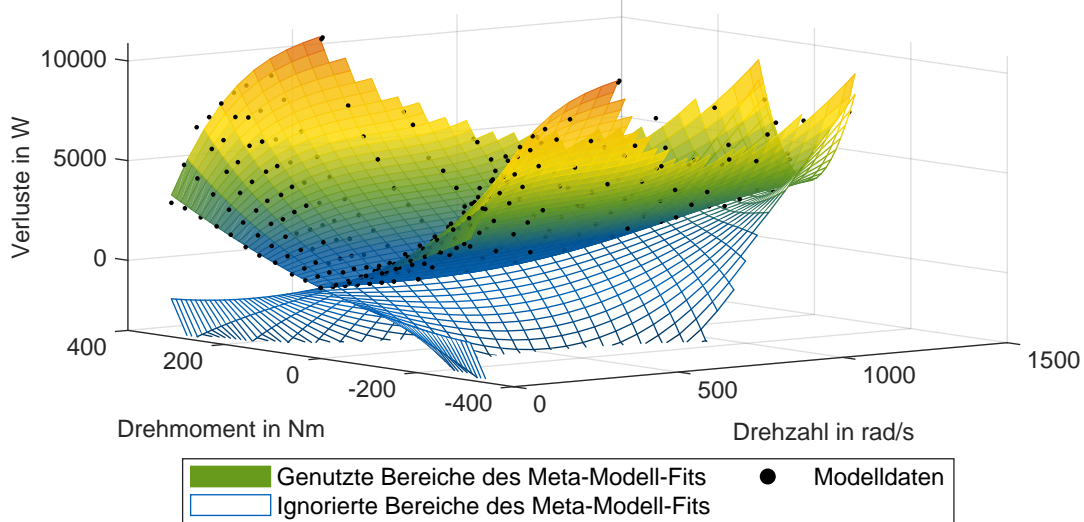
mit $T_{m,a}^+ \in (0, T_{m,\text{max}}(\omega_m)]$ und $T_{m,a}^- \in (-T_{m,\text{max}}(\omega_m), 0]$ gelten, wobei $T_{m,\text{max}}(\omega)$ das von der Drehzahl abhängige Maximalmoment des Motors entspricht. Dies wird mittels Ungleichheitsbedingungen aufgenommen.

Die RMSRE für verschiedene Polynomgrade m und n sind in Abbildung 3.5a gegeben. Es ist ersichtlich, dass der Fehler beim Fitten mit höheren Polynomgraden abnimmt, aber dennoch größer ist als bei dem Akkumulator. Dies ist zum einen mit der Form der Verluste zu erklären und zum anderen durch die Messdaten, weil diese durch Messungenauigkeiten selbst eine gewisse Streuung aufweisen. Für den ID.3 wird $m = 5$ und $n = 3$ gewählt, was eine RMSE von 235,5 W ergibt. Die resultierenden Unterschiede zwischen Originaldaten und Fit $f_{m,\text{loss}}^+(\omega_m, T_{m,a}^+)$ über Drehzahl und Drehmoment sind in Abbildung 3.5b dargestellt. Eine Veranschaulichung der Originalverluste und der Polynome sowie der genutzte Bereich der Polynome ist in 3.5c gegeben. Da die Verluste von jedem Motor unterschiedlich ausfallen, sollte das Fitting für jeden Motor einzeln betrachtet werden. Für eine ASM basierend auf [160] wird das Fitting im Anhang B.3 dargestellt. Das maximale Motormoment im Feldschwächebereich wird über ein Polynom zweiten Grades durch die Minimierung der quadratischen Abweichung gefittet.



(a) RMSRE der Fits von Motor und Leistungselektronik für verschiedene Polynomgrade

(b) Unterschied der elektrischen Verlustleistung zwischen $f_{m,\text{loss}}^+(\omega_m, T_{m,a}^+)$ und Originaldaten in W für $m = 5$ und $n = 3$



(c) Veranschaulichung der zwei Fits der elektrischen Verlustleistung für je positiven und negativen Drehmomentbereich für $m = 5$ und $n = 3$. Der genutzte Bereich aus Gleichungen (3.15a) und (3.15b) der Fits ist farblich gefüllt, der vernachlässigte Bereich ist nur durch Gitterlinien dargestellt.

Abbildung 3.5: Veranschaulichung der Fits und resultierenden Fehler für die elektrischen Verluste von Motor und Leistungselektronik des Volkswagen ID.3

3.2.4 Getriebe

Um die Verluste des Getriebes zu erhalten, wird ein Getriebeverlustmodell mittels eines Programms aus [142] erstellt. Dazu wird nach Nicoletti et al. [165] ein geometrisches Getriebemodell durch eine parametrische Modellierung erzeugt. Darauf aufbauend werden die einzelnen Verluste für das Getriebe berechnet. Für die Methodik wird auf den Artikel [146] verwiesen. Das Ergebnis ist ein drehzahl- und drehmomentabhängiges Verlustkennfeld. Für null Drehgeschwindigkeit müssen die Verluste extrapoliert werden. Analog zu Motor und Leistungselektronik wird ein Fit für positives Eingangsdrehmoment $f_{\text{gb,loss}}^+(\omega_m, T_{m,\text{out}}^+)$ und einer für negatives Eingangsdrehmoment $f_{\text{gb,loss}}^-(\omega_m, T_{m,\text{out}}^-)$ mit den entsprechenden Randbedingungen aus Gleichungen 3.36 durch die Minimierung der relativen quadratischen Abweichung erstellt. Die RMSRE für verschiedene Polynomgrade m und n sind in Abbildung 3.6a gegeben. Analog zu Motor und Leistungselektronik reduziert sich der Fehler mit größeren Polynomen. Generell ist die RMSRE jedoch kleiner als bei dem Motor mit Leistungselektronik. Dies kann durch die Form der Verluste

und durch die analytische Berechnung der Verluste und der damit verbundenen Glätte der Daten erklärt werden. Für den ID.3 wird $m = 2$ und $n = 3$ gewählt. Damit ergibt sich ein RMSE von 0,098 Nm. Die absolute Abweichung über den Drehzahl- und Drehmomentbereich sowie die dreidimensionale Darstellung sind in Abbildung 3.6b und 3.6c gegeben.

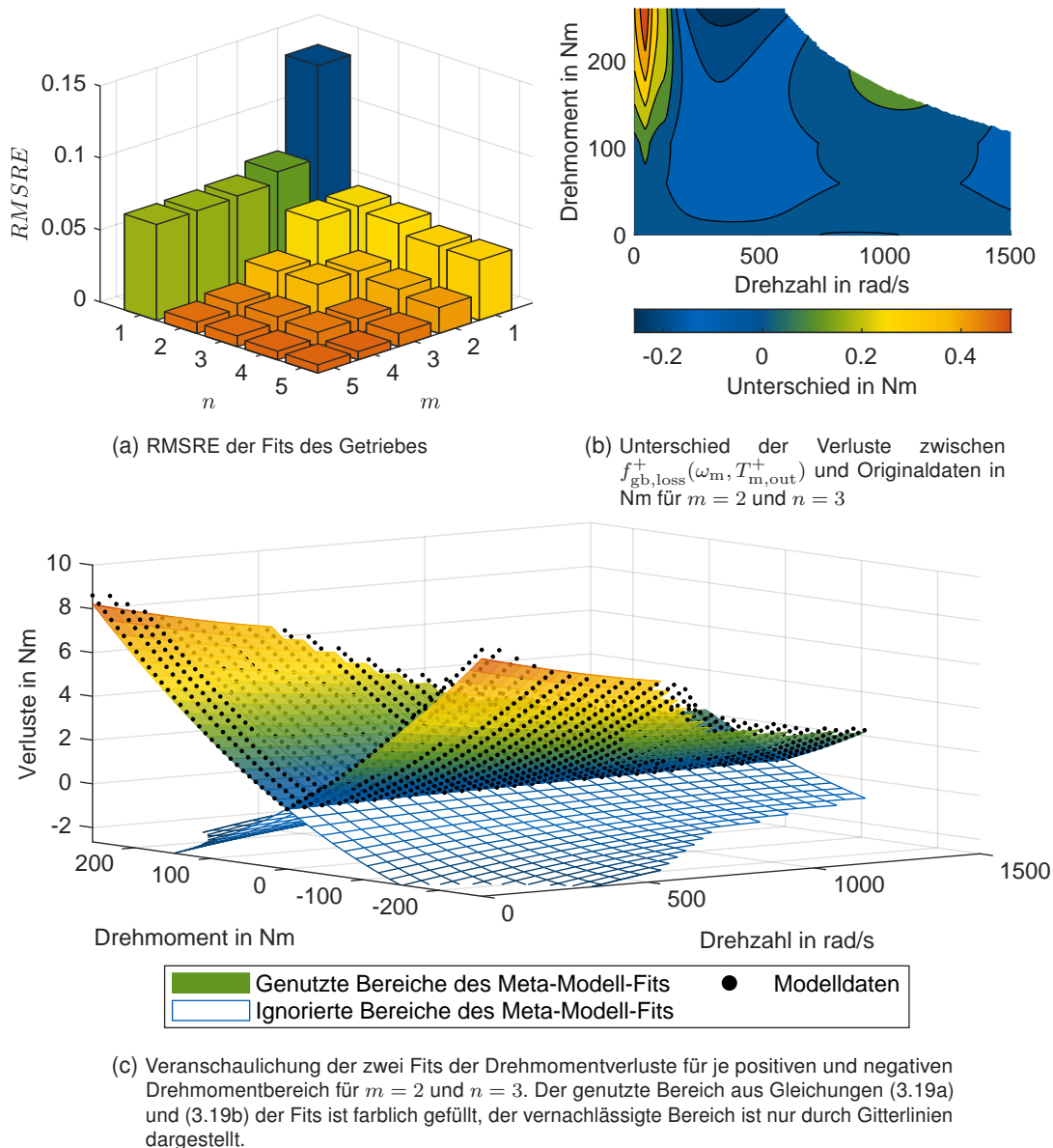


Abbildung 3.6: Veranschaulichung der Fits und resultierenden Fehler für die elektrischen Verluste des Getriebes des Volkswagen ID.3

3.2.5 Gesamtfahrzeug

Nach der Parametrierung der einzelnen Antriebsstrangkomponenten und der Erstellung der Meta-Modelle, müssen die Fahrzeugwiderstandsparameter gesetzt werden. Es sind mehrere Vorgehen umsetzbar. Zum einen sind über die Widerstandskoeffizienten der Übereinstimmungsbescheinigung nach der EU-Verordnung 2018/858 [166] beziehungsweise über die Widerstandskoeffizienten aus [38] die Fahrzeugwiderstandsparameter des Modells bestimmbar. Allerdings ist die Aufteilung zwischen Roll- und Luftwiderstand nicht definiert. Außerdem ist nicht bekannt, wie

der Antriebsstrang und die dazugehörigen Leerlaufverluste das Ausrollverhalten beeinflussen. Zum anderen ist eine Parametrierung über Datenblätter möglich. Dafür sind jedoch nicht alle Daten vorhanden. Deswegen wird ein hybrider Ansatz verfolgt. Als Basis dienen die Widerstandskoeffizienten aus [38], weil die Messdaten aus der Veröffentlichung zur Validierung dienen. Da das Ausrollen als Bewegung mit ausgekuppeltem Motor definiert ist [167, S. 423], wird ein momentenfreier Motor im Luftspalt angenommen. Die Ausrollkurve ergibt sich so aus den mechanischen Motorverlusten, Getriebschleppverlusten und den Fahrzeugwiderständen. Deswegen wird der Anteil der Antriebsstrangschleppverluste von den Widerstandsparametern subtrahiert. Über den restlichen quadratischen Anteil und den recherchierten Fahrzeugparametern wird der c_w -Wert berechnet.

Entsprechend werden die Rollwiderstandsparameter gefittet, um das Ausrollverhalten von Simulation und Messung anzugleichen. Da dieses Vorgehen zu einem geringen $c_{r,0}$ führt, wird der Parameter angepasst. Eine Zusammenfassung von Fahrzeug- und Antriebsstrangparametern sowie eine Diskussion der Widerstandskurven ist im Anhang B.4 dargestellt.

3.2.6 Validierung

Ein Überblick über die verschiedenen Auffassungsarten einer Validierung gibt Danquah [168, S. 20]. Die Validierung eines Modells beschreibt die Begründung, ob [169] oder in welchem Grad [170, 171] das Modell innerhalb der Anwendung eine ausreichende Genauigkeit besitzt.

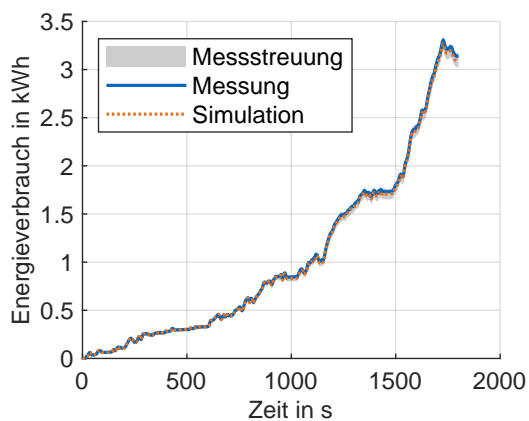
Der Algorithmus nutzt zwei Arten der Modellbildungen, die jeweils validiert werden müssen. Zum einen werden Modelle in tabellarischer Form basierend auf dem Fahrzeug erstellt. Es gilt zu validieren, inwieweit diese Modelle die Realität abbilden können. Zum anderen werden auf Grundlage der tabellarischen Modelle Meta-Modelle erstellt. In den Meta-Modellen findet die tatsächliche Optimierung statt. Deswegen muss die Qualität der Meta-Modelle validiert werden.

Zur Validierung der tabellarischen Modelle werden die Messdaten aus [38] verwendet und mit den Ergebnissen der Simulation verglichen. Dafür wird die Akkumulatorausgangsleistung gegenübergestellt. Als Referenz dient der zweite Lauf jedes Zyklus, weil die Ergebnisse durch das Aufheizen des Rollenprüfstandes beeinträchtigt werden [38]. Das tatsächlich gefahrene Geschwindigkeitsprofil dient als Referenz und wird mit Grenzen von +0,02 und -0,01 m/s als Toleranzen umlegt. In diesem Toleranzbereich optimiert der Algorithmus. Das hat den Vorteil, dass die Messdaten geglättet werden. Abbildung 3.7 zeigt die simulativen und gemessenen Ergebnisse für den WLTP, einen Stadtzyklus, einen Überlandzyklus und einen Autobahnzyklus. Ebenfalls sind die Messstreuungen bei den verschiedenen Fahrten eines Zyklus dargestellt. Die prozentualen Abweichungen sind in Tabelle 3.2 zusammengefasst.

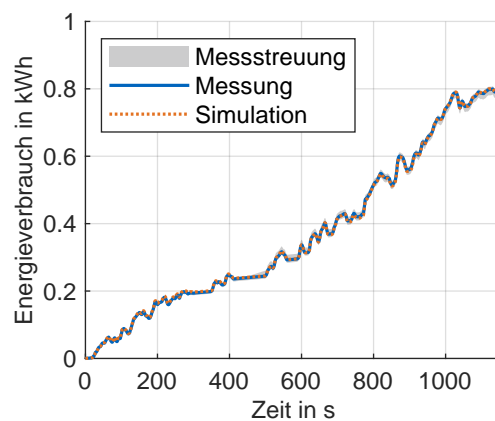
Tabelle 3.2: Abweichung der Simulationsergebnisse von den Messergebnissen des zweiten Zyklus

	WLTP	Stadtzyklus	Überlandzyklus	Autobahnzyklus
Abweichung	-1,6 %	0,1 %	3,1 %	1,1 %

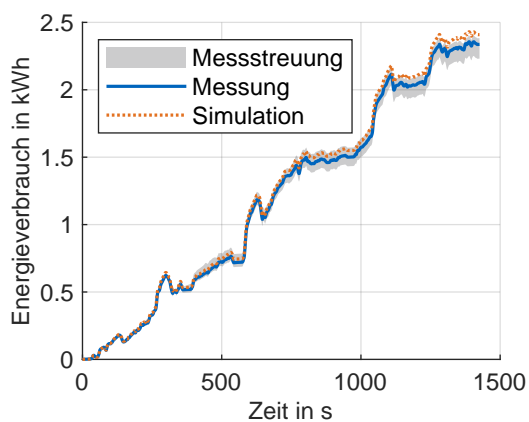
Es zeigt sich, dass die Simulation in verschiedenen Zyklen Ergebnisse mit geringer Abweichung liefert. Während die Ergebnisse von WLTP-, Stadt und Autobahnzyklus unter 1,7 % liegen, ist die Abweichung zwischen Simulation und Messung bei dem Überlandzyklus mit 3,1 % vergleichsweise groß. Bei diesem Zyklus ist die Messstreuung größer als bei den anderen



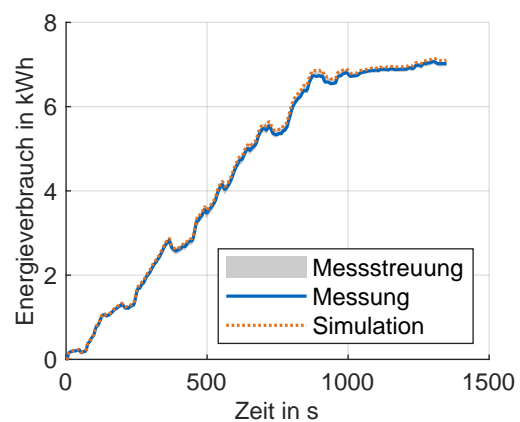
(a) Validierung basierend auf den WLTP aus [38]



(b) Validierung basierend auf den Stadtzyklus aus [38]



(c) Validierung basierend auf den Überlandzyklus aus [38]



(d) Validierung basierend auf den Autobahnzyklus aus [38]

Abbildung 3.7: Validierung der Simulation basierend auf den Messdaten und Fahrzyklen aus [38] für den Volkswagen ID.3

Zyklen. Dies lässt darauf schließen, dass es bei dem dynamischen Zyklus zu Ungenauigkeiten bei der Messung gekommen ist. Die Messstreuung ist durch mehrere Effekte zu erklären. Zum einen sind die gefahrenen Zyklen durch Abweichungen in der Regelung nicht identisch. Ein weiterer Grund ist der fallende SOC des Fahrzeugs. Ein sinkender SOC führt zu einer niedrigeren OCV, was bei gleicher Leistung zu höheren Strömen und damit zu höheren ohmschen Verlusten führt. Auffallend ist jedoch, dass der Verbrauch mit fallendem SOC sinkt. Dies ist mit einem sich aufheizenden Rollenprüfstand zu erklären [38], der eine reduzierte Widerstandskraft stellt und damit den Effekt der ohmschen Verluste überkompensiert.

Durch die erzielten Ergebnisse in den verschiedenen Zyklen kann davon ausgegangen werden, dass der Verbrauch der Simulation in einem weiten Anwendungsbereich des Fahrzeugs valide ist. Dies ist wichtig, weil der Optimierer die Lastpunkte verändert. Durch die Validierung auf Gesamtfahrzeugebene ist keine Aussage zu den einzelnen Komponentenverlusten möglich. Bei einer Anpassung der Antriebsstrangtopologie, wie dem Hinzufügen einer weiteren angetriebenen Achse, kann es so dazu kommen, dass sich ausgleichende Fehler gegebenfalls nicht mehr negieren.

Um die Meta-Modelle zu validieren, werden der Verlauf der Akkumulatorenergie und des SOC in der Simulation sowie innerhalb der Meta-Modelle in den vier Zyklen verglichen. Abbildung 3.8

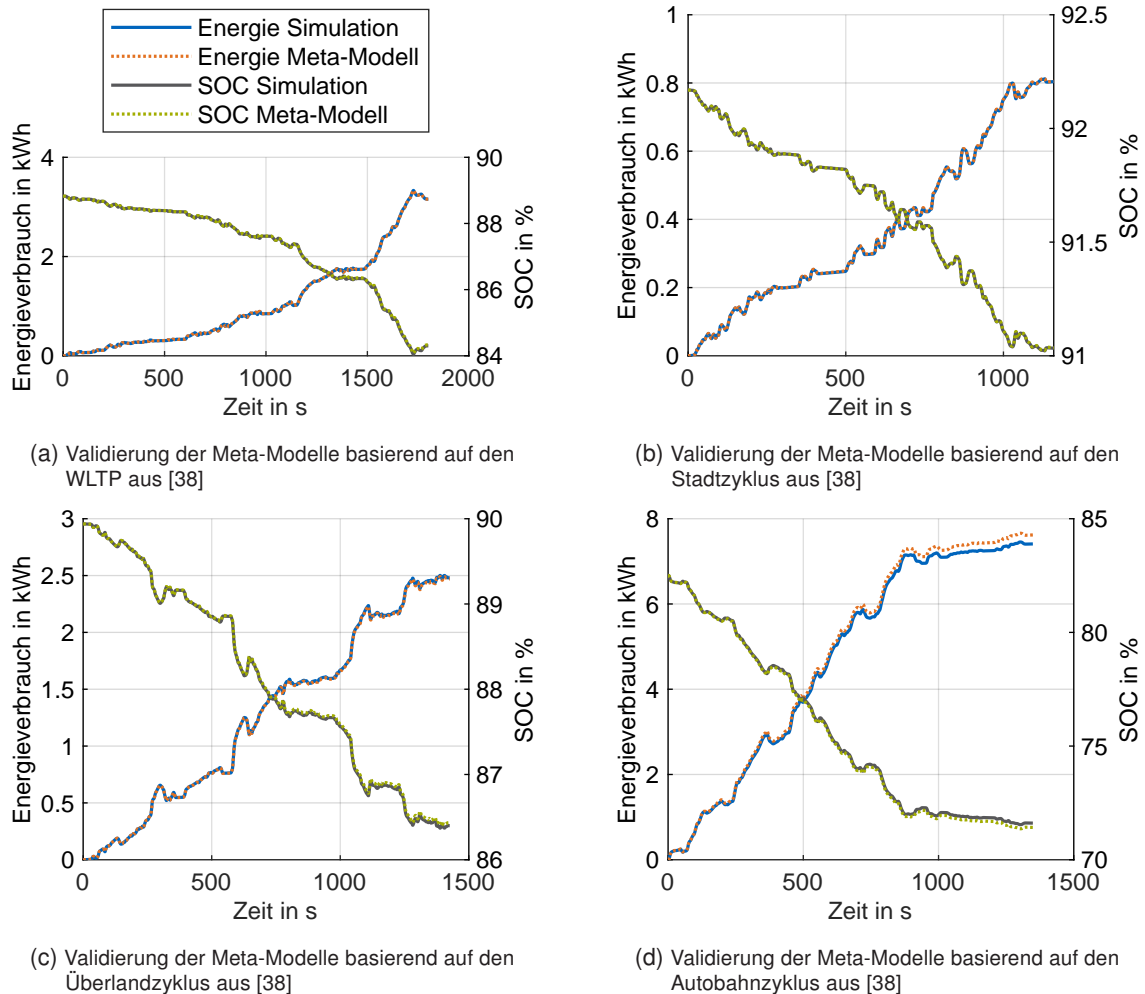


Abbildung 3.8: Validierung der Meta-Modelle basierend auf den Messdaten und Fahrzyklen aus [38]

zeigt dies für das betrachtete Fahrzeug. Mit Ausnahme des Autobahnzyklus liegen die Abweichungen bei der Energie unter 0,5 %. Bei dem Autobahnzyklus kommt es zu Abweichungen von 2,9 %. Die Abweichungen bei der Veränderung des SOC liegen für alle Zyklen mit Ausnahme des Autobahnzyklus bei unter 1 %, während beim Autobahnzyklus eine Abweichung von 1,7 % auftritt. Die Ergebnisse zeigen, dass die Meta-Modelle die tabellarischen Modelle mit einem geringen Fehler abbilden können. Da die tabellarischen Modelle das reale Fahrzeug abbilden, sind die Meta-Modelle ebenfalls plausibel. Im Artikel [146] wird gezeigt, dass NLP-Algorithmen, wie sie im Stand der Technik zu finden sind, nicht in der Lage sind, die tabellarischen Modelle ausreichend gut zu imitieren und so suboptimale Lösungen erzeugt werden.

3.3 Folgefahrt mit Parametervariation

In diesem Unterkapitel werden die Randbedingungen des Folgefahrtexperiments sowie der Parametervariation vorgestellt und deren Ergebnisse präsentiert. Zusätzlich wird der vorgestellte Algorithmus mit einem Algorithmus, der den Stand der Technik repräsentiert, verglichen.

3.3.1 Randbedingungen der Folgefahrt mit Parametervariation

Um die Einsparmöglichkeiten durch energieeffizientes Fahren im Verkehr zu untersuchen, ist eine simulierte Folgefahrt notwendig. Beispielhaft fährt im Folgenden das Vorderfahrzeug den WLTP während das Ego-Fahrzeug möglichst energieeffizient folgt. Um längsdynamische Effekte durch die Straßenführung zu integrieren, wird ein distanzbasiertes Geschwindigkeitslimit eingeführt. Da es keine Straße gibt, auf welcher der WLTP basiert, wird dieses auf Grundlage der Geschwindigkeit des Vorderfahrzeugs gesetzt.

Als Erstes soll die Verbrauchseinsparung des Ego-Fahrzeugs gegenüber eines baugleichen Vorderfahrzeugs analysiert werden. Dazu werden deren Verbrauch und die Verluste analysiert. Um allgemeinere Aussagen treffen zu können, wird das parametrisierte Fahrzeug um einen zweiten Gang (1M2G) beziehungsweise um eine ASM an der zweiten Achse zum Allradantrieb (2M1G) erweitert und deren Einsparverhalten analysiert. Die Parameter zur Anpassung des Antriebs befinden sich im Anhang B.4. Es ist anzumerken, dass sich durch das Hinzufügen eines zweiten Motors die Leistung des Fahrzeugs erhöht. Um den Einfluss der Prädiktion auf das Ergebnis zu reduzieren, wird die V2V-Prädiktion verwendet.

Zur Berechnung des Drehmoments und der Betriebsstrategie des Vorderfahrzeugs wird eine Folgefahrt mit virtuellem Vorderfahrzeug durchgeführt, mit dem Ziel, dass das Ego-Fahrzeug möglichst dicht folgt. Dadurch fährt es den Zyklus ab. Die verwendeten Parameter sowie die Gewichtungsterme befinden sich im Anhang B.6. Letztere werden durch iterative Anpassung ermittelt, sodass komfortable Geschwindigkeitsprofile entstehen.

Nachdem das Energieeinsparpotenzial in der Folgefahrt gezeigt wurde, soll der implementierte Algorithmus zum Stand der Technik verglichen werden. Stellvertretend für den Stand der Technik werden die Motorverluste und Getriebeverluste über positives und negatives Drehmoment basierend auf Polynomen der Gleichung (3.30) mit $m = n = 2$ gefittet. Es ist anzumerken, dass kein Getriebeverlustkennfeld im Stand der Technik verwendet wird, sondern eine konstante Effizienz. Weil das Kennfeld vorliegt, wird es ebenfalls mit den quadratischen Polynomen nachgebildet. Ein Vergleich zum Stand der Technik mit konstanter Getriebeeffizienz ist in dem Artikel [146] präsentiert. Der so parametrisierte Algorithmus, im Folgenden „Stand der Technik“ genannt, wird ebenfalls für alle Antriebsstrangtopologien in der Folgefahrt verwendet. Die Ergebnisse werden mit den Ergebnissen des vorgestellten Algorithmus mit zwei Polynomen und Ungleichheitsbedingungen für die Motor- und Getriebeverluste, im Folgenden „neuer Algorithmus“ genannt, verglichen. Außerdem werden die Ergebnisse zum Vorderfahrzeug verglichen, bei dem die Betriebsstrategie des Antriebsstrangs über den neuen Algorithmus optimiert wird.

Eine anschließende Parameterstudie soll den Einfluss der Prädiktion auf den Energieverbrauch des Ego-Fahrzeugs zeigen. Zum einen wird zwischen der V2V-Prädiktion und Extrapolationsprädiktion variiert. Neben der Vorhersagequalität beeinflusst die Länge der Prädiktion das Einsparpotenzial. Deswegen wird der Prädiktionshorizont H zwischen 6 und 16 s variiert. Um einen vergleichbaren Abstand zum Vorderfahrzeug zu erhalten, wird der Gewichtungsterm w_s skaliert (Anhang B.6). Die Parameter werden für alle Antriebstopologien variiert, um den Einfluss auf die unterschiedlichen Topologien zu untersuchen. Abbildung 3.9 fasst die variierten Parameter zusammen.

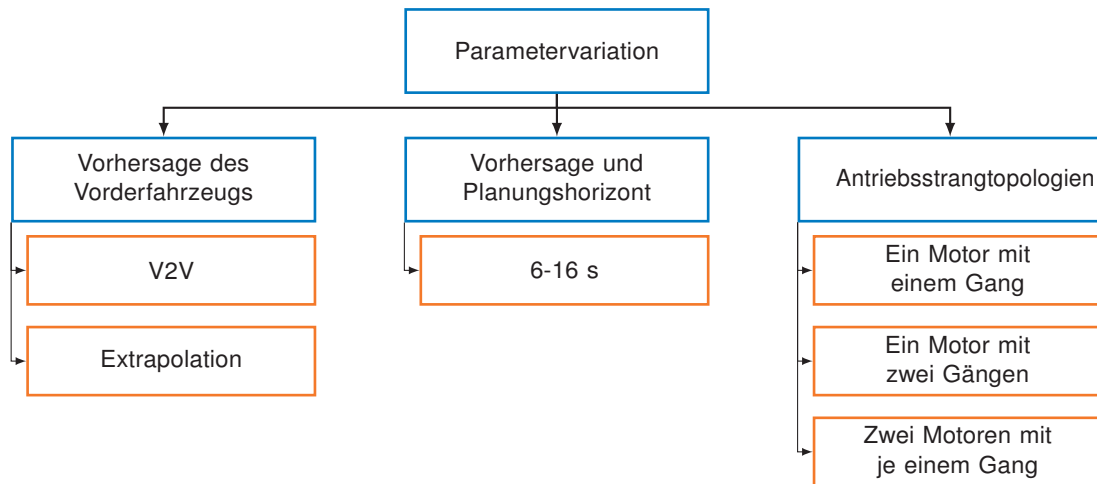


Abbildung 3.9: Übersicht über die variierten Parameter in der Folgefahrt

3.3.2 Ergebnisse der Folgefahrt mit Parametervariation

Im weiteren Verlauf sollen die Ergebnisse der Folgefahrt dargestellt werden. Zuerst werden die Einsparungen auf Komponentenebene im Vergleich zu einem baugleichen Vorderfahrzeug präsentiert. Danach wird der präsentierte Algorithmus zu einem Algorithmus verglichen, der den Stand der Technik repräsentiert. Am Ende sollen die Ergebnisse der Parameterstudie gezeigt werden.

Einsparungen zum Vorderfahrzeug

Abbildung 3.10 zeigt die Einsparungen des Ego-Fahrzeugs mit 1M1G-Topologie verteilt auf die verschiedenen Komponenten im Vergleich zum baugleichen Vorderfahrzeug. Die Bremsverluste werden vernachlässigt, weil bei beiden Fahrzeugen keine Energie in der Bremse dissipiert. Die Nebenverbraucher sind ebenfalls nicht explizit gelistet, weil diese konstant über der Zeit sind.

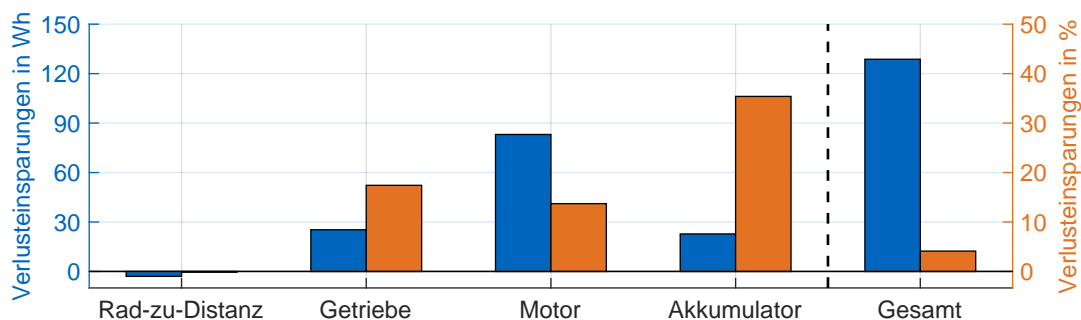


Abbildung 3.10: Einsparungen verschiedener Verluste des Ego-Fahrzeugs im Vergleich zum baugleichen Vorderfahrzeug in Wh (blau) und in % (orange) für die Topologie mit einem Motor und einem Gang (1M1G)

Die absoluten Rad-zu-Distanz-Verluste sind beim Ego-Fahrzeug höher als bei dem Vorderfahrzeug. Die relative Abweichung der Rad-zu-Distanz-Verluste kann vernachlässigt werden. Dafür spart das Ego-Fahrzeug im Antriebsstrang Energie ein. Absolut gesehen werden am meisten Verluste im Motor vermieden, prozentual im Akkumulator. Zusammen ergeben sich Einsparungen von 129 Wh, beziehungsweise 4,1 %.

Abbildung 3.11 zeigt die Einsparungen des Ego-Fahrzeugs mit 1M2G-Topologie im Vergleich zum baugleichen Vorderfahrzeug. Die Rad-zu-Distanz-Verluste sind wie bei der 1M1G-Topologie geringfügig höher als beim Vorderfahrzeug. Die Energieeinsparungen entstehen im Antriebsstrang. Diese sind absolut und relativ höher als bei der 1M1G-Topologie. Die meiste Energie wird im Motor eingespart, die größte relative Einsparung ist im Akkumulator zu finden. Insgesamt werden 168 Wh, beziehungsweise 5,6 % eingespart.

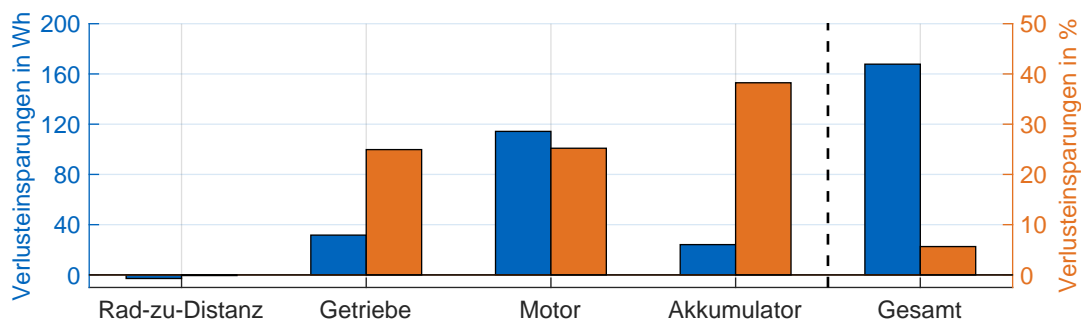


Abbildung 3.11: Einsparungen verschiedener Verluste des Ego-Fahrzeugs im Vergleich zum baugleichen Vorderfahrzeug in Wh (blau) und in % (orange) für die Topologie mit einem Motor und zwei Gängen (1M2G)

Abbildung 3.12 zeigt die Einsparungen des Ego-Fahrzeugs mit 2M1G-Topologie im Vergleich zum baugleichen Vorderfahrzeug. Die Motor- und Getriebeverluste sind auf die einzelnen Motoren verteilt. Motor 1 und Getriebe 1 entsprechen der Achse mit der PSM, Motor 2 und Getriebe 2 beschreiben die hinzugefügte Antriebsachse mit der ASM. Die Rad-zu-Distanz-Verluste entspre-

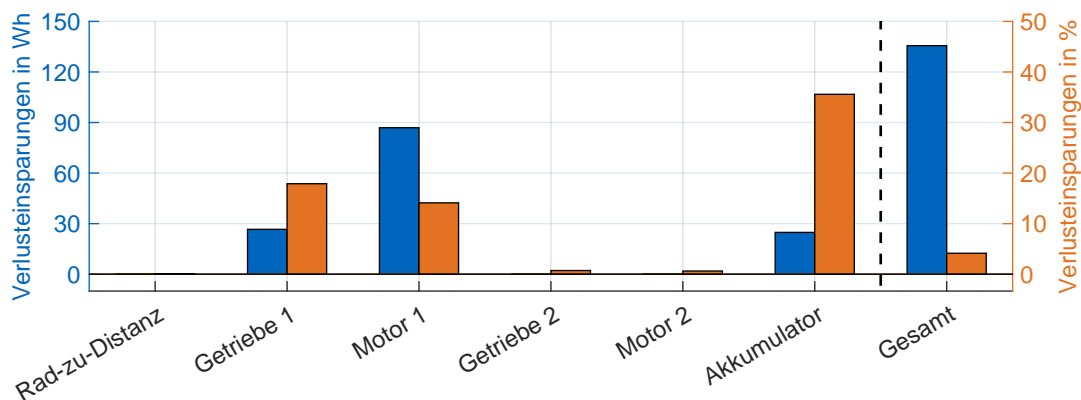


Abbildung 3.12: Einsparungen verschiedener Verluste des Ego-Fahrzeugs im Vergleich zum baugleichen Vorderfahrzeug in Wh (blau) und in % (orange) für die Topologie mit zwei Motoren mit jeweils einem Gang (2M1G)

chen denen des Vorderfahrzeugs. Die Energieeinsparungen entstehen durch die reduzierten Antriebsstrangverluste. Bei Motor 1, Getriebe 1 und Akkumulator entsprechen die Einsparungen denen der 1M1G-Topologie. Die Einsparungen von Motor 2 und Getriebe 2 sind absolut gesehen nahe Null. Dies ist damit zu begründen, dass bei dem betrachteten Fahrzeug die ASM nur mitgeschleppt wird. Die meiste absolute Energie wird im Motor 1 eingespart und die relativ größte Einsparung ist im Akkumulator zu finden. Insgesamt werden 136 Wh, beziehungsweise 4,1 % eingespart.

Vergleich zum Stand der Technik

Abbildung 3.13 zeigt den absoluten Energieverbrauch des Vorderfahrzeugs, des Ego-Fahrzeugs mit der Nutzung des vorgestellten neuen Algorithmus und des Ego-Fahrzeugs mit der Nutzung des Algorithmus zur Repräsentation des Standes der Technik, jeweils für die 1M1G-, 1M2G- und 2M1G-Topologie. Außerdem sind die relativen Energieeinsparungen zu dem Vorderfahrzeug vorzufinden. Dafür werden bei der 1M2G- und 2M1G-Topologie die Betriebsstrategien des Antriebsstrangs mit dem neuen Algorithmus optimiert.

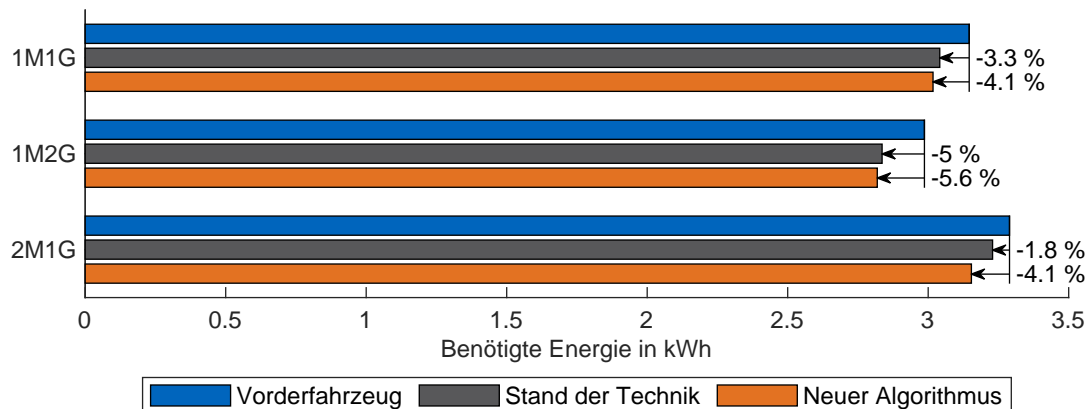
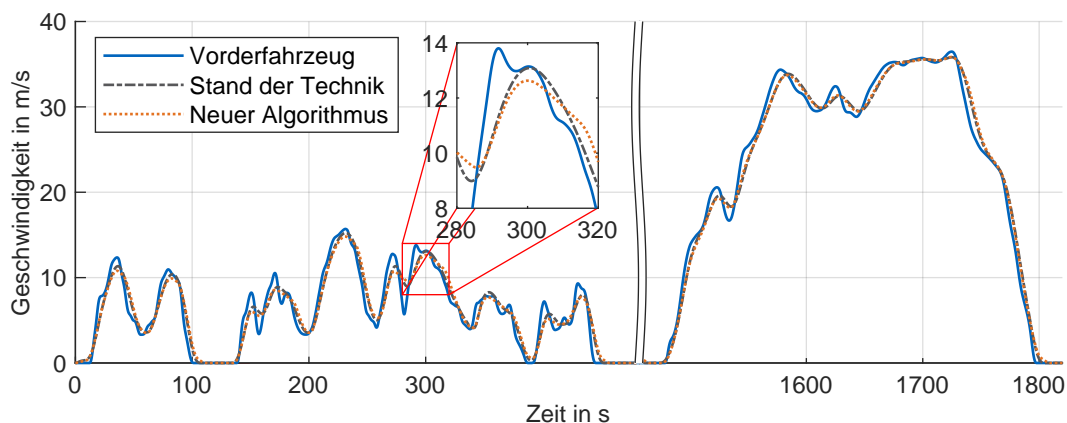


Abbildung 3.13: Vergleich der benötigten Energie des Ego-Fahrzeugs mit verschiedenen Algorithmen und des baugleichen Vorderfahrzeugs sowie die relativen Einsparungen im Vergleich zum Vorderfahrzeug

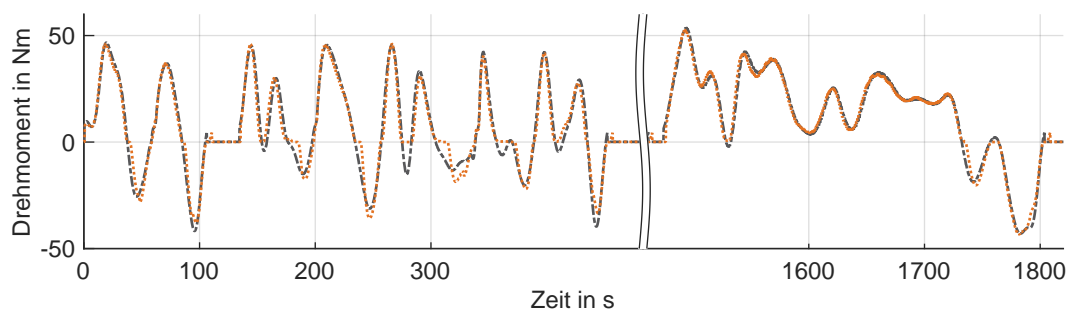
Bei der 1M1G-Topologie spart der Stand der Technik-Algorithmus 3,3 % Energie ein, während der neue Algorithmus 4,1 % einspart. Dies entspricht einer Differenz von 0,8 Prozentpunkten, beziehungsweise einer 23 % größeren Energieeinsparung. Eine Erklärung dafür bietet die Betrachtung der Geschwindigkeitsprofile in Abbildung 3.14a und den dazugehörigen Drehmomentverläufen in Abbildung 3.14b. Dazu sind der Anfangsteil sowie der Endteil des Zyklus abgebildet. Während sich im letzten Abschnitt die Geschwindigkeitsprofile und der Drehmomentverlauf des neuen Algorithmus kaum vom Stand der Technik unterscheiden, kommt es beim Anfangsteil, der geringere Geschwindigkeiten aufweist, zu Unterschieden, die vor allem im Drehmomentverlauf sichtbar sind. Das Fahrzeug mit dem neuen Algorithmus integriert Gleitphasen, wie beispielsweise um Sekunde 180, 310 und 360 sichtbar. Außerdem beschleunigt das Fahrzeug mit dem neuen Algorithmus auf eine geringfügig niedrigere Geschwindigkeit, im Vergleich zu dem Fahrzeug mit dem Stand der Technik-Algorithmus.

Bei der 1M2G-Topologie ist der neue Algorithmus um 0,6 Prozentpunkte besser als der Stand der Technik, was einer zusätzlichen Einsparung von 11 % entspricht. Bei der 2M1G-Topologie gelingt es mit dem neuen Algorithmus 2,3 Prozentpunkte mehr zum Stand der Technik einzusparen, was mehr als eine Verdoppelung des Einsparpotenzials darstellt. Im Vergleich zu den anderen Topologien spart der neue Algorithmus bei der 1M2G-Topologie im Gegensatz zum Stand der Technik am meisten ein. Abbildung 3.15 zeigt den Drehmomentverlauf der zwei Motoren für den Algorithmus, der den Stand der Technik repräsentiert und den Drehmomentverlauf basierend auf dem neuen Algorithmus. Der neue Algorithmus lässt den zweiten Motor (ASM) mitlaufen und treibt das Fahrzeug nur mit dem ersten Motor, der PSM, an. Der Stand der Technik-Algorithmus reduziert dagegen das Moment von Motor 1, weil Motor 2 ebenfalls zum Antreiben verwendet wird. Dies liegt an den Meta-Modellen der Motoren und den daraus resultierenden optimalen

3 Algorithmus zum energieeffizienten Fahren



(a) Geschwindigkeitsprofile der Topologie mit einem Motor und einem Gang (1M1G)



(b) Motordrehmoment der Topologie mit einem Motor und einem Gang (1M1G)

Abbildung 3.14: Ausschnitte der Geschwindigkeitsprofile von Vorderfahrzeug, Ego-Fahrzeug mit Stand der Technik Algorithmus und Ego-Fahrzeug mit neuem Algorithmus sowie die Drehmomentverläufe der Ego-Fahrzeuge für die Antriebstopologie mit einem Motor und einem Gang (1M1G)

Betriebspunkten. Die für den neuen Algorithmus resultierende höhere Last für Motor 1 resultiert in einer höheren Effizienz. Die ASM kann ohne elektrische Verluste mitgeschleppt werden. Da das Vorderfahrzeug, das als Referenz genutzt wird, die ASM mitschleppt und den Vortrieb mit Motor 1 realisiert, kann der Stand der Technik-Algorithmus wenig Energie einsparen.

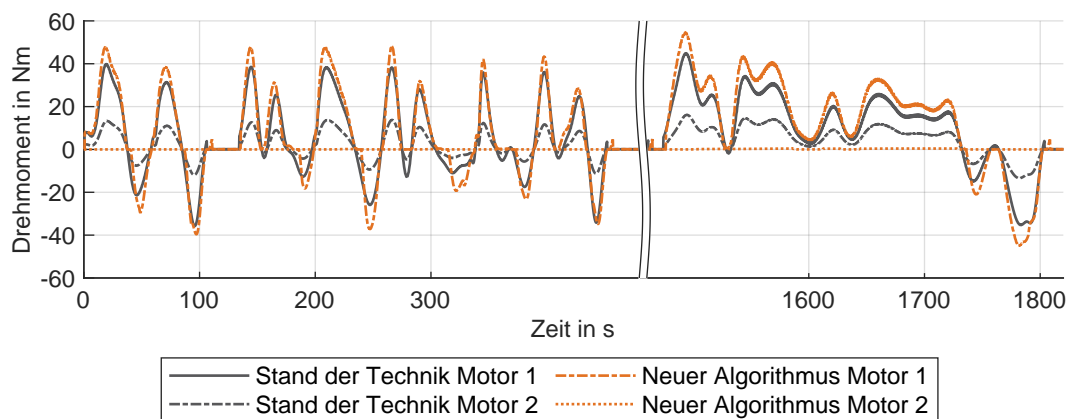


Abbildung 3.15: Ausschnitte der Drehmomentverläufe von Ego-Fahrzeug mit Stand der Technik Algorithmus und Ego-Fahrzeug mit neuem Algorithmus für die Antriebstopologie mit zwei Motoren und einem Gang (2M1G)

Aus Abbildung 3.13 wird außerdem ersichtlich, dass die 1M2G-Topologie am wenigsten Energie benötigt, gefolgt von der 1M1G-Topologie. Am meisten Energie benötigt die 2M1G-Topologie. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die 2M1G-Topologie einen zweiten Motor mitschleppt. Da im gewählten Beispiel nur die effizientere PSM verwendet wird, kann diese Topologie über eine Lastaufteilung zwischen den Motoren keine Einsparungen realisieren. Des Weiteren fällt auf, dass das Einsparpotenzial des neuen Algorithmus bei der 1M2G-Topologie größer ist als bei den anderen Topologien. Im nächsten Abschnitt wird dies erläutert.

Parameterstudie

Die Parameterstudie soll Aufschluss über den Einfluss der Prädiktionsgenauigkeit und Prädiktionslänge auf die betrachteten Antriebsstrangtopologien geben. Abbildung 3.16 zeigt die resultierenden Energieverbrauchsersparungen für die variierten Parameter und die verschiedenen Antriebsstrangtopologien.

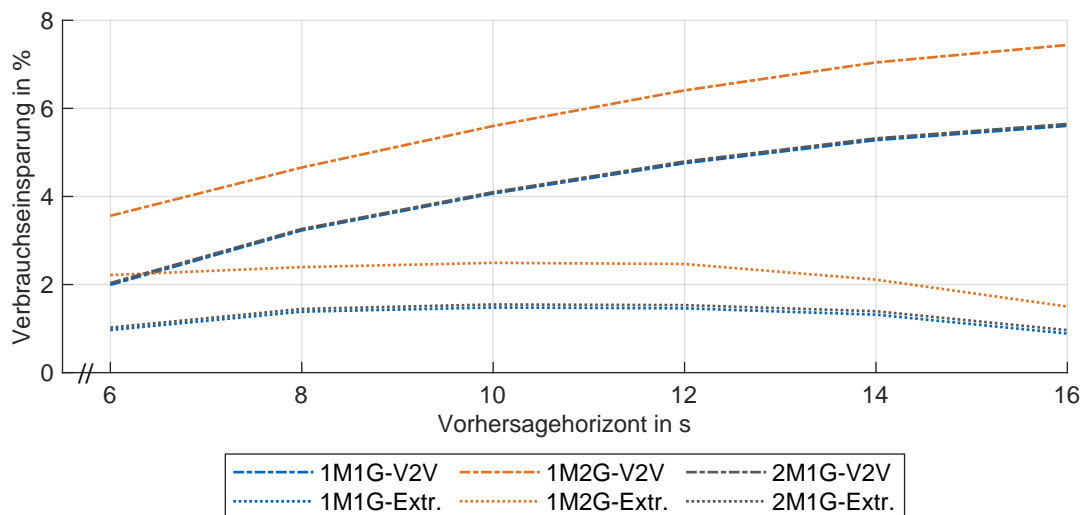


Abbildung 3.16: Verbrauchersparungen der Ego-Fahrzeuge im Vergleich zu einem baugleichen Vorderfahrzeug über verschiedene Planungshorizonte, für die V2V-Prädiktion und die Extrapolationsprädiktion (Extr.) für die verschiedenen Antriebsstrangtopologien, bestehend aus einem Motor mit einem Gang (1M1G), einem Motor mit zwei Gängen (1M2G) und dem Allradantrieb bestehend aus zwei Motoren mit jeweils einem Gang (2M1G)

Die Einsparungen mit V2V-Prädiktion steigen degressiv über die Länge des Horizonts für alle Antriebsstrangtopologien an. Für die Extrapolationsprädiktion nimmt das Einsparpotenzial für alle Antriebsstrangtopologien erst degressiv zu, bis es ab einem Horizont von 12 s abfällt. Das Abfallen ist durch die schlechte Prädiktion auf langen Horizonten und die daraus resultierende Fehlplanung zu erklären. Für beide Vorhersagen sind die prozentualen Einsparungen für die 1M1G-Topologie fast identisch zu den Ersparnissen der 2M1G-Topologie. Die Einsparungen der 1M2G-Topologie sind für beide Vorhersagen größer.

Das gleiche Einsparpotenzial der 1M1G-Topologie und 2M1G-Topologie kann über die gleiche Einsparstrategie erklärt werden. Da bei der 2M1G-Topologie der zweite Motor nur mitgeschleppt wird, unterscheiden sich die Einsparungen der zwei Topologien nicht wesentlich. Das höhere Einsparpotenzial der 1M2G-Topologie kann mit den zeitlichen Anteilen, in denen der geringer übersetzte zweite Gang verwendet wird, erklärt werden. Während bei dem baugleichen Vorder-

fahrzeug 23 % der Zeit der zweite Gang eingelegt ist, steigt der Wert für das Ego-Fahrzeug auf 40 %. Der niedriger übersetzte zweite Gang hat Effizienzvorteile gegenüber dem ersten Gang, da die Maschine (PSM) bei niedrigerer Drehzahl und höheren Moment betrieben wird. Bei dem Vorderfahrzeug ist die Verwendung des zweiten Ganges jedoch durch das genaue Abfahren des Zyklus begrenzt. Durch die freiere Gestaltung des Fahrprofils beim Ego-Fahrzeug, kann der zweite Gang öfter genutzt werden.

3.4 Optimierung des WLTP-Zyklusverbrauchs

In diesem Unterkapitel wird der WLTP-Zyklusverbrauch am Beispiel des Volkswagen ID.3 optimiert. Zuerst werden die Randbedingungen, wie die Toleranzen und Berechnungsmethoden zur Bestimmung des Verbrauchs, vorgestellt. Danach werden die Optimierungsergebnisse präsentiert.

3.4.1 Randbedingungen zur Bestimmung des WLTP-Verbrauchs

Durch die EU-Verordnung 2017/1151 [172] wurde der WLTP in der Europäischen Union zur Bestimmung des Verbrauchs und der Reichweite eingeführt. Im Gegensatz zu dem abgesetzten NEFZ soll dieser einen realistischeren Verbrauch erzielen. In einer aktualisierten EU-Verordnung 2018/1832 [173] wurden unter anderem weitere Beschränkungen eingeführt, um die Möglichkeit der Verbrauchsreduktion durch Ausnutzung von Toleranzen zu minimieren [173, S. 2]. Die UN-Regelung Nr. 154 von 2021 [167] ist das aktuelle Verfahren zur Ermittlung des Stromverbrauchs und der elektrischen Reichweite.

Je nach Leistungsklasse gelten unterschiedliche Rahmenbedingungen. Es sollen die Randbedingungen und Toleranzen für den Volkswagen ID.3 genutzt werden. Da das Fahrzeug ein Leistungsgewicht von mehr als 34 W/kg und eine Höchstgeschwindigkeit von mehr als 120 km/h besitzt, ist der ID.3 der Klasse 3b zuzuordnen und der Zyklus setzt sich aus vier Fahrprofilen zusammen [167, S. 163f].

Das Verfahren zur Bestimmung der Reichweite und des Stromverbrauchs hängt vom Fahrzeug und der zu erwarteten Reichweite ab. Für das betrachtete Fahrzeug gilt das verkürzte Verfahren [167, S. 433]. Das Fahrzeug fährt zwei Mal ein dynamisches Segment, jeweils gefolgt von einem Segment mit konstanter Geschwindigkeit ab. Der dynamische Abschnitt besteht aus dem Prüfzyklus mit einem angehängten WLTP-Stadtzyklus. Die Konstantfahrt bei hoher Geschwindigkeit dient dem schnelleren Entladen des Fahrzeugs. Nach dem zweiten dynamischen Segment muss der Energieinhalt im Speicher kleiner gleich 10 % sein [167, S. 435].

Die elektrische Reichweite PER_{WLTP} berechnet sich zu [167, S. 456]

$$PER_{WLTP} = \frac{UBE_{STP}}{EC_{DC,WLTP}} \quad (3.37)$$

mit der nutzbaren Speicherenergie UBE_{STP} und dem gewichtete Stromverbrauch in Wh/km für den WLTP-Prüfzyklus $EC_{DC,WLTP}$. Generell wird die tatsächlich gefahrene Fahrstrecke zur Bestimmung des Verbrauchs genutzt [167, S. 366]. Die Gewichtung ist definiert zu [167, S. 457]

$$K_1 = \frac{\Delta E_{\text{WLTP},1}}{U B E_{\text{STP}}} \quad (3.38a)$$

$$K_2 = 1 - K_1 \quad (3.38b)$$

mit den Gewichtungstermen K_1 und K_2 und der im ersten Zyklus verbrauchten Energie $\Delta E_{\text{WLTP},1}$.

Der Verbrauch des Fahrzeugs errechnet sich zu

$$EC_{\text{WLTP}} = \frac{E_{\text{AC}}}{PER_{\text{WLTP}}} \quad (3.39)$$

mit der aus dem Stromnetz wiederaufgeladenen Energie E_{AC} [167, S. 454]. Da die Messung zwischen Netzsteckdose und Ladegerät stattfindet [167, S. 437], ist der Ladewirkungsgrad und der Wirkungsgrad des Ladegeräts in der Verbrauchsangabe inkludiert.

Bei der Prüffahrt sind entsprechende Toleranzen einzuhalten. Bezüglich der Geschwindigkeit ist der obere Grenzwert mit 2 km/h über dem höchsten Wert der vorgegebenen Kurve in einem Fenster von +/- 1 s definiert. Der untere Grenzwert ist entsprechend mit 2 km/h unter dem niedrigsten Wert im gleichen Zeitfenster gegeben (Abbildung 3.17). Zehn Schwankungen darüber hinaus sind zulässig, wenn sie jeweils kleiner als eine Sekunde dauern [167, S. 366]. Mit der EU-Verordnung 2018/1832 wurden zusätzlich zu diesen Geschwindigkeitslimits noch zwei weitere Fahrkurvenindizes beschränkt: die Wurzel des mittleren quadratischen Geschwindigkeitsfehlers (engl. root mean squared speed error) (RMSSE) und die Trägheitsarbeitswertung (engl. inertial work rating) (IWR). Diese sind nach SAE J 2951 [174] zu berechnen [167, S. 422].

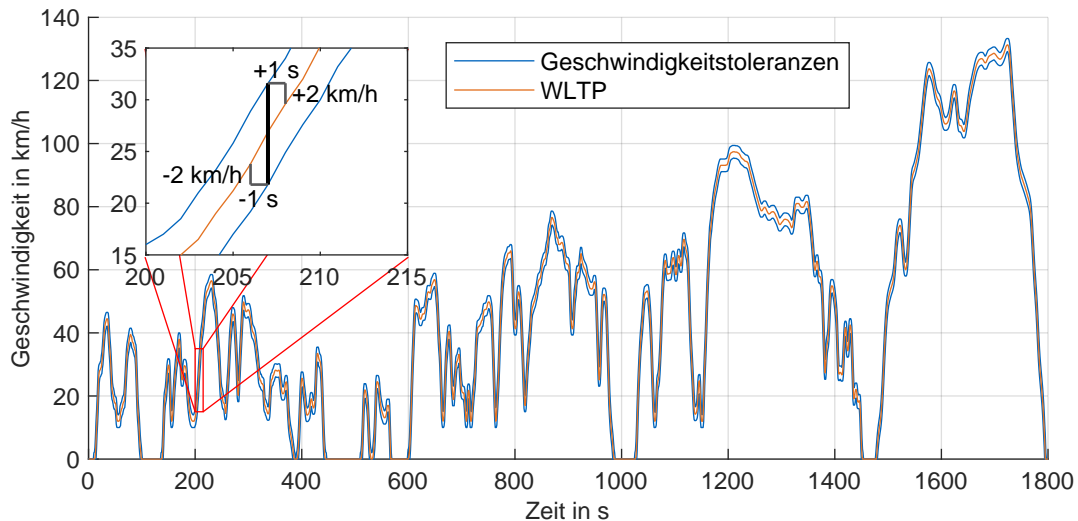


Abbildung 3.17: WLTP-Zyklus und erlaubte Geschwindigkeitstoleranzen nach [167]. Für die Optimierung wird bei 0 km/h die Toleranz ebenfalls auf 0 km/h gesetzt.

Die RMSSE berechnet sich mit

$$RMSSE = \sqrt{\frac{\sum_i^N (v - v_T)^2}{N}} \quad (3.40)$$

mit der gefahrenen Geschwindigkeit v und der vorgegebenen Zyklusgeschwindigkeit v_T an N Stützstellen [174].

Die IWR berechnet sich zu

$$IWR = \frac{IW - IW_T}{IW_T} 100\% \quad (3.41)$$

mit der Zielträgheitsarbeit IW_T und der tatsächlichen Trägheitsarbeit IW . Die Trägheitsarbeit ist definiert zu der Summe der positiven Trägheitsarbeit:

$$IW = \sum [F_I d]^+ \quad (3.42)$$

mit der Trägheitskraft F_I und der dazugehörigen Distanz d . Zur Verbrauchs- und Reichweitenbestimmung muss $RMSSE < 1,3 \frac{\text{km}}{\text{h}}$ und $-2\% < IWR < 4\%$ gelten.

Um die Randbedingungen zu erfüllen, wird der Algorithmus mit zwei weiteren Ungleichheitsbedingungen erweitert und ein Fahrscenario mit den entsprechenden Geschwindigkeitstoleranzen erstellt. Der Verbrauch wird ermittelt, indem der Zyklus zwei Mal, zum einen mit einem Start-SOC von 100 % und zum anderen mit einem Start-SOC von 12 %, optimiert wird. Letzterer wird gewählt, damit am Ende des Zyklus der SOC unter 10 % liegt. Der Referenzverbrauch wird durch eine Optimierung, in der die Geschwindigkeitstoleranzen bei +/- 0,15 km/h und +/- 0 s liegen, ermittelt. Da das gleiche Fahrzeug mit und ohne energieeffizientem Fahren verglichen wird, und der Ladewirkungsgrad unbekannt ist, wird der simulierte Energieverbrauch in Wh/km über die Gewichtungsterme K_1 und K_2 und die genutzte Akkukapazität berechnet. Die verwendeten Gewichtungsterme der Kostenfunktion und Fahrparameter sind im Anhang B.7 gegeben. Um die Toleranzen zu bewerten, werden vier unterschiedliche Szenarien untersucht:

- Fall 1: Nur Geschwindigkeitstoleranzen
- Fall 2: Geschwindigkeitstoleranzen & $RMSSE < 1,3 \frac{\text{km}}{\text{h}}$
- Fall 3: Geschwindigkeitstoleranzen $-2\% < IWR < 4\%$
- Fall 4: Geschwindigkeitstoleranzen & $RMSSE < 1,3 \frac{\text{km}}{\text{h}}$ & $-2\% < IWR < 4\%$

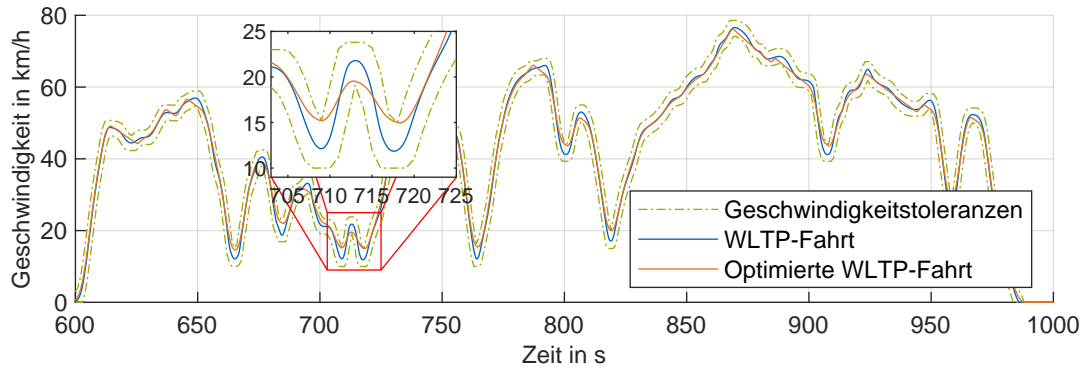
3.4.2 Ergebnisse der Optimierung des WLTP-Zyklusverbrauchs

Tabelle 3.3 zeigt das Energieeinsparpotenzial im WLTP für die verschiedenen Randbedingungen. Bei den ursprünglichen Toleranzen aus [172] (Fall 1) sind 5,05 % Verbrauchseinsparung möglich. Bei der aktuellen Version (Fall 4) sind es 3,25 %. Die $RMSSE$ und die IWR sind beide bindende Randbedingungen, wobei die IWR an der -2% Grenze liegt.

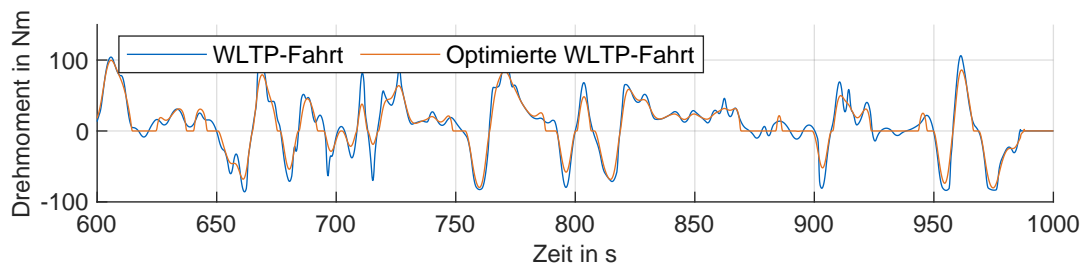
Tabelle 3.3: Energieeinsparpotenzial durch das energieeffiziente Fahren bei verschiedenen Toleranzen und Randbedingungen im WLTP

Fall 1: Geschwindigkeitstoleranz	Fall 2: Geschwindigkeitstoleranz & $RMSSE$	Fall 3: Geschwindigkeitstoleranz & IWR	Fall 4: Geschwindigkeitstoleranz & $RMSSE$ & IWR
5,05 %	3,58 %	4,64 %	3,25 %

Abbildung 3.18a zeigt einen Ausschnitt des WLTP mit den Geschwindigkeitstoleranzen, der Sollgeschwindigkeit des WLTP und der optimierten WLTP-Fahrt. Abbildung 3.18b zeigt den dazugehörigen Drehmomentverlauf des Motors.



(a) Ausschnitt des Geschwindigkeitsverlaufs



(b) Ausschnitt des Drehmomentverlaufs

Abbildung 3.18: Ausschnitt aus dem optimierten und nicht-optimierten WLTP-Fahrprofil sowie Drehmomentverlauf für den Fall 4

Die Einsparungen geschehen durch verschiedene Strategien. Wie aus Abbildung 3.18b sichtbar, baut der Algorithmus Gleitpassagen ein. Über die beiden Prüfzyklen wird durch die Optimierung ein zeitlicher Gleitanteil von 12,7 % erreicht, während es bei dem nicht optimierten WLTP keine Gleitphase gibt. Außerdem werden die Geschwindigkeitstoleranzen so ausgenutzt, dass bei einem Vorzeichenwechsel des Beschleunigungssollverlaufs Beschleunigungsphasen vermieden werden. So wird von einem verzögernden auf beschleunigenden Sollverlauf die obere Grenze des Geschwindigkeitslimits und bei einem von beschleunigenden auf verzögernden Sollverlauf die untere Grenze angezielt (Abbildung 3.18a rotes Rechteck).

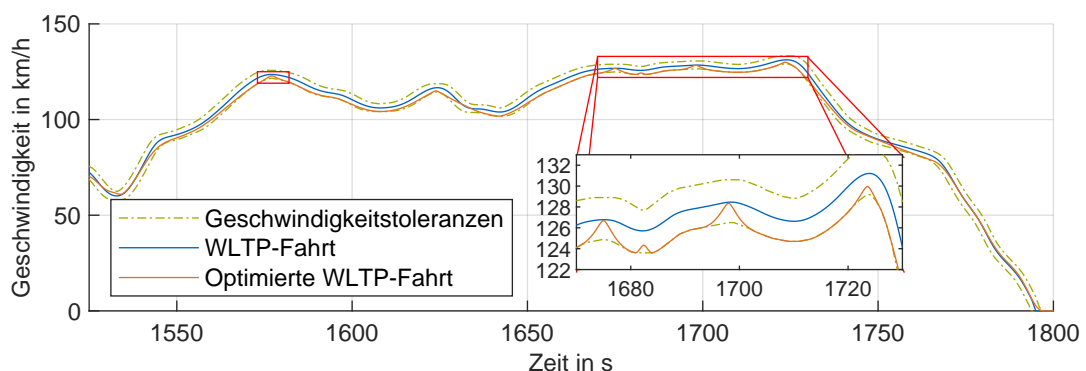


Abbildung 3.19: Ausschnitt aus dem optimierten und nicht-optimierten WLTP-Fahrprofil für den Fall 4

Abbildung 3.19 zeigt das Geschwindigkeitsprofil im Abschnitt mit der höchsten Geschwindigkeit innerhalb des WLTP. Es ist ersichtlich, dass der optimale Verlauf am unteren Ende der Geschwindigkeitstoleranz verläuft. Dies ist durch den quadratisch steigenden Luft- und Rollwiderstand zu erklären. Ausnahmen bilden Geschwindigkeitsspitzen (Abbildung 3.19 rote Rechtecke). Diese sind nicht verbrauchsoptimal, jedoch notwendig, um die Randbedingung der IWR zu erfüllen.

3.5 Diskussion des Algorithmus und Ausblick

In diesem Kapitel wurde ein Algorithmus zum energieeffizienten Fahren vorgestellt, der die Akkumulator-zu-Distanz-Verluste minimiert. Es werden die Verluste von Akkumulator, Leistungselektronik mit Motor, Getriebe und Rad-zu Distanz-Verluste einzeln modelliert. Durch die Verwendung von Verlustkennfeldern sind die lastabhängigen und die lautunabhängigen Verluste berücksichtigt. Ein neuer Ansatz zur Integration der Motor-, Leistungselektronik- und Getriebeverluste über zwei nichtlineare Polynome, die über Ungleichheitsbedingungen und eine Hilfsvariable miteinander verschränkt sind, ermöglicht ein genaueres Fitten der Verluste. Dies führt gerade bei niedriger Last zu genaueren Fits. Bezüglich Antriebsstrangtopologien ist der Zentralmotor mit Einganggetriebe, der Zentralmotor mit Zweiganggetriebe sowie ein Allradantrieb mit jeweils einem Zentralmotor und Einganggetriebe implementiert. Weitere Topologien sind durch eine Erweiterung des Algorithmus darstellbar. PSM und ASM sind mit dem Fittingverfahren modellierbar. Ein Zweiganggetriebe wurde im Algorithmus dargestellt, indem zwei Optimierungen durchgeführt werden, eine relaxierte mit einem virtuellen kontinuierlichen Getriebe und eine zweite Optimierung zum Lösen der MINLP. Der Algorithmus wurde für eine Folgefahrt in einer konzeptionellen MPC und für die Optimierung des WLTP verwendet. Ein distanzbasiertes Geschwindigkeitslimit, die Beschränkungen der Zustände, wie Ruck und Beschleunigung, und die Stellgrößenbeschränkungen sind darstellbar. Damit sind die Anforderungen an den Algorithmus erfüllt und er entspricht einer Antwortmöglichkeit auf die zweite Forschungsfrage. Im Folgenden sollen die Limitierungen in der Modellierung und Validierung, die erhaltenen Ergebnisse und die Rechenzeit diskutiert werden.

3.5.1 Limitierungen der Modellierung und Validierung

Obwohl der Antriebsstrang in dem vorgestellten Algorithmus detailliert modelliert ist, müssen Vereinfachungen getroffen werden. So wird beispielsweise der Einfluss der Temperatur vernachlässigt. Der Innenwiderstand einer Lithium-Ionen-Zelle hängt von der Temperatur ab [175, S. 407]. Bei der betrachteten Zelle steigt dieser bei niedrigen Temperaturen [38]. Im verwendeten Akkumulatormodell hängt die OCV nur vom SOC ab, weil kein thermisches Modell implementiert ist. Die Motorverluste sind ebenfalls temperaturabhängig, wobei gegenläufige Effekte auftreten [176]. Die Kupferverluste steigen bei höheren Temperaturen [177], während sich die Eisenverluste reduzieren [177]. Die Luftreibungsverluste nehmen durch die geringe Luftdichte bei steigenden Temperaturen ab [178]. Da beim energieeffizienten Fahren die benötigte Leistung und die damit verbundene Abwärme in der Regel klein sind, werden die Temperaturabhängigkeiten vernachlässigt.

Außerdem wurde der Einfluss der Spannung auf alle Komponenten mit Ausnahme des Akkumulators vernachlässigt. Die Eingangsspannung beeinflusst die Motor- und Inverterverluste, weil bei sinkender Spannung mehr Strom für die gleiche Leistung benötigt wird und sich so die Durchlass- und Kupferverluste erhöhen.

Bei der Modellierung des Zweiganggetriebes wurden ebenfalls Vereinfachungen angenommen. Die Verluste eines Zweiganggetriebes sind höher als die eines Einganggetriebes und hängen vom ausgewählten Gang ab. Sorniotti et al. [179] nennen für ihr Zweiganggetriebe durchschnittliche Effizienzabweichungen von 1.9 % gegenüber einem Einganggetriebe im ersten Gang und etwa gleiche Effizienzen im zweiten Gang. Da keine Verlustkennfeldberechnung für ein Zweiganggetriebe zur Verfügung stand, wurde das Verlustkennfeld eines entsprechenden Einganggetriebes verwendet, wobei zur Berechnung die höhere Übersetzung verwendet wurde. Das Verlustkennfeld ist für beide Gänge gleich. Des Weiteren ist die Dynamik während eines Gangwechselprozesses nicht modelliert. Durch die Anpassung der Drehzahl ergeben sich beim Wechseln der Gangstufe Trägheitskräfte, die zu Verlusten führen. Diese wurden vernachlässigt.

Bezüglich der Validierung konnte das Fahrzeug nur auf Gesamtfahrzeugebene validiert werden. Dadurch kann nicht garantiert werden, dass die einzelnen Komponenten valides Verhalten aufweisen, weil eine fehlerhafte Modellierung der Verluste innerhalb des Fahrzeugs durch andere Komponenten ausgeglichen werden kann.

3.5.2 Diskussion der Ergebnisse

Die Ergebnisse basieren auf einer NLP mit IP-Verfahren. Da die Kostenfunktion und Beschränkungen nicht-konvex sind, ist die erhaltene Lösung abhängig von dem ersten Startpunkt, den der Optimierer erhält [18, S. 9]. Die erhaltene Lösung ist im Allgemeinen ein lokales Minimum. Des Weiteren entspricht die Optimierung der Gangstrategie einer MINLP. Die erhaltene Lösung hierfür basiert auf zwei Optimierungen, wobei die erste eine relaxierte Form des ursprünglichen Problems ist. Dies kann ebenfalls zu suboptimalen Lösungen führen. Der Versuch, das Problem mit einem Open Source MINLP-Löser [180] zu lösen, resultierte in höheren Rechenzeiten bei einem gleichzeitig höheren Verbrauch.

Die Kostenfunktion des Algorithmus entspricht der gewichteten Summe aus diversen Termen. Dadurch beeinflusst die Gewichtung das Ergebnis. Durch systematisches Probieren wurden die verwendeten Gewichtungsterme bestimmt, um einerseits glatte und damit komfortable Geschwindigkeitsprofile zu erzeugen und gleichzeitig Energieeinsparmaßnahmen zu erkennen. Eine Parametervariation bezüglich der Gewichtungsterme von Ruck, Verbrauch und Solldistanz zum Vorderfahrzeug ist im Anhang B.8 gegeben. Die Ergebnisse zeigen, dass der resultierende quadratische Ruck und die Solldistanz zum Vorderfahrzeug sensitiver als der Energieverbrauch auf eine Änderung der Gewichtung reagieren.

In den vorgestellten Ergebnissen wurde der Komfort durch die Bestrafung des Rucks dargestellt. Alternativ lässt sich die Beschleunigung im Algorithmus bestrafen. Das Komfortempfinden ist subjektiv und schwer zu quantifizieren. Komfort in Form einer Minimierung von Ruck und Beschleunigung ist jedoch eine gegenläufige Zielgröße zum Energieverbrauch [135, 181], dem Verkehrsfluss [182] und der Reisezeit [150] und sollte deswegen betrachtet werden. Die in [150] dargestellte interne Abhängigkeit von Beschleunigung und Ruck auf die Standfestigkeit von Passagieren kann in dem Algorithmus nicht direkt dargestellt werden. Durch Experimente

zeigen Bellem et al. [151] die Tendenz, dass Beschleunigungs- und Verzögerungsmanöver durch die Minimierung des Rucks zu komfortablem Empfinden führt, was in diesem Algorithmus angewendet wurde.

Der Verbrauch eines Fahrzeugs wird von allen drei Raumdimensionen beeinflusst. Der Algorithmus reduziert die Fahraufgabe auf die Längsrichtung. Die Annahme einer flachen Straße und die damit verbunden Vernachlässigung des Steigungswiderstands eliminiert das Problem um eine Dimension. Die Vernachlässigung der Querdynamik und die Darstellung des Einflusses auf die Längsdynamik durch ein distanzbasiertes Höchstgeschwindigkeitslimit reduziert das Problem um eine weitere Dimension. Im zweidimensionalen Fall kann es zu Verdeckungen des Vorderfahrzeugs kommen, die im eindimensionalen Fall nicht dargestellt werden können. Sakarya [183] integriert den Algorithmus in ein zweidimensionales Szenario der „Automated Driving Toolbox“ [184]. Dafür ist es notwendig, die Sensoren genauer zu modellieren. Die Ergebnisse zeigen, dass es ohne weitere Zustandsschätzer zu Geschwindigkeitssprüngen kommen kann, weil sich in Kurven das Vorderfahrzeug außerhalb des Sensorbereichs des Ego-Fahrzeugs befinden kann. Bei einer Interpretation einer leeren Straße kann das zu einer Beschleunigung des Ego-Fahrzeugs führen, bis das Vorderfahrzeug wieder im Detektionsbereich liegt [183, S. 78]. Dies macht deutlich, dass für die reale Anwendung weitere Schritte nötig sind. Da diese Betrachtungsweise jedoch eine Vielzahl an neuen Parametern und Abhängigkeiten zu dem Problem hinzufügt, ist der eindimensionale Fall geeignet, um die wesentlichen Effekte des energieeffizienten Fahrens darzustellen.

Im Folgefahrtszenario wurde das Energieeinsparpotenzial für zwei verschiedene Prädiktionsmethoden der Vorderfahrzeuggeschwindigkeit analysiert. Die V2V-Prädiktion prädiziert die tatsächliche Geschwindigkeit des Vorderfahrzeugs für den gegebenen Zeithorizont. Dies entspricht einer theoretischen Referenz. Selbst bei einer vollständigen Vernetzung der Fahrzeuge und der Möglichkeit, dass der Plan des Vorderfahrzeugs dem Ego-Fahrzeug zur Verfügung gestellt wird, kann es durch unerwartete Ereignisse zu Abweichungen in der Planung des Vorderfahrzeugs kommen. Die Extrapolationsprädiktion stellt eine einfache Prädiktionsmethode dar. Für bessere Prädiktionsmethoden bietet der Bereich der künstlichen Intelligenz Potenzial. Vogiatzis [185] trainiert basierend auf der Kurvenkrümmung, der aktuellen Fahrzeuggeschwindigkeit, dem Geschwindigkeitslimit, der Straßenart und Zeit ein neuronales Netz zur Prädiktion der Fahrzeuggeschwindigkeit.

Bei dem Drehmomentverlauf des Ego-Fahrzeugs während der Fahrzeugverfolgung ist im Abschnitt mit hohen Geschwindigkeiten eine Welligkeit mit geringer Amplitude erkennbar. Diese kann in Abbildung 3.14b und 3.15 durch die dickere Linie im Abschnitt mit hohen Geschwindigkeiten beobachtet werden. Die Welligkeit lässt sich durch die Entstehung der Gesamtlösung aus mehreren Teillösungen erklären. Bei der MPC wird die für den aktuellen Zeitpunkt optimale Lösung bis zur Aktualisierungsfrequenz abgefahren, von wo an eine neue Optimierung startet. Im Abschnitt mit hohen Geschwindigkeiten, bei dem es zu der Welligkeit im Drehmomentverlauf kommt, ist der optimale Drehmomentverlauf eine umgedrehte Parabel, die erst steigt und dann abfällt bis null Drehmoment erreicht ist. Bis zur Aktualisierungsfrequenz steigt und fällt das Drehmomentsignal. Bei der nächsten optimalen Lösung wiederholt sich dieser optimale Verlauf, wodurch die Welligkeit entsteht. Durch eine höhere Aktualisierungsfrequenz oder eine Anpassung der Gewichtungsterme kann dem entgegengesteuert werden.

Bei dem Folgefahrtszenario wurden verschiedene Antriebsstränge miteinander verglichen. Es ist zu beachten, dass die gewählten Antriebsstränge nicht direkt vergleichbar sind. So ist die verbaute Leistung der 2M1G-Topologie höher als bei den anderen Varianten, weil ein zusätzlicher Motor verbaut worden ist. Nichtsdestotrotz können die Antriebsstränge verwendet werden, um erste Aussagen über die energieeffizienten Fahrstrategien der einzelnen Topologien zu erfahren. In Kapitel 4 werden die Antriebsstränge auf gewisse Anforderungen optimiert. So entstehen direkt vergleichbare Antriebsstrangtopologien.

Für die Optimierung des WLTP können die Geschwindigkeitstoleranzen und die Beschränkungen der RMSSE und der IWR vom Algorithmus betrachtet werden. Das Relaxieren der Geschwindigkeitstoleranzen durch 10 Abweichungen unter 1 s kann nicht ohne weiteres in den Algorithmus integriert werden. Die Betrachtung des Relaxierens könnte zu weiteren Einsparungen führen, wobei der Einfluss auf den 1800 s langen Zyklus als gering angenommen werden kann. Die Optimierung des WLTP zeigt ein Einsparpotenzial von 3,25 % auf. Unter der Vernachlässigung von sekundären Effekten könnte bei dem in [38] untersuchten Volkswagen ID.3 die geprüfte Reichweite mit einem 3,25 % kleinerem Akku erreicht werden. Bei Akkumulatorpackkosten von 180 €/kWh [186] ergäbe dies Einsparungen von 340 € pro Fahrzeug. Es ist jedoch anzumerken, dass die Geschwindigkeitstoleranzen dem Fahrer während der Prüffahrt nicht angezeigt werden dürfen [167, S. 367]. Außerdem muss das Fahrzeug die Fahrzustände, wie etwa das drehmomentfreie Gleiten während der Prüffahrt unterstützen, um diese Verbrauchseinsparungen zu ermöglichen. Die Verschärfungen bezüglich der Fahrtoleranzen [173] zeigen, dass dem Gesetzgeber das Problem der Zyklusoptimierung bekannt ist. Die neu eingefügten Indizes sind bei dem optimalen Geschwindigkeitsprofil beide bindend und erfüllen damit den Zweck, die Möglichkeiten der Zyklusoptimierung einzuschränken.

Der Einfluss der Leerlaufverluste muss ebenfalls detailliert betrachtet werden. Für die Leistungsbilanz ist es irrelevant, wo die Verluste entstehen. Die Leerlaufverluste können bei der 1M1G-Topologie durch einen höheren Roll- oder Luftwiderstand in die Gleichungen eingebracht werden. Kleine Unterschiede ergeben sich jedoch, wenn diese Verluste durch den Antriebsstrang propagiert werden und so die Lastpunkte verändern. Bei der Erweiterung der Antriebsstränge beeinflussen die Leerlaufverluste den Verbrauch. Bei einem zweiten Motor werden die Leerlaufverluste zu den aktuellen Verlusten addiert. Dies führt zu einem Mehrverbrauch der Allradtopologie, der in der Realität messbar ist. So wird für den Volkswagen ID.4 Pro Performance mit einem Heckantrieb basierend auf einer PSM ein Verbrauch von 16,4 kWh/100km im WLTP angegeben [187]. Der ID.4 Pro 4MOTION, der eine gleichstarke PSM an der Hinterachse sowie die gleiche Akkumulatorkapazität wie die Version mit Heckantrieb vorweist, nutzt eine zusätzliche ASM an der Vorderachse [188] und hat einen WLTP-Verbrauch von 17 kWh/100km [187]. Volkswagen begründet die Wahl des zweiten Motors unter anderem mit den geringen Schleppverlusten der ASM [188]. Bei einem zweiten Gang sind die Leerlaufverluste entscheidend für die Gangwahl, weil diese zum Teil drehzahlabhängig sind.

3.5.3 Rechenzeit

Während die Berechnungsdauer von Streckenoptimierungen, wie etwa die Optimierung des WLTP, zeitlich unkritisch sind, bestimmt die Rechenzeit in MPC-Anwendungen deren echtzeitfähigen Einsatz. Tabelle 3.4 zeigt die durchschnittlichen Rechenzeiten der Optimierung für die Folgefahrt mit einem Horizont von 6 s, 10 s und 16 s mit V2V-Schätzung für die drei vorgestellten

Topologien. Für die Berechnungen wurde ein Laptop mit einem AMD Ryzen 7 5800U Prozessor und 16 GB Arbeitsspeicher verwendet.

Tabelle 3.4: Durchschnittliche Rechenzeit der Optimierung für verschiedene Prädiktionshorizonte und Topologien im Folgefahrtszenario mit V2V-Schätzung. Die Werte der 1M2G-Topologie stellen die Summe aus beiden Optimierungen dar. Der erste Wert in Klammern ist die Rechenzeit der relaxierten Optimierung, der zweite Wert die Rechenzeit der zweiten Optimierung.

	1M1G	1M2G	2M1G
Horizont 6 s	26,3 ms	69,5 ms (32 ms, 37,5 ms)	40,3 ms
Horizont 10 s	43,1 ms	118,4 ms (53,4 ms, 65 ms)	66,5 ms
Horizont 16 s	70,6 ms	191 ms (86,6 ms, 104,5 ms)	113,1 ms

Die Rechenzeiten eines Intel Core i7-7820HQ Prozessors sind in [146] dargestellt. Es ist ersichtlich, dass die durchschnittliche Rechenzeit deutlich unter der gewählten Aktualisierungsfrequenz von 1 s liegt und der Algorithmus schneller als Echtzeit rechnet. Abbildung 3.20 zeigt den zeitlichen Verlauf der Rechenzeit für die drei Topologien mit einem Prädiktionshorizont von 10 s an.

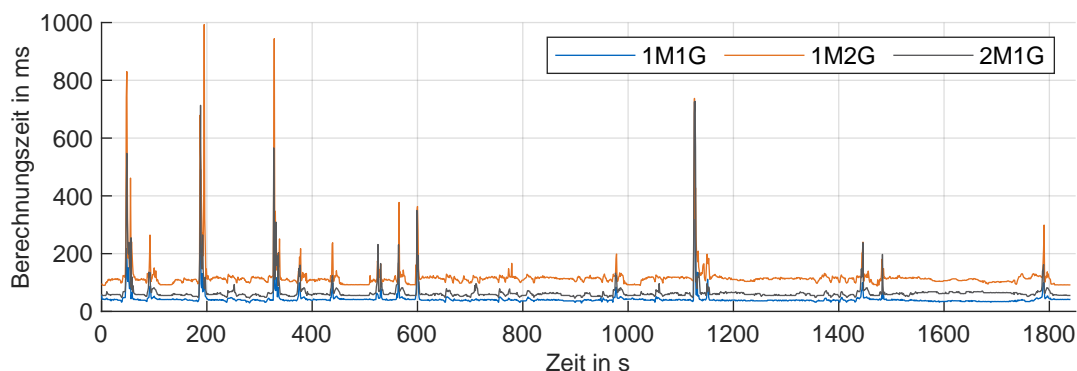


Abbildung 3.20: Zeitlicher Verlauf der Rechenzeit für die drei untersuchten Topologien mit einem Prädiktionshorizont von 10 s

Es fällt auf, dass es Ausreißer gibt, bei denen die Berechnungszeiten bis zu 1 s dauern. Dies geschieht, wenn der Horizont auf ein Geschwindigkeitslimit mit einer steilen Flanke trifft, welches das Fahrzeug zum Verzögern zwingt. Bei einem Horizont von 16 s übertrifft die Berechnungszeit die Grenze von 1 s. Die erhöhten Rechenzeiten können in der realen Anwendung des Algorithmus zu Problemen führen.

Die vorgestellte Implementierung ermöglicht durch die Verschränkung von zwei Polynomen mit einer Hilfsvariable über Ungleichheitsbedingungen die Integration von Fits mit geringen Abweichungen zu den Originaldaten, auf Kosten der Komplexität des Algorithmus. Durch die hinzugefügten Variablen, Ungleichheitsbedingungen und höheren Polynomgrade rechnet der Algorithmus langsamer als ein vergleichbarer Algorithmus mit kontinuierlichen Polynomen zur Repräsentation der Verluste. Der Algorithmus, der zum Repräsentieren des Stands der Technik verwendet wurde, hatte für einen Horizont von 10 s bei der 1M1G Topologie eine durchschnittliche Berechnungszeit von 19 ms. Bei der Verwendung der kontinuierlichen Polynome ergibt sich für die 1M2G-Topologie eine durchschnittliche Berechnungszeit von 66 ms und für die 2M1G-Topologie eine durchschnittliche Berechnungszeit von 23 ms. Der Vergleich zeigt das Dilemma zwischen Genauigkeit und kurzen Rechenzeiten.

3.5.4 Ausblick

Bezüglich der weiteren Arbeiten kann zwischen der Verbesserung des Algorithmus und der Anwendung des Algorithmus unterschieden werden.

Zur Verbesserung des Algorithmus ist eine verbesserte Implementierung des distanzbasierten Geschwindigkeitslimits nötig, weil es zu erhöhten Rechenzeiten kommen kann. Des Weiteren kann der Steigungswiderstand im Algorithmus integriert werden. Für Beides ist eine Implementierung des Algorithmus über die Distanz statt über die Zeit von Vorteil, weil so deren Werte direkt in die Optimierung eingebracht werden können. Eine Modellierung über die kinetische Energie [95] und den Leistungsbedarf pro Meter [107] erlauben dafür effiziente Optimierungsimpementierungen. Als Nachteil der Modellierung über die Distanz ist das komplexe Anhalten und Warten an einer räumlichen Stelle zu sehen. Eine genauere Parameteranalyse ist notwendig, um optimale Sets für die Gewichtung der Kostenfunktion zu finden. Um die Komponenten genauer zu parametrieren und validieren, sind Messungen an einzelnen Komponenten notwendig.

Des Weiteren ist eine Anwendung des Algorithmus im realen Fahrzeug und in realen Szenarien von Interesse, um die möglichen Ersparnisse zu quantifizieren. Beispiele einer Anwendung kann der Geschwindigkeitsplaner eines hoch- oder vollautomatisierten Fahrzeugs sein oder die Implementierung des Algorithmus in einem ACC-System. Um den Algorithmus in Realität zu testen, müssen die Themen Umwelterfassung und Prädiktion der anderen Verkehrsteilnehmer integriert und verbessert werden. Der gezeigte Algorithmus zeichnet sich durch einen flexiblen Einsatz für verschiedene Antriebsstrangkonfigurationen aus. Sollte der Algorithmus in ein spezifisches Fahrzeug integriert werden, kann er durch Vereinfachungen für das spezifische Fahrzeug verbessert werden. Eine rein konvexe Problemstellung erzeugt ein globales Minimum und hat das Potential, die Rechenzeit zu verkürzen.

4 Antriebsstrangoptimierung mit energieeffizientem Fahren

Nachdem das energieeffiziente Fahren untersucht wurde, soll das Einsparpotenzial durch die Optimierung des Antriebsstrangs für energieeffizient fahrende Fahrzeuge untersucht werden. Fraglich ist, inwieweit eine kombinierte Optimierung von Antriebsstrang und Fahrweise zu Synergien führen kann oder sich die Effekte kannibalisieren. Außerdem wird die Frage beantwortet, ob die Antriebsstrangauslegung kombiniert mit dem energieeffizienten Fahren betrachtet werden muss. Dafür wird eine Antriebsstrangoptimierung mit energieeffizientem Fahren aufgebaut und deren Ergebnisse mit einer Optimierung verglichen, in der ein Zyklus abgefahren wird. Für die Antriebsstrangoptimierung werden Implementierungen von Şanal [189] übernommen.

In Unterkapitel 4.1 wird das Vorgehen der Antriebsstrangoptimierung dargestellt. Dazu wird unter anderem auf die gewählten Entscheidungsvariablen, die Zielgrößen und die Parametrierung eingegangen. In Unterkapitel 4.2 werden die Ergebnisse vorgestellt. Zuerst wird der Einfluss des energieeffizienten Fahrens auf den optimalen Antriebsstrang untersucht, um danach die verschiedenen Topologien miteinander zu vergleichen. Der Einfluss durch einen erhöhten Nebenverbrauch sowie die Veränderung des Luftwiderstands durch die Sensorik wird als letztes analysiert. In Unterkapitel 4.3 folgt eine Diskussion mit den Limitierungen, einer Plausibilisierung und der Beantwortung der Frage, ob eine kombinierte Optimierung von energieeffizientem Fahren und Antriebsstrang notwendig ist. Außerdem folgt eine Handlungsempfehlung zur Effizienzsteigerung automatisierter Fahrzeuge.

4.1 Aufbau der Antriebsstrangoptimierung

Der Antriebsstrang beeinflusst fahrzeugspezifische Eigenschaften, wie die Beschleunigungszeit, den Verbrauch und die Höchstgeschwindigkeit. Die Ziele stehen teilweise konträr zueinander. Deswegen entspricht die Antriebsstrangoptimierung einer Mehrziel-Optimierung.

Das generelle Vorgehen der Antriebsstrangoptimierung ist in Abbildung 4.1 dargestellt. Basierend auf den definierten Entscheidungsvariablen, dem Fahrscenario und den Parametern zum Gleiter wird ein genetischer Algorithmus gestartet. Nach der Quantifizierung der Entscheidungsvariablen für ein Individuum wird das Fahrzeug parametrierung. Darauffolgend wird die Reichweite über den Algorithmus zum energieeffizienten Fahren bestimmt. Wenn das Fahrzeug die Reichweitenanforderung nicht erfüllt, wird der Akkumulator angepasst oder es kommt zur finalen Fahrzeugevaluierung, um die Zielwerte zu bestimmen. Der Vorgang wiederholt sich bis das Abbruchkriterium erfüllt wird.

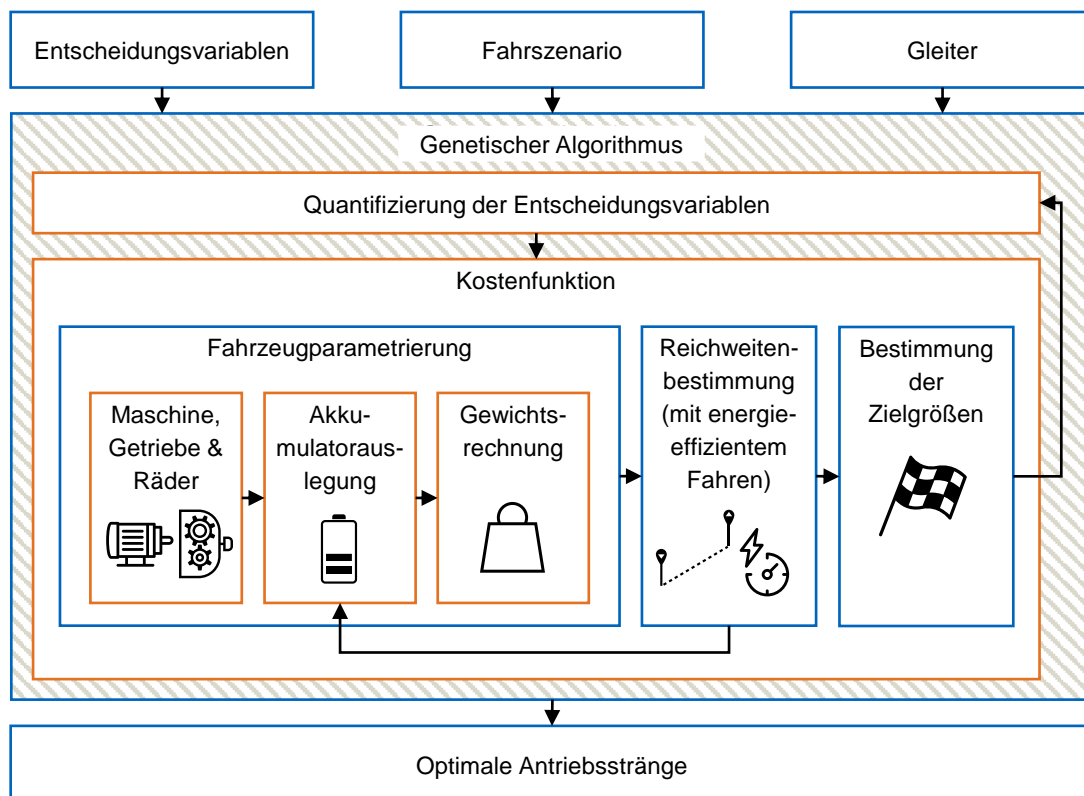


Abbildung 4.1: Vorgehen bei der Antriebsstrangoptimierung mit energieeffizientem Fahren

Im Abschnitt 4.1.1 wird die Wahl der Entscheidungsvariablen erläutert. Es folgt in Abschnitt 4.1.2 die Definition der Zielgrößen sowie die Definition der Randbedingungen, die ein Antriebsstrang erfüllen muss. Das Fahrscenario, in dem sich das Fahrzeug befindet und die Parameter zum Gleiter werden in Abschnitt 4.1.3 aufgeführt. Darauf aufbauend werden die notwendigen Berechnungen vorgestellt. Die Fahrzeugparametrierung basierend auf den Entscheidungsvariablen wird in Abschnitt 4.1.4 dargestellt. Es folgen die Reichweitenbestimmung und die Bestimmung der Zielgrößen in Abschnitt 4.1.5 und Abschnitt 4.1.6. Informationen zu dem verwendeten Algorithmus werden in Abschnitt 4.1.7 gegeben. In Abschnitt 4.1.8 folgt eine Erläuterung der durchgeführten Untersuchungen und in Abschnitt 4.1.9 werden die Validierungen der Simulationen gezeigt.

4.1.1 Entscheidungsvariablen

Die Anzahl an Entscheidungsvariablen unterscheidet sich in Abhängigkeit der betrachteten Antriebsstrangtopologie. Bezüglich der untersuchten Topologien wird der Zentralmotor mit Eingangsgetriebe (1M1G), der Zentralmotor mit Zweiganggetriebe (1M2G) und der Allradantrieb mit jeweils einem Motor pro Achse mit Eingangsgetriebe (2M1G) betrachtet. Topologien mit Radnabenmotoren werden wegen den hohen ungefederten Massen und der fehlenden technischen Reife nicht betrachtet [190, S. 148]. Topologien mit radnahen Motoren werden ebenfalls nicht analysiert, weil diese im Gegensatz zu einer Drehmomentverteilung über einen Zentralmotor mit Torque-Vectoring-Differenzial zu Mehrkosten und einem Mehrgewicht führen [139, S. 72]. Da keine großen Querschleunigungen bei automatisierten Fahrzeugen erwartet

werden und deswegen eine Querverteilung des Moments nicht sinnvoll sein wird, wird das Torque-Vectoring-Differenzial nicht berücksichtigt.

Jede Topologie wird optimiert, um die topologiespezifischen Unterschiede vergleichen zu können [139, S. 34]. Damit ist die Topologie keine Entscheidungsvariable, definiert jedoch deren Anzahl. Mit der Nennmotorleistung $P_{m,max}$ für den ersten Motor sowie $P_{m,max,2}$ für den zweiten Motor des Allradantriebs, dem Motortyp β_m und $\beta_{m,2}$, der Getriebeübersetzung des ersten Motors i_{gb} sowie des zweiten Motors $i_{gb,m2}$, dem zweiten Gang vom ersten Motor $i_{gb,2}$ und dem Reifenradius r_w ergeben sich die Entscheidungsvariablenvektoren \mathbf{x}_{1M1G} , \mathbf{x}_{2M1G} und \mathbf{x}_{1M2G} zu

$$\mathbf{x}_{1M1G} = [P_{m,max} \beta_m i_{gb} r_w], \quad (4.1a)$$

$$\mathbf{x}_{1M2G} = [\mathbf{x}_{1M1G} i_{gb,2}], \quad (4.1b)$$

$$\mathbf{x}_{2M1G} = [\mathbf{x}_{1M1G} P_{m,max,2} \beta_{m,2} i_{gb,m2}]. \quad (4.1c)$$

Bezüglich Motortyp wird zwischen PSM und ASM unterschieden. Das Getriebe wird über die Gangübersetzung definiert, wobei es bei einem Zweigangetriebe zwei Übersetzung gibt. Des Weiteren kann der Raddurchmesser variiert werden, weil der Durchmesser die Drehzahl des Antriebs und den Rollwiderstand beeinflusst [191]. Die gewählten Grenzen der Entscheidungsvariablen sind im Anhang C.2 gegeben.

4.1.2 Zielgrößen und Randbedingungen

Die Entscheidungsvariablen müssen so gewählt werden, dass die Zielgrößen unter Einhaltung der Randbedingungen optimiert werden. Die erste Zielgröße sind die Antriebskosten, die minimiert werden sollen. Sie stellen alle Kosten dar, die durch den Antriebsstrang beeinflusst werden. Darunter fallen die Kosten für die Antriebsstrangkomponenten sowie für den Strom zum Laden des Fahrzeugs. Die Wahl der ersten Zielgröße ist damit begründet, dass die Optimierung der Kosten einen möglichst frühen wirtschaftlichen Einsatz der automatisierten Fahrzeuge ermöglicht. Durch die Kosten zum Laden wird indirekt der Verbrauch des Fahrzeugs minimiert, solange dies durch die Wahl der Komponenten wirtschaftlich zielführend ist.

Als zweite Zielgröße wird die Beschleunigungszeit von 60 – 100 km/h als zu minimierende Größe gewählt. Die Beschleunigungszeit von 60 – 100 km/h ist bei Fahrzeugen als Elastizität bekannt und wird zur Bewertung der Fahrleistungen verwendet [192] und dient zur Bewertung der Leistungsreserve eines Antriebsstrangs. Die Reduzierung der Leistungsreserve wird bei automatisierten Fahrzeugen als Möglichkeit gesehen, den Verbrauch zu reduzieren [8, 10, 16]. Dies wirkt sich durch die Kosten beim Laden und die reduzierten Komponentenkosten auf die Antriebskosten aus. Deswegen ist die zweite Zielgröße gegenläufig zur ersten Zielgröße und es wird eine Pareto-Front als Ergebnis erwartet. Damit werden die Kosteneinsparungen durch eine Reduzierung der Leistungsreserve quantifizierbar und können als Auslegungshilfe für zukünftige automatisierte Fahrzeuge dienen.

Neben den Zielgrößen gibt es Bedingungen an die Reichweite, die Höchstgeschwindigkeit, das Beschleunigungsvermögen und an die Steigfähigkeit, die jedes Fahrzeug erfüllen muss. Als

Zielreichweite werden beispielhaft 400 km definiert. Die minimale Höchstgeschwindigkeit beträgt 135 km/h, sodass das Fahrzeug den WLTP abfahren kann. Die maximal erlaubte Beschleunigungszeit von 0 auf 100 km/h wird auf 15,5 s gesetzt, was dem Beschleunigungsvermögen eines 80 PS starken Volkswagen Polos entspricht [193]. Diese Beschränkung vermeidet leistungsschwache Fahrzeuge, damit diese den Verkehrsfluss nicht behindern. Des Weiteren muss jedes Fahrzeug bei 50 km/h eine minimale Steigfähigkeit von 15 % erreichen, was auf der Grundlage von Mitschke und Wallentowitz [39, S. 145] definiert wird. Die minimale gewertete Elastizität wird zu 3 s definiert, um die Auslegung von teuren, schnell beschleunigenden Fahrzeugen, die in dieser Arbeit nicht von Interesse sind, zu vermeiden.

4.1.3 Fahrscenario und Gleiter

Da die Fahrweise durch die Automatisierung ein Teil des Fahrzeugs wird, ist ein Zyklus, der eine feste Geschwindigkeit über die Zeit vorgibt, nicht mehr zielführend, um den Verbrauch von Fahrzeugen inklusive Fahrweise zu bestimmen. Statt eines Zyklus kann ein Fahrscenario verwendet werden.

Der Verbrauch eines Fahrzeugs und damit die Antriebskosten hängen vom betrachteten Fahrscenario ab. Da automatisierte Fahrzeuge nicht serienreif betrieben werden, ist die Herleitung des Szenarios zur Bestimmung des Verbrauchs nicht trivial. Heiss [194] beschreibt die Generierung von Szenarien für die Antriebsstrangauslegung automatisierter Fahrzeuge. Die Gestaltung der Fahrzeuge und deren Nutzungsszenario hängen von der Entwicklung der Technik, der Gesellschaft und der Politik ab, wobei sich die Punkte gegenseitig beeinflussen. Das resultiert in Unsicherheiten.

Zur Messung des Verbrauchs von autonomen Fahrzeugen schlagen Mersky und Sameras [195] eine Folgefahrt vor, bei der das Vorderfahrzeug einen Zyklus abfährt und das zu testende Folgefahrzeug folgt. Dadurch kann das zu testende Fahrzeug den Fahrstil selber wählen, während durch das Vorderfahrzeug eine Vergleichbarkeit gewährleistet ist. In dieser Arbeit wird das Konzept der Folgefahrt umgesetzt. Da die Einführung von hoch- und vollautomatisierten Fahrzeugen mit Unsicherheiten behaftet ist, wird als Zyklus des Vorderfahrzeugs beispielhaft der WLTP verwendet.

Die Eigenschaften des Gleiters sind ebenfalls nicht gegeben. Deswegen wird beispielhaft der Volkswagen ID.3 als Referenzfahrzeug verwendet. Die Gleiterparameter sind im Anhang C.3 zusammengefasst.

Nachdem die grundlegenden Randbedingungen der Optimierung erläutert wurden, soll im Folgenden der Parametrierungsprozess, die Berechnung der Reichweite und die Bestimmung der Zielgrößen gezeigt werden.

4.1.4 Fahrzeugparametrierung

Basierend auf den Entscheidungsvariablen und den Größen zum Gleiter wird das Fahrzeug parametrierung. Dafür werden zuerst die Verlustkennfelder von Maschine und Getriebe erstellt. Nachfolgend wird die notwendige Akkumulatorkapazität geschätzt und ins Fahrzeug integriert. Das Unterkapitel wird mit einer finalen Massenberechnung abgerundet.

Integration von Maschinen, Getrieben und Rädern

Nach Vaillant [138, S. 41] gibt es drei Vorgehensweisen zur simulationsgestützten Erstellung von Wirkungsgradkennfeldern von Maschinen:

- Finite Elemente Methode (FEM)-Kennfeldberechnungen basierend auf einer konstruierten Maschine
- analytische Kennfeldberechnungen basierend auf elektrotechnischer Modellierung
- Skalierungs- und Interpolationsmethoden auf Basis existierender Kennfelder,

wobei erstere durch die hohen Rechenzeiten im Bereich von Stunden [196] für die Konzeptoptimierung unbrauchbar sind. Das Programm von Kalt [160] bietet eine analytische Kennfeldberechnung. Da jedoch maschinenspezifische Parameter vorgegeben werden müssen und sich die Kennfelder bei inkrementellen Parameteränderungen in Form und Effizienz wesentlich unterscheiden können, ist der direkte Einsatz des Programms ebenfalls nicht möglich. In der Konzeptoptimierung ist das dritte Vorgehen am verbreitetsten. So verwenden Weiß [59, S. 57], Tschochner [145, S. 55] und Angerer [139, S. 21] Skalierungs- und Pesce [137, S. 44ff] sowie Vaillant [138, S. 43ff] Interpolationsmethoden.

Für die Antriebsstrangauslegung wird für die Verlustkennfelderstellung zwischen ASM und PSM unterschieden. Für die ASM werden drei Referenzmaschinen mit der Software von Kalt [160] erstellt. Für die Antriebsstrangauslegung wird das Kennfeld basierend auf der Sollleistung durch Interpolation berechnet. Das PSM-Kennfeld wird über das Drehmoment skaliert. Dafür dient das Kennfeld des ID.3 [38] als Grundlage. Nachdem das Verlustkennfeld in tabellarischer Form erstellt wurde, wird ein Meta-Modell basierend auf Unterkapitel 3.2 erstellt.

Darauffolgend werden die Durchmesser der Maschinen über Regressionen basierend auf Köhler [197, S. 41ff] berechnet, weil diese für die Auslegung der Getriebe benötigt werden. Die Massen der Maschinen werden über die Regressionen von Romano [198, S. xxxvi] und die Drehmassen basierend auf Pesce [137, S. 49] bestimmt. Die Kosten der Maschinen ergeben sich nach König et al. [186]. Die Masse des Inverters wird über die Arbeit von Pesce [137, S. 53] und die Kosten über die Arbeit von Fries et al. [199] berechnet.

Für die Berechnung des Einganggetriebes wird das Getriebe geometrisch nach Nicoletti et al. [165] ausgelegt. Hierzu wird die Implementierung aus dem Programm von König [200] verwendet. Die Berechnungen ergeben die Masse und Drehmasse des Getriebes. Für die Erstellung des Verlustkennfeldes wird zwischen vorberechneten Verlustkennfeldern basierend auf dem maximalen Eingangsdrehmoment interpoliert. Die Verlustkennfelder werden nach dem Vorgehen aus [146] berechnet. Die Kosten von 2,5 €/kW Nenneingangsleistung basieren auf der Kostenverteilung des Antriebsstrangs von Fries et al. [199].

Da Nicoletti et al. [165] keine Zweigangetriebe untersuchen, müssen weitere Annahmen getroffen werden. Für ein Zweigangetriebe geben Sorniotti et al. [179] ein Mehrgewicht von 19 kg im Vergleich zu einem Einganggetriebe an. Die Autoren geben keine absolute Massen der Getriebe an. Die Masse des entsprechenden Einganggetriebes errechnet sich nach Nicoletti et al. [165] zu etwa 19 kg. Damit wird ein Multiplikator von Zwei eingeführt, der mit einer Referenzmasse und einer Referenzdrehmasse multipliziert wird, um die Daten eines Zweigangetriebes zu berechnen. Zur Bestimmung der Referenzmasse und des Verlustkennfeldes wird die größere Übersetzung des Zweigangetriebes verwendet und damit ein Einganggetriebe nach Nicoletti et

al. [165] geometrischen ausgelegt. Basierend auf Ruan et al. [62] belaufen sich die Kosten für ein Zweiganggetriebe auf 8,70 €/kW.

Der Rollwiderstandsbeiwert wird über Regression von Moller [191], die Masse der Reifen- und Felgenkombination über die Regressionen von König [200] und die Drehmasse über Pesce [137, S. 61] bestimmt. Die Kosten für die Reifen werden masseabhängig nach König [200] modelliert.

Akkumulatorauslegung

Nachdem Maschine, Getriebe und Räder parametrisiert sind, wird die Größe des Akkumulators geschätzt, um die geforderte Zielreichweite zu erreichen. Für einen möglichst genauen Startwert werden Informationen der letzten Generation der Optimierung verwendet. Das Vorgehen ist in Abschnitt 4.1.7 beschrieben.

Der Akkumulator basiert auf einer fixen Zellverschaltung mit einer festen Anzahl an seriellen und parallel geschalteten Zellen. Zur Anpassung der Akkumulatorgröße wird die Zellkapazität variiert. Dies hat den Vorteil einer kontinuierlichen Akkumulatorgröße, womit die Zielreichweite exakt erreicht werden kann. Bei einer Änderung der Zellgröße ändert sich der Innenwiderstand der Zelle gemäß Burke [201, S. 44] zu

$$R_i = \frac{R_{i,\text{ref}} C_{\text{cell,ref}}}{C_{\text{cell}}}, \quad (4.2)$$

mit dem zu berechnenden Innenwiderstand R_i , dem Innenwiderstand der Referenzzelle $R_{i,\text{ref}}$ und der Akkukapazität der skalierten Zelle C_{cell} und von der Referenzzelle $C_{\text{cell,ref}}$.

Die Masse des Akkupacks wird über die gravimetrische Energiedicht von 162 Wh/kg [38] bestimmt. Die Kosten ergeben sich zu 150 €/kWh [186]. Falls bei der Bestimmung der Reichweite eine zu große oder zu kleine Reichweite festgestellt wird, wird die Akkumulatorgröße mit

$$C_{\text{cell},i+1} = \left(\frac{R_t}{R_{\text{indi},i}} \right)^{\alpha_s} C_{\text{cell},i} \quad (4.3)$$

angepasst, wobei $C_{\text{cell},i+1}$ der neuen Zellkapazität, $C_{\text{cell},i}$ der alten Zellkapazität, R_t der Zielreichweite und $R_{\text{indi},i}$ der aktuellen Reichweite entspricht. Mit einem Wert über Eins dient α_s einer schnelleren Konvergenz. Der Faktor ist physikalisch über die sekundären Effekte zu erklären.

Massenberechnung

Die finale Masse ergibt sich aus der Addition der Gleiter-, Kühlsystem-, Antriebsstrang- und Passagiermassen. Die Masse des Kühlsystems basiert auf einer Regression von König [200]. Das Gesamtträgheitsmoment bezogen auf die Räder J_{total} ergibt sich aus der Summe der Trägheitsmomente der Räder J_w , des Getriebes J_{gb} und der Maschine J_m , wobei Letzteres mit dem Quadrat der Übersetzung i_{gb} multipliziert werden muss:

$$J_{\text{total}} = J_w + J_{\text{gb}} + i_{\text{gb}}^2 J_m. \quad (4.4)$$

Da keine vom Gang abhängige Anpassung des Trägheitsmoments in der anschließenden Simulation vorgesehen ist, basiert es bei einem Fahrzeug mit Zweiganggetriebe auf der größeren

Übersetzung. Der Drehmassenzuschlagsfaktor errechnet sich über das Trägheitsmoment, dem Reifenradius und der Gesamtmasse.

4.1.5 Reichweitenbestimmung

Der Algorithmus zum energieeffizienten Fahren aus Kapitel 3 dient bei der Antriebsstrangoptimierung zur Bestimmung des Verbrauchs, aus dem sich die Reichweite berechnen lässt. Als Szenario kommt die in Abschnitt 3.3.1 beschriebene Folgefahrt zum Einsatz, bei der das Fahrzeug einem Vorderfahrzeug folgt, das den WLTP abfährt. Es kommt die V2V-Prädiktion zum Einsatz, weil diese Prädiktion die größeren Einsparungen realisiert. Damit ist dem Fahrzeug das Geschwindigkeitsprofil des Vorderfahrzeugs für den Planungshorizont bekannt. Die Gewichtungsterme der Kostenfunktion für den Algorithmus zum energieeffizienten Fahren sowie die weiteren für den Algorithmus benötigten Parametern können Anhang B.6 entnommen werden.

Für die auf das energieeffiziente Fahren optimierten Antriebsstränge dienen diejenigen, die für den WLTP-Zyklus optimiert sind, als Referenz. Die Randbedingungen und Parameter bleiben unverändert. Damit wird die Vergleichbarkeit der Antriebe gewährleistet. Zur Verbrauchsbestimmung der Antriebe basierend auf dem Zyklus wird ebenfalls der Algorithmus zum energieeffizienten Fahren verwendet. Jedoch werden die Parameter so adaptiert, dass das Fahrzeug möglichst genau der Sollgeschwindigkeit des Zyklus folgt. Durch die Verwendung des Algorithmus wird bei zwei Motoren oder zwei Gängen die Betriebsstrategie optimiert. Die Bestimmung des Verbrauchs erfolgt durch die in Abschnitt 3.1.5 vorgestellte Längsdynamiksimulation. Weicht die ermittelte Reichweite von der Zielreichweite ab, kommt es zu einer Anpassung der Akkumulatorgröße, bis die Zielreichweite innerhalb einer vorgegebenen Toleranz erreicht wird. Im Anschluss erfolgt die Bestimmung der Zielgrößen.

4.1.6 Bestimmung der Zielgrößen

Nachdem die Zielreichweite getroffen wird, können die Zielgrößen bestimmt werden. Die Kosten ergeben sich durch die Addition der Komponentenkosten und den Energiekosten für den Betrieb. Die Energiekosten errechnen sich über die im Lebenszyklus gefahrene Strecke, den Verbrauch, die Stromkosten und den Ladewirkungsgrad. Es wird beispielhaft angenommen, dass das Fahrzeug 300.000 km gefahren wird. Die Stromkosten hängen vom Anwendungsszenario des Fahrzeugs ab. Ein Privatkunde in Deutschland zahlt im Jahr 2021 durchschnittlich 0,338 €/kWh [202] für Strom. Gewerbekunden zahlen dagegen durchschnittlich 0,2323 €/kWh bei einem Jahresverbrauch von 50 MWh beziehungsweise 0,1694 €/kWh bei einem Jahresverbrauch von 24 GWh [203]. Damit hängen die Energiekosten maßgeblich von dem Einsatz des automatisierten Fahrzeugs ab. In einer kommerziellen Flotte sind die Preise zum Laden geringer als für einen Privatkunden, der zu Hause lädt. In dieser Arbeit werden die Stromkosten eines Privathaushaltes herangezogen, weil die höheren Preise die Effekte des energieeffizienten Fahrens hervorheben und so mögliche Unterschiede im Antriebsstrang deutlicher hervorgehen. Der Ladewirkungsgrad wird zu 90 % angenommen [204, 205].

Für die Berechnung der Beschleunigungszeit wird die maximale Antriebskraft an den Rädern $F_{pt,max}(v)$ basierend auf der Geschwindigkeit sowie die Widerstandskräfte durch Roll- und Luftwiderstand $F_{R,ges}(v)$ bestimmt. Die geschwindigkeitsabhängige Maximalbeschleunigung

ergibt sich zu

$$a_{\max}(v) = \frac{(F_{\text{pt,max}}(v) - F_{\text{R,ges}}(v))}{\lambda_m m_{\text{veh}}} \quad (4.5)$$

und die Beschleunigungszeit zu

$$t_{\text{acc}} = \int \frac{1}{a_{\max}(v)} dv. \quad (4.6)$$

Damit lässt sich die Elastizität als Zielgröße berechnen.

Neben den Zielgrößen muss der Antriebsstrang Randbedingungen an die Steigfähigkeit, die Beschleunigungszeit von 0 – 100 km/h und die maximale Geschwindigkeit erfüllen. Die Steigfähigkeit wird basierend auf der maximalen Nennleistung der Maschine bestimmt. Des Weiteren muss die Nennleistung reichen, um die Höchstgeschwindigkeit zu erreichen. Die Beschleunigungszeit von 0 – 100 km/h wird über die maximale Leistung berechnet. Nur Fahrzeuge, die diese Randbedingungen erfüllen, sind valide für die Optimierung.

4.1.7 Verwendeter Algorithmus zur Antriebsstrangoptimierung

Zur Optimierung des Antriebstrangs wird der genetische Algorithmus NSGA-II in der Implementierung von Lin [33] verwendet. Der Algorithmus wird für eine schnellere Konvergenz beim Akkumulatorauslegungsprozess angepasst. Basierend auf der letzten Generation wird die Akkumulatorgröße über die verbaute Motorleistung des ersten Motors gefittet. Diese Funktion ermöglicht einen Startwert für die Akkumulatorgröße in der nächsten Generation. Die Optimierungsparameter zur Antriebsstrangoptimierung sind im Anhang C.1 gegeben.

4.1.8 Durchgeführte Untersuchungen

Nachfolgend sollen die durchgeführten Optimierungen erläutert werden, um den Einfluss des energieeffizienten Fahrens auf den Antriebsstrang zu untersuchen.

Zuerst sollen die Einflüsse des energieeffizienten Fahrens auf den Antriebsstrang partiell untersucht werden. Dafür werden keine weiteren Veränderungen, die sich durch die Automatisierung ergeben, betrachtet. Dazu werden die Parameter des Gleiters und die Nebenverbrauchleistung vom Referenzfahrzeug übernommen. Die Unterschiede zwischen den auf das energieeffiziente Fahren und den auf Zyklus optimierten Antriebssträngen werden dargestellt. Für eine schnellere Konvergenz wird die Motorart basierend auf Voruntersuchungen festgesetzt. Für einmotorige Topologien werden ausschließlich PSM untersucht und für zweimotorige Topologien bestehen die untersuchten Antriebe aus einer PSM und einer ASM. Die Ergebnisse der einzelnen Topologien werden in Abschnitt 4.2.1 präsentiert. Es folgt ein Vergleich der unterschiedlichen Topologien in Abschnitt 4.2.2.

Durch die Automatisierung der Fahrzeuge werden sich die Gleiterparameter verändern, weil voll- und hochautomatisierte Fahrzeuge zusätzliche Sensoren und eine erhöhte Rechenleistung benötigen. Dadurch steigen der Nebenverbrauch und die Masse. Falls die Sensoren nicht in die Außenhaut des Fahrzeugs integriert werden können, steigt außerdem der Luftwiderstand. Um diese Effekte aufzunehmen, wird beispielhaft für die 1M1G-Topologie eine weitere An-

triebsstrangoptimierung durchgeführt, bei der die Nebenverbrauchsleistung, die Masse und die Luftwiderstandsparameter angepasst werden. Für die Automatisierung der Fahrzeuge auf Level 4 geben Gawron et al. [206] eine Nebenverbrauchssteigerung bis zu 327 W und eine Massesteigerung bis zu 55,4 kg an. König [143] berechnet auf den Daten von Liu et al. [207] einen Mehrverbrauch von 1102 W für Level 4 Fahrzeuge und 1311 W für Level 5 Fahrzeuge. Für die Untersuchung werden zusätzliche 1311 W Nebenverbrauchsleistung sowie die Zusatzmasse von Gawron et al. [206] verwendet. Um die veränderten Luftwiderstandsparameter der Sensorik in der Untersuchung aufzunehmen, werden die Parameter eines Taxischildes als Ersatz für die zusätzliche Sensorik verwendet. Ein Taxischild erhöht den Luftwiderstandsbeiwert um 0,02 [208]. Die Frontfläche eines solchen Schildes beträgt etwa $0,04 \text{ m}^2$ [209]. Der zusätzliche Luftwiderstandsbeiwert und die Stirnfläche werden zu den Werten des Gleiters addiert. Die Ergebnisse werden in Abschnitt 4.2.3 gezeigt.

4.1.9 Validierung der Simulationen

Im Folgenden werden die Simulationen der Antriebsstrangoptimierung validiert.

Die Verbrauchssimulation wurde in Abschnitt 3.2.6 validiert. Zur Validierung der Berechnung der Beschleunigungszeit dient ein Vergleich mit Messdaten. Dazu werden Messdaten eines Volkswagen ID.3 von Moller [191] verwendet. Abbildung 4.2 zeigt die simulierte maximale Beschleunigung und den resultierenden Geschwindigkeitsverlauf eines Volkswagen ID.3 sowie die gemessenen Beschleunigungsdaten und das Geschwindigkeitsprofil aus GPS-Messung.

Bei der Betrachtung der Beschleunigungsprofile ist ersichtlich, dass in den ersten drei Sekunden das konstante Maximaldrehmoment des Motors anliegt. Die Beschleunigung der Simulation ist höher als bei der Messung. Im Feldschwächebereich der Maschine nimmt die Beschleunigung ab und Messung und Simulation weisen eine geringere Abweichung auf, wobei die Beschleunigung der Simulation höher ist.

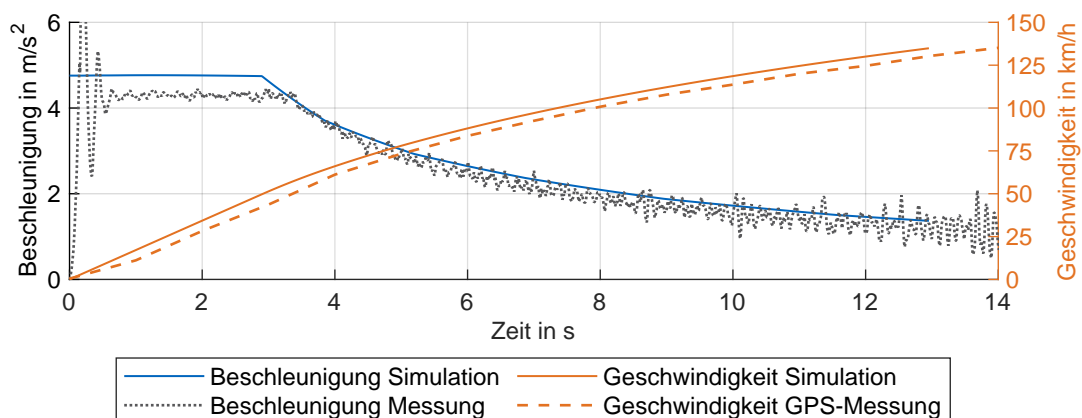


Abbildung 4.2: Vergleich der Beschleunigungssimulation und Messungen für einen Volkswagen ID.3 basierend auf [191]

Die Geschwindigkeitsprofile weichen am Anfang des Beschleunigungsvorgangs voneinander ab. Abweichungen am Anfang der Beschleunigung sind durch die fehlende Betrachtung des Schlupfs in der Simulation zu erklären. Weil bei der höheren Geschwindigkeit weniger Moment anliegt und so weniger Schlupf vorhanden ist, ist die Elastizität mit geringerem Fehler berechnet. Dies zeigt die Abweichung zwischen Simulation und GPS-Messung. Die benötigte Zeit von 60

auf 100 km/h unterscheidet sich um 4,4 %. Dies wird als ausreichend plausibel angenommen, um die Fahrzeuge relativ miteinander zu vergleichen.

4.2 Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung präsentiert. Abschnitt 4.2.1 zeigt und vergleicht für die verschiedenen Topologien die optimierten Antriebsstränge für das energieeffiziente Fahren und den Zyklus. In Abschnitt 4.2.2 werden die unterschiedlichen Topologien miteinander verglichen und Abschnitt 4.2.3 erläutert den Einfluss der angepassten Parameter für hoch- und vollautomatisierten Fahrzeuge auf den Antriebsstrang.

4.2.1 Einfluss des energieeffizienten Fahrens auf den optimalen Antriebsstrang

Im Folgenden werden die für das energieeffiziente Fahren optimierten Antriebsstränge mit den Antriebssträngen, die für den Zyklus optimiert wurden, verglichen. Die Unterschiede werden für jede betrachtete Topologie einzeln analysiert.

Ein Motor mit einem Gang

Abbildung 4.3a zeigt die resultierenden Pareto-Fronten für die 1M1G-Topologie. Die Verwendung des energieeffizienten Fahrens führt zu geringeren Antriebskosten. Die Antriebskosten sind bei Antrieben mit höheren Beschleunigungsvermögen größer. Die Kosten steigen bei der Verwendung des energieeffizienten Fahrens bei kurzen Beschleunigungszeiten nicht im gleichen Maße wie bei den auf Zyklus optimierten Antriebssträngen an. Dadurch resultieren die auf energieeffizientes Fahren optimierten Antriebsstränge in etwa 1500 € günstigeren Antriebskosten bei Fahrzeugen mit einer Elastizität von 3 s während die Kosteneinsparungen bei einer Elastizität von 6 s 1200 € betragen.

Abbildungen 4.3b, 4.3c und 4.3d zeigen die Werte der freien Entscheidungsvariablen über das Beschleunigungsvermögen sowie deren Definitionsbereich, innerhalb derer die Entscheidungsvariablen gewählt werden können. Die verbaute Motorleistung ist unabhängig davon, ob das Fahrzeug mit Hilfe eines Zyklus oder durch energieeffizientes Fahren ausgelegt wird. Für beide Auslegungen nimmt die gewählte Motorleistung mit einer höheren Beschleunigungszeit ab.

Die optimale Getriebeübersetzung steigt über die Beschleunigungszeit für beide Auslegungsvarianten an. Die Übersetzungen der Auslegung mit energieeffizientem Fahren sind im Bereich der geringen Beschleunigungszeiten kleiner als bei der Auslegung basierend auf dem Zyklus. Es fällt auf, dass eine gewisse Streuung vorhanden ist.

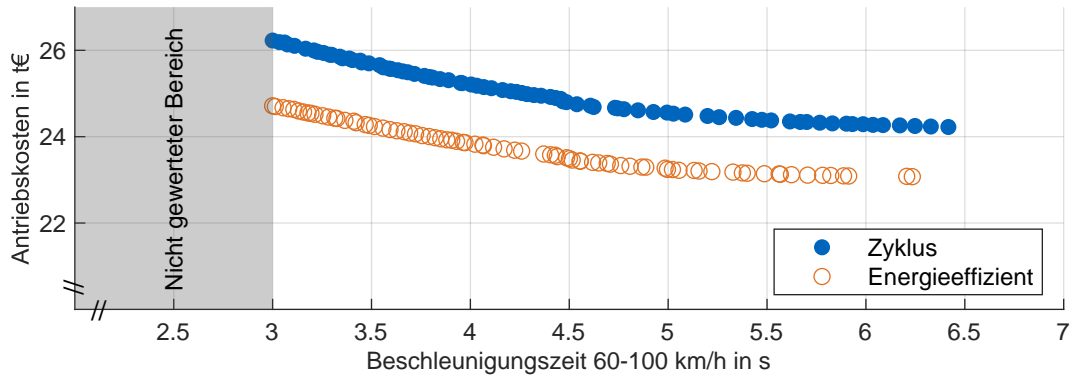
Bei beiden Auslegungsvarianten wird die Reifengröße im Rahmen des Definitionsbereichs maximal groß gewählt, weil der größte Reifen den geringsten Rollwiderstand besitzt.

Damit unterscheiden sich die gewählten Entscheidungsvariablen zwischen einer Auslegung, die einen Zyklus abfährt und einer Auslegung, die energieeffizientes Fahren nutzt, bei der 1M1G-Topologie nicht wesentlich.

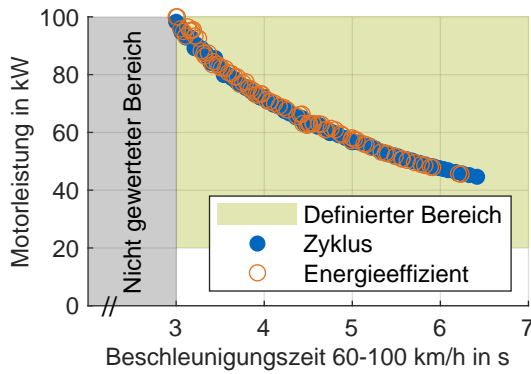
Die resultierende Akkumulatorkapazität für die geforderte Reichweite ist in Abbildung 4.3e dargestellt. Durch das energieeffiziente Fahren kann der Akkumulator kleiner ausgelegt werden. Für ein Fahrzeug mit einer Elastizität von 3 s können etwa 3,8 kWh und für ein Fahrzeug mit einer Elastizität von 6 s etwa 2,8 kWh eingespart werden. Dies ist durch die unterschiedlichen Verbrauchseinsparungen über die Elastizität zu erklären (Abbildung 4.3f). Für ein Fahrzeug mit einer Elastizität von 3 s können 0,85 kWh/100km eingespart werden, während für ein Fahrzeug mit einer Elastizität von 6 s der Verbrauch um 0,69 kWh/100km reduziert werden kann. Der Unterschied in den Verbrauchseinsparungen über die Elastizität kann über unterschiedliche Ausgangssituationen erklärt werden. Bei einem Fahrzeug mit einer niedrigen Beschleunigungszeit muss ein leistungsstarker Motor mit entsprechendem Getriebe verbaut werden. Dadurch wird das Fahrzeug im Zyklus im ineffizienten Teillastbereich betrieben. Das energieeffiziente Fahren verschiebt die Lastpunkte in effizientere Bereiche. Aufgrund der ineffizienten Ausgangslage können höhere Einsparpotenziale realisiert werden. Bei Fahrzeugen mit einer hohen Beschleunigungszeit können kleinere Motoren verbaut werden. Dadurch liegen die Lastpunkte im Zyklus bereits in effizienteren Bereichen und das Einsparpotenzial des energieeffizienten Fahrens ist kleiner.

Die Aufteilung der Kosten in Strom zum Laden und Kosten für den Antriebsstrang ist in Abbildung 4.3g gezeigt. Fahrzeuge, die mit energieeffizientem Fahren ausgelegt werden haben im Gegensatz zu einem vergleichbaren Fahrzeug, das mit einem Zyklus ausgelegt wurde geringere Strom- und Antriebsstrangkosten. Die reduzierten Stromkosten sind mit dem niedrigeren Verbrauch durch das energieeffiziente Fahren zu erklären. Die reduzierten Antriebsstrangkosten resultieren aus dem kleineren Akkumulator.

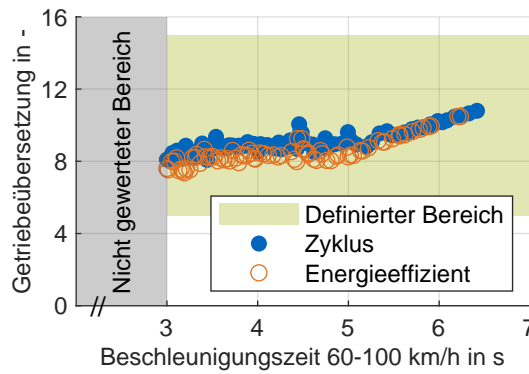
4 Antriebsstrangoptimierung mit energieeffizientem Fahren



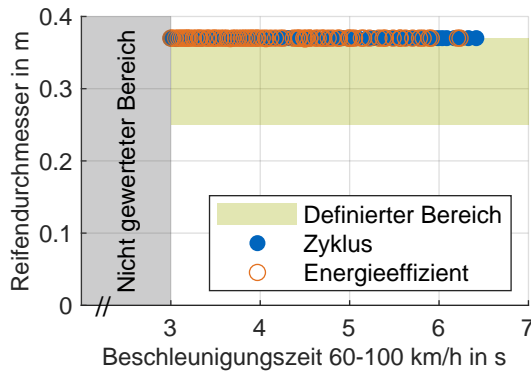
(a) Pareto-Front: Antriebskosten über Beschleunigungszeit



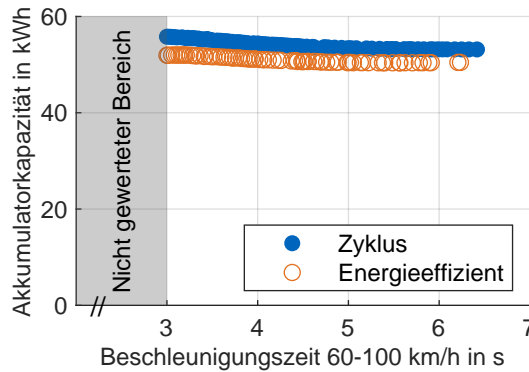
(b) Entscheidungsvariable Motorleistung über Beschleunigungszeit



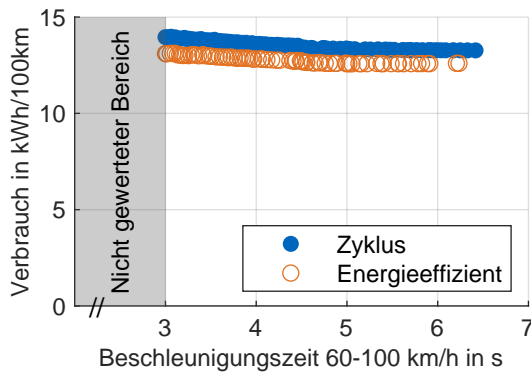
(c) Entscheidungsvariable Getriebeübersetzung über Beschleunigungszeit



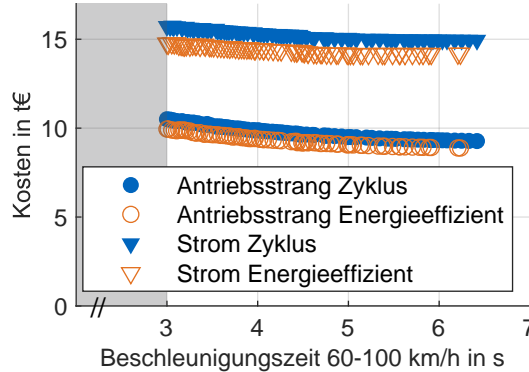
(d) Entscheidungsvariable Reifendurchmesser über Beschleunigungszeit



(e) Benötigte Akkumulatorkapazität über Beschleunigungszeit



(f) Resultierender Verbrauch über Beschleunigungszeit



(g) Stromkosten und Antriebsstrangkosten über Beschleunigungszeit

Abbildung 4.3: Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung der auf Zyklus optimierten Fahrzeuge und der auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeuge mit einem Motor und Eingangsgetriebe (1M1G)

Abbildung 4.4a zeigt die Verschiebung der Pareto-Front, wenn die auf den Zyklus optimierten Fahrzeuge den energieeffizienten Fahralgorithmus nachträglich nutzen. Da die Fahrweise nicht die erreichbare Beschleunigungszeit beeinflusst, resultiert dies in einer Verschiebung entlang der Antriebskosten. Es fällt auf, dass das nachträgliche energieeffiziente Fahren nicht das Kostenniveau der Fahrzeuge erreicht, die auf das energieeffiziente Fahren optimiert wurden. Abbildung 4.4b zeigt den resultierenden Verbrauch. Es ist ersichtlich, dass die auf den Zyklus optimierten Fahrzeuge, die nachträglich das energieeffiziente Fahren nutzen, einen vergleichbaren Verbrauch erreichen, wie die auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeuge. Dies ist mit der ähnlichen Gestaltung des Antriebsstrangs zu erklären. Der Unterschied in den Kosten ist bei gleichem Verbrauch mit dem größeren Akkumulator in den Fahrzeugen zu erklären. Dadurch erreichen die Fahrzeuge, die das energieeffiziente Fahren nachträglich nutzen, eine erhöhte Reichweite und sind nicht direkt mit den anderen Fahrzeugen vergleichbar.

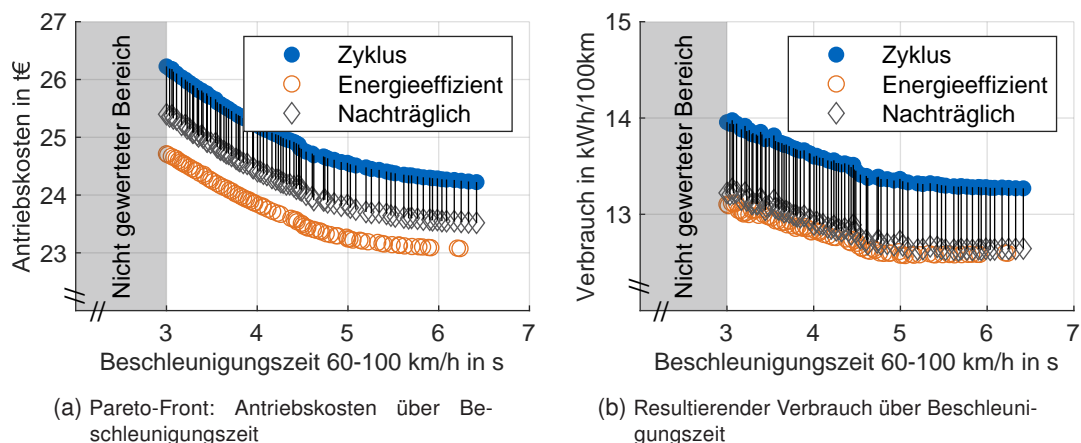
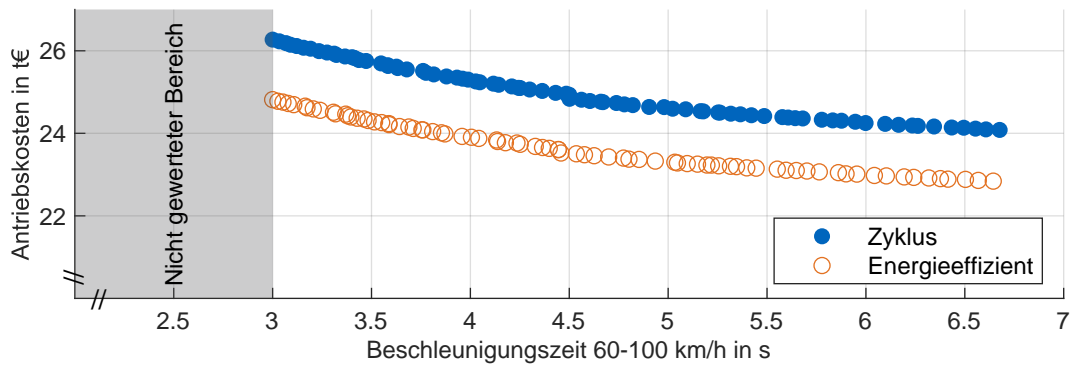


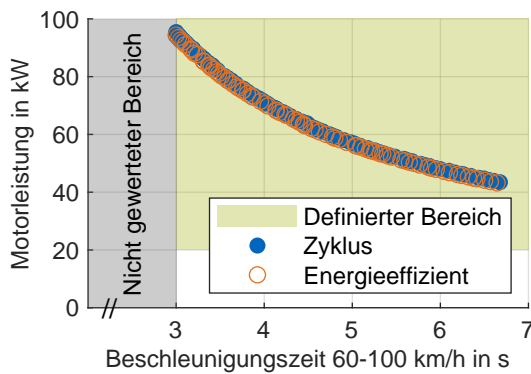
Abbildung 4.4: Resultierende Antriebskosten und Verbrauch bei der nachträglichen Anwendung von energieeffizientem Fahren für die Topologie mit einem Motor und Einganggetriebe (1M1G)

Ein Motor mit zwei Gängen

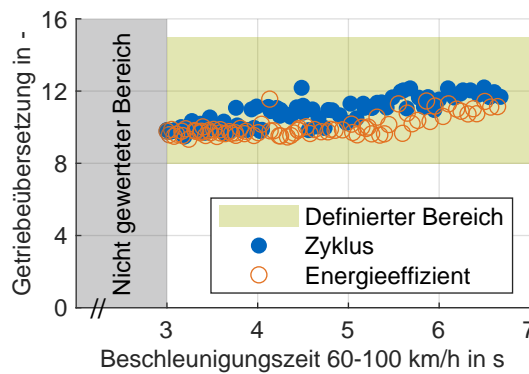
Abbildung 4.5 zeigt die Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung für Fahrzeuge mit einem Motor mit Zweiganggetriebe. Die Tendenzen entsprechen denen der Topologie mit einem Motor und einem Gang. Die auf das energieeffiziente Fahren optimierten Antriebsstränge sparen bei einer Elastizität von 3 s (6 s) im Vergleich zu einem auf den Zyklus optimierten Fahrzeug 1450 € (1250 €) ein. Die Übersetzung des ersten Ganges und die Übersetzung des zweiten Ganges fallen bei den auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeugen kleiner aus. Es werden die größtmöglichen Reifen gewählt und die Motorleistung steigt mit sinkender Beschleunigungszeit, wobei die verbaute Motorleistung unabhängig von der Auslegungsmethodik ist.



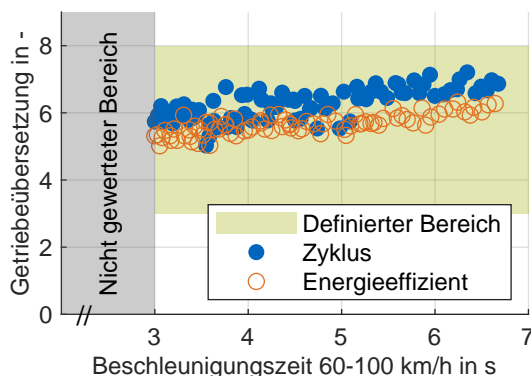
(a) Pareto-Front: Antriebskosten über Beschleunigungszeit



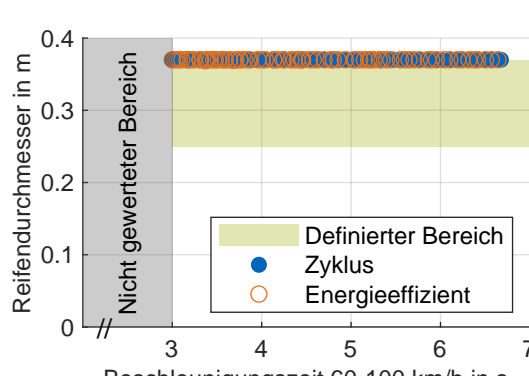
(b) Entscheidungsvariable Motorleistung über Beschleunigungszeit



(c) Entscheidungsvariable Getriebeübersetzung erster Gang über Beschleunigungszeit



(d) Entscheidungsvariable Getriebeübersetzung zweiter Gang über Beschleunigungszeit



(e) Entscheidungsvariable Reifendurchmesser über Beschleunigungszeit

Abbildung 4.5: Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung der auf Zyklus optimierten Fahrzeuge und der auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeuge mit einem Motor und Zweiganggetriebe (1M2G)

Abbildung 4.6a zeigt die Verschiebung der Pareto-Front der 1M2G-Topologie, wenn die auf Zyklus optimierten Fahrzeuge den energieeffizienten Fahralgorithmus nachträglich nutzen. Wie bei der 1M1G-Topologie erreichen die Fahrzeuge nicht das Kostenniveau der Fahrzeuge, die auf das energieeffiziente Fahren optimiert wurden. Der Verbrauch ist jedoch vergleichbar (Abbildung 4.6b). Damit ist der Unterschied in den Kosten auf den größeren Akkumulator und die damit verbundenen Kosten zurückzuführen. Durch den größeren Akkumulator und den gleichen Verbrauch erreichen die auf den Zyklus optimierten Fahrzeuge mit nachträglichem energieeffizientem Fahren eine größere Reichweite und sind nicht direkt mit den anderen Fahrzeugen vergleichbar.

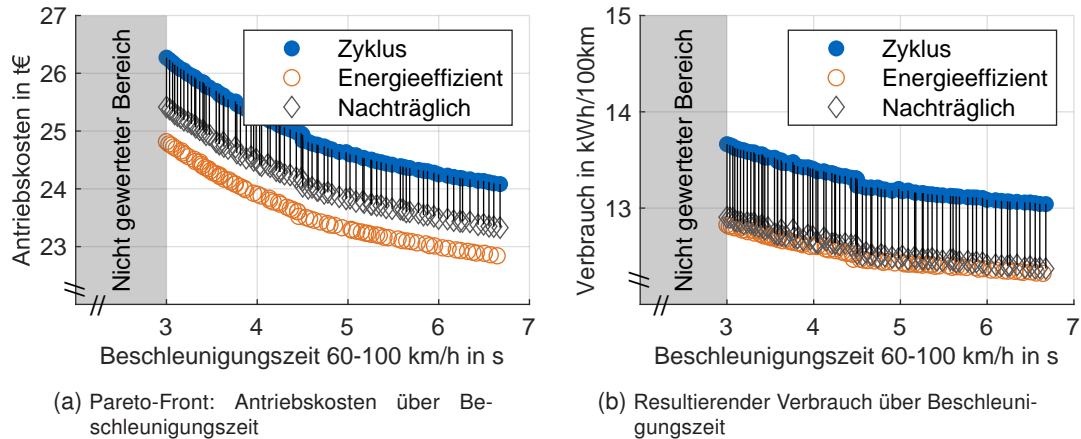


Abbildung 4.6: Resultierende Antriebskosten und Verbrauch bei der nachträglichen Anwendung von energieeffizientem Fahren für die Topologie mit einem Motor und Zweiganggetriebe (1M2G)

Zwei Motoren mit einem Gang

Abbildung 4.7 zeigt die Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung für Fahrzeuge mit zwei Motoren mit jeweils einem Einganggetriebe. Die auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeuge können 1550 € (1400 €) an Antriebskosten bei einer Elastizität von 3 s (6 s) gegenüber der auf den Zyklus optimierten Fahrzeuge einsparen. Die PSM ist für beide Auslegungsmethoden kleiner dimensioniert als die ASM, wobei die auf das energieeffiziente Fahren ausgelegten Antriebe eine etwas kleinere PSM und größere ASM integriert haben als die auf den Zyklus optimierten Antriebe. Die Getriebeübersetzungen, insbesondere bei der ASM, konvergieren nicht. Trotzdem ist die Tendenz erkennbar, dass die auf energieeffizientes Fahren optimierten Antriebe eine kleinere Übersetzung haben. Es werden wieder die größtmöglichen Reifen gewählt.

Abbildung 4.8 zeigt den Drehmomentverlauf beider Motoren über die Folgefahrt für ein optimalen Antriebsstrang mit einer Elastizität von 4 s (entspricht Volkswagen ID.3). Im Gegensatz zu dem nicht-optimalen Antriebsstrang mit 2M1G-Topologie aus Kapitel 3, bei dem ausschließlich die PSM genutzt und die ASM mitgeschleppt wird, werden bei dem optimierten Antriebsstrang beide Motoren zum Antreiben verwendet. Die kleinere PSM treibt das Fahrzeug hauptsächlich an, während die große ASM das Fahrzeug bei größeren Beschleunigungs- und Rekuperationsvorgängen unterstützt.

Abbildung 4.9a zeigt die Verschiebung der Pareto-Front der 2M1G-Topologie, wenn die auf Zyklus optimierten Fahrzeuge nachträglich das energieeffiziente Fahren anwenden. Das Kostenniveau der auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeuge wird nicht erreicht. Wie bei den anderen Topologien zeigt Abbildung 4.9b, dass der Verbrauch durch nachträgliches energieeffizientes Fahren vergleichbar mit dem Verbrauch der Fahrzeuge ist, die basierend auf energieeffizientem Fahren ausgelegt wurden. Der Unterschied in den Kosten liegt in der größeren Akkumulatorkapazität, die benötigt wird, um die erforderliche Reichweite im Zyklus zu erreichen.

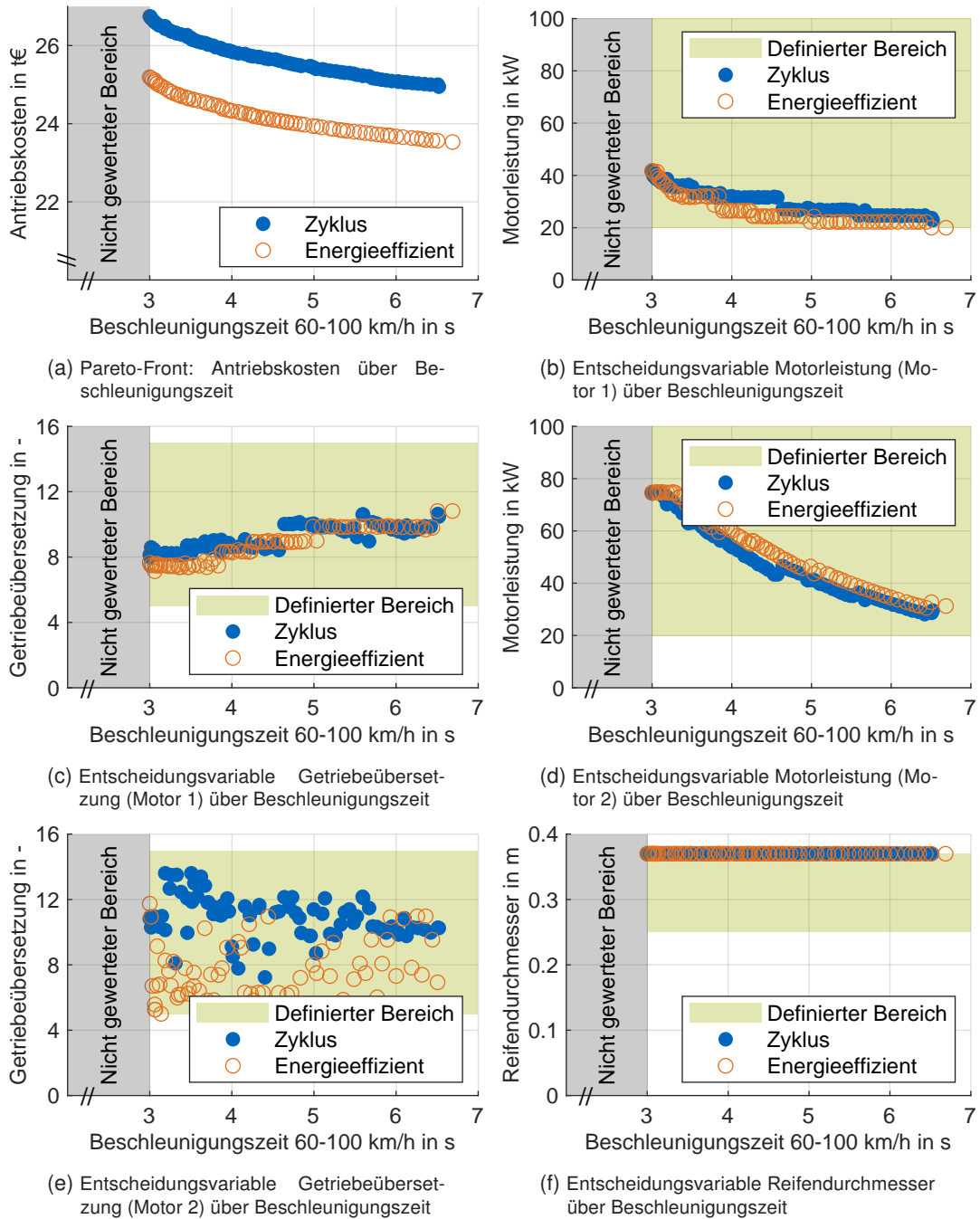


Abbildung 4.7: Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung der auf Zyklus optimierten Fahrzeuge und der auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeuge mit Allradantrieb basierend auf zwei Motoren und Einganggetrieben (2M1G)

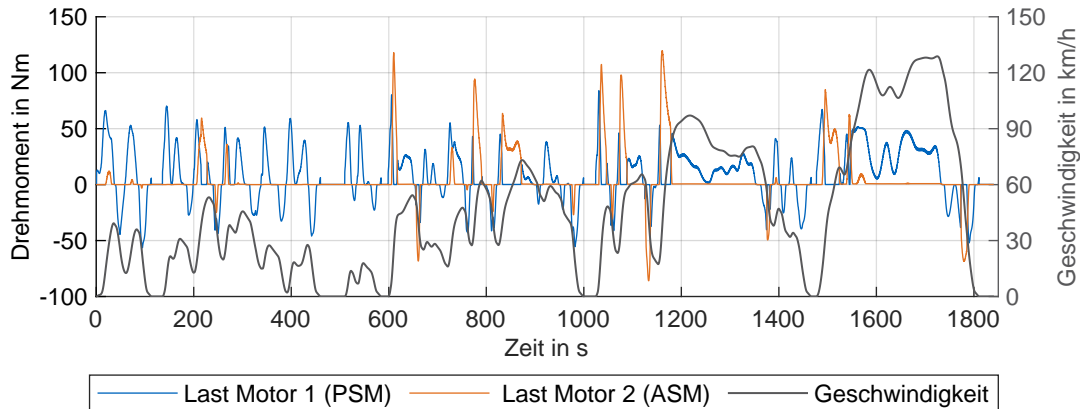


Abbildung 4.8: Drehmomentaufteilung eines Fahrzeugs mit Allradantrieb (2M1G) mit optimierten Antriebsstrang über die Folgefahrt sowie Geschwindigkeitsverlauf

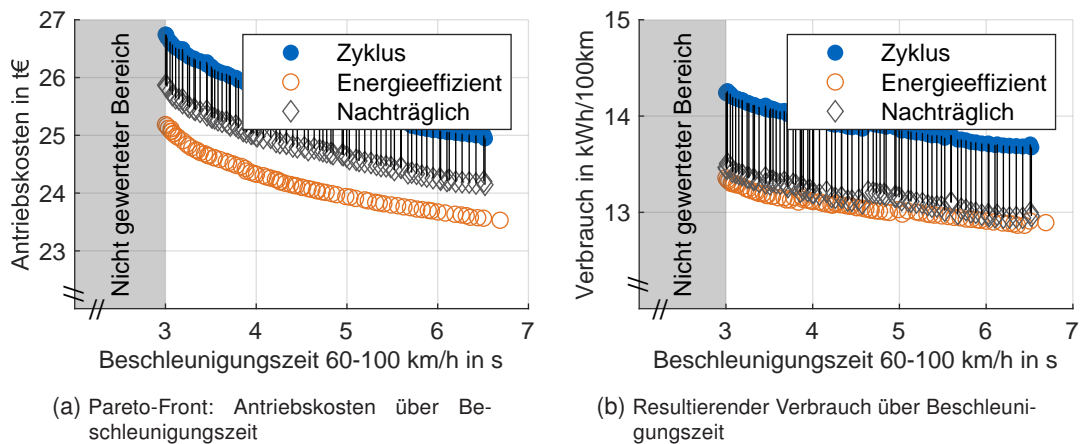


Abbildung 4.9: Resultierende Antriebskosten und Verbrauch bei der nachträglichen Anwendung von energieeffizientem Fahren für die Allradtopologie (2M1G)

4.2.2 Vergleich der Topologien

Nachdem die Antriebstopologien einzeln analysiert wurden, sollen sie untereinander verglichen werden. Abbildung 4.10 zeigt die resultierenden Pareto-Fronten für die 1M1G-, die 1M2G- und die 2M1G-Topologie für die auf Zyklus und die auf energieeffizientes Fahren optimierten Antriebe. Die Kosten über die Elastizität der 1M1G-Topologie entsprechen den Kosten der 1M2G-Topologie für beide Auslegungsmethoden. Die Kosten der 2M1G-Topologie liegt bei gleicher Auslegungsmethodik jeweils über den anderen beiden Topologien.

Obwohl die resultierenden Antriebskosten bei der 1M1G- und der 1M2G-Topologie vergleichbar sind, unterscheidet sich die Kostenstruktur. Durch das teurere Zweiganggetriebe sind die Antriebsstrangkosten der 1M2G-Topologie höher. Dafür erreicht diese Topologie einen geringeren Verbrauch und dadurch geringere Ladekosten. Bei der 2M1G-Topologie sind die Stromkosten und die Antriebsstrangkosten höher als bei der 1M1G-Topologie. Dadurch resultieren für die 2M1G-Topologie die höchsten Antriebskosten. Es fällt auf, dass die Antriebskosten bei geringen Beschleunigungszeiten näher an den Kosten der anderen Topologien sind als bei hohen Beschleunigungszeiten. Dies kann über den Verbrauch erklärt werden. Während bei der 1M1G- und 1M2G-Topologie der Motor bei sinkender Beschleunigungszeit größer ausgelegt werden

muss und dies zu einem ineffizienteren Betrieb führt, wird bei der 2M1G-Topologie nur die Leistung der ASM erhöht, während die Leistung der PSM, die hauptsächlich zum Antreiben genutzt wird, nicht signifikant vergrößert wird.

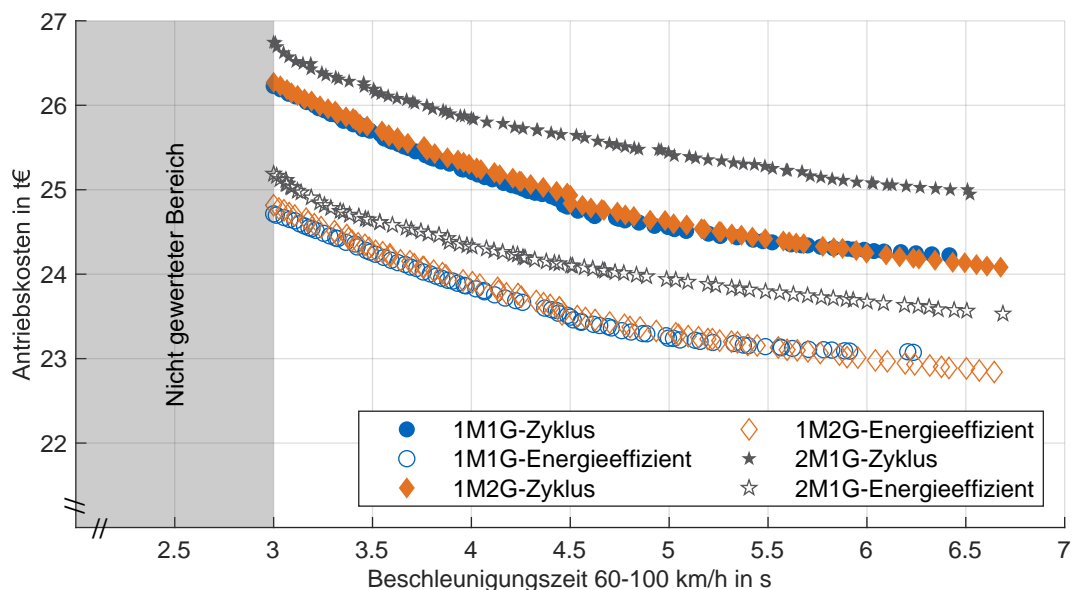


Abbildung 4.10: Vergleich der Pareto-Fronten für die Auslegung über Zyklen und die Auslegung über energieeffizientes Fahren für die Topologie mit einem Motor und Einganggetriebe (1M1G), die Topologie mit einem Motor und Zweiganggetriebe (1M2G) und dem Allradantrieb basierend auf zwei Motoren und Einganggetriebe (2M1G)

Die Ergebnisse zeigen, dass eine kleinere Dimensionierung des Antriebs und das energieeffiziente Fahren Energieeinsparungen zulassen (Abbildung 4.11).

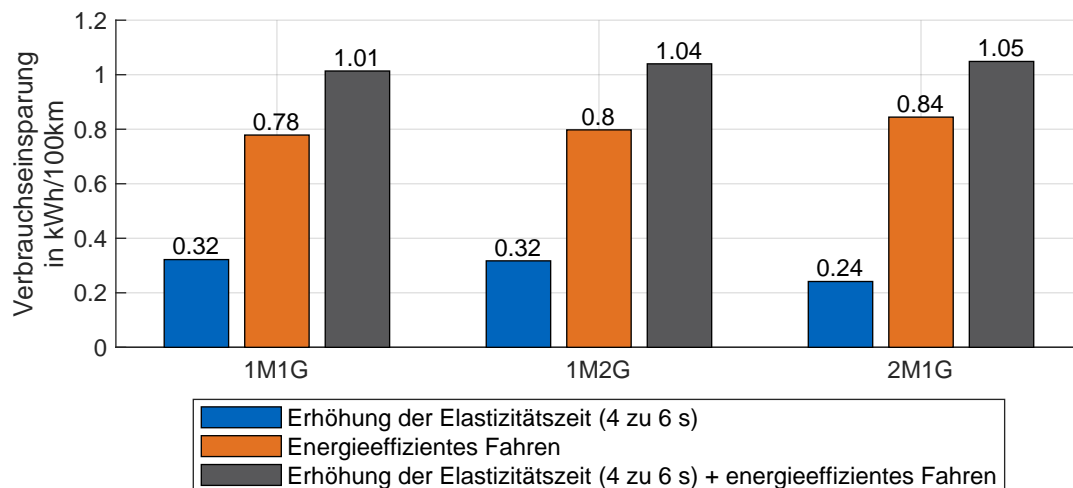


Abbildung 4.11: Verbrauchseinsparungen bei einer Erhöhung der Elastizitätszeit von 4 auf 6 s und bei der Anwendung des energieeffizienten Fahrens sowie deren Kombination für die Topologie mit einem Motor und Einganggetriebe (1M1G), die Topologie mit einem Motor und Zweiganggetriebe (1M2G) und dem Allradantrieb basierend auf zwei Motoren und Einganggetriebe (2M1G)

Ausgehend von einem auf den Zyklus optimierten Fahrzeug mit einer Elastizität von 4 s, spart die Kombination aus der Erhöhung der Elastizität auf 6 s und die Einführung des energieeffizienten Fahrens weniger Energie ein als die Summe der einzeln betrachteten Ansätze. Dies hängt damit

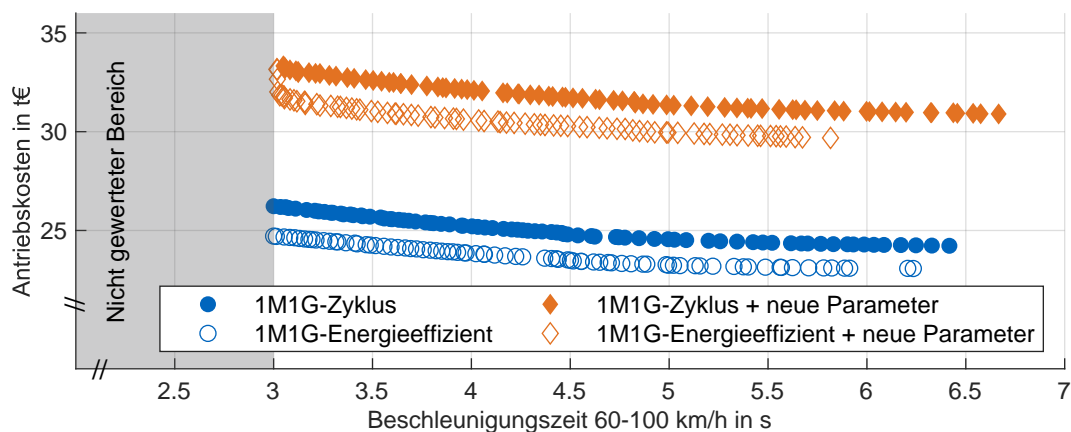
zusammen, dass der Antriebsstrang mit einer Elastizität von 6 s im Zyklus bereits in einem guten Wirkungsgradbereich betrieben wird und das energieeffiziente Fahren dadurch nicht das gleiche Einsparpotenzial realisieren kann wie bei einem Fahrzeug mit geringen Beschleunigungszeiten. Daraus wird ersichtlich, dass es einen Kanibalisierungseffekt bei den zwei Maßnahmen gibt.

4.2.3 Einfluss der Hoch- und Vollautomatisierung auf den Antriebsstrang

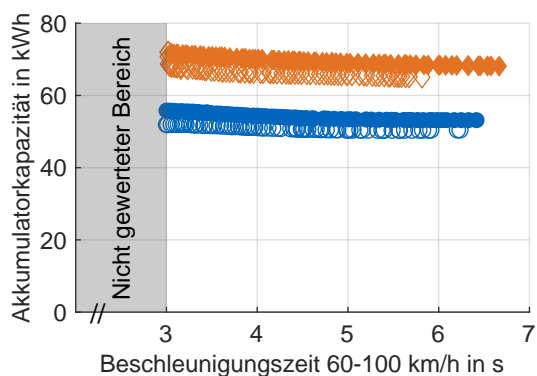
Abbildung 4.12a zeigt die Ergebnisse für die 1M1G-Topologie mit den in Abschnitt 4.1.8 vorgestellten angepassten Parametern für hoch- und vollautomatisierte Fahrzeuge. Zum Vergleich werden die Ergebnisse basierend auf den vorherigen Gleiterparametern herangezogen. Es ist ersichtlich, dass die neuen Parameter zu einer Steigerung der Kosten führen.

Abbildungen 4.12b und 4.12c veranschaulichen den resultierenden Verbrauch und die benötigte Akkumulatorkapazitäten. Der durchschnittliche Verbrauchsunterschied zwischen dem vorherigen Gleiter mit auf den Zyklus optimierten Antrieb und den neu parametrisierten Gleiter, der auf energieeffizientes Fahren optimiert wird, beträgt 3,9 kWh/100km. Der erhöhte Verbrauch ist zum großen Teil durch die gestiegene Nebenverbrauchsleistung zu erklären. Zusätzliche 1311 W entsprechen bei der WLTP-Fahrt bei der Vernachlässigung des Akkumulatorwirkungsgrades 2,8 kWh/100km. Dazu kommen der erhöhte Luftwiderstand und sekundäre Effekte durch den größeren und schwereren Akkumulator. Durch den Mehrverbrauch muss der Akkumulator für die gleiche Reichweite größer ausfallen. Dieser ist bei den Fahrzeugen mit angepassten Gleiterparametern und energieeffizientem Fahren um durchschnittlich 15,3 kWh größer als bei den Fahrzeugen mit den auf Zyklus optimierten Antrieb und den vorherigen Gleiterparametern. Dies entspricht bei der angenommenen gravimetrischen Dichte des Akkumulators einem Mehrgewicht von 94 kg.

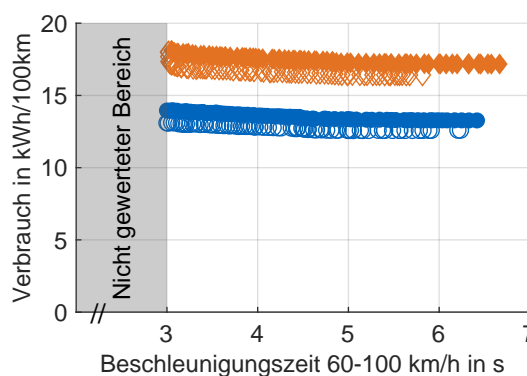
Des Weiteren fällt auf, dass das Einsparpotenzial durch energieeffizientes Fahren bei beiden Gleitern in der gleichen Größenordnung liegt. Dies ist damit zu erklären, dass die erhöhte Nebenverbrauchsleistung in dieser Arbeit ein Konstantwert ist und nicht durch die Fahrweise minimiert werden kann.



(a) Pareto-Fronten: Antriebskosten über Beschleunigungszeit



(b) Benötigte Akkumulatorkapazität über Beschleunigungszeit



(c) Resultierender Verbrauch über Beschleunigungszeit

Abbildung 4.12: Vergleich der Ergebnisse zwischen Fahrzeugen mit Standardparametern und angepassten Parametern zur Repräsentation vollautomatisierter Fahrzeuge für die Topologie mit einem Motor und Eingangetriebe (1M1G)

4.3 Diskussion der Antriebsstrangoptimierung

Im Folgenden soll die Antriebsstrangoptimierung diskutiert werden. Die Limitierungen werden in Abschnitt 4.3.1 besprochen, bevor die Ergebnisse in Abschnitt 4.3.2 plausibilisiert und analysiert werden. Die Notwendigkeit der kombinierten Optimierung von Antriebsstrang und energieeffizienter Fahrweise soll in Abschnitt 4.3.3 diskutiert werden. Es folgen Handlungsempfehlungen zur Effizienzsteigerung automatisierter Fahrzeuge in Abschnitt 4.3.4.

4.3.1 Limitierungen der Antriebsstrangoptimierung

In diesem Kapitel wurden Antriebsstränge optimiert, indem die Antriebskosten und die Beschleunigungszeit von 60 auf 100 km/h minimiert wurden. Die optimierten Antriebe mussten drei Randbedingungen, eine maximale Beschleunigungszeit von 0 auf 100 km/h, eine Mindestanforderung an die Steigfähigkeit und eine Mindestanforderung an die erreichbare Höchstgeschwindigkeit erfüllen. Zur Bestimmung des Verbrauchs wurde die Fahrt des WLTP beziehungsweise eine Folgefahrt bei der das Vorderfahrzeug den WLTP abfährt, simuliert. Bei der Simulation, den Kosten und dem Nutzungsszenario zur Bestimmung des Verbrauchs, sind Annahmen getroffen wurden, die im Folgenden diskutiert werden sollen.

Simulation

Die Beschleunigungszeiten wurden basierend auf der maximalen Traktionskraft berechnet. Da kein Fahrzeugschwerpunkt modelliert ist, kann keine dynamische Achslastverteilung errechnet werden. Damit ist ebenfalls kein Schlupf in der berechneten Beschleunigungszeit enthalten. Dadurch können starke Beschleunigungsvorgänge nicht abgebildet werden. In dieser Arbeit wurden starke Beschleunigungsvorgänge jedoch nicht betrachtet, indem ein Minimalwert für die Elastizität eingeführt wurde. Dies ist plausibel, weil bei hoch- und vollautomatisierten Fahrzeugen keine großen Beschleunigungen erwartet werden [10]. Der Vergleich der berechneten Elastizität zur gemessenen Elastizität aus Abschnitt 4.1.9 zeigt valide Ergebnisse bei der Berechnung der Zielgröße.

Der Verbrauch basiert auf dem Algorithmus und der Simulation aus Kapitel 3. Dadurch gelten die Limitierungen aus Kapitel 3 ebenfalls bei der Antriebsstrangoptimierung. Zur Erstellung der Verlustkennfelder wurden die Getriebe- und ASM-Kennfelder interpoliert sowie die PSM-Kennfelder skaliert. Gerade bei der Skalierung entstehen Fehler, weil physikalische Effekte, die sich bei einer Anpassung der Größe ergeben, nicht eingebracht werden. In Zukunft sollten deswegen diese Wachstumseffekte besser berücksichtigt werden, beispielsweise durch die Verwendung mehrerer Kennfelder und der anschließenden Interpolation.

Kosten

Unsicherheiten im Nutzungsszenario wirken sich auf die Kosten aus. Die Modellierung der Antriebsstrangkosten basiert auf Regressionen und sind damit eine Vereinfachung der Realität. Des Weiteren hängen die Kosten von der Stückzahl ab, was vernachlässigt wurde. Außerdem ist ein erhöhter Entwicklungsaufwand durch eine erhöhte Komplexität verschiedener Komponenten nicht berücksichtigt.

Zur Berechnung der Antriebskosten wurde mit aktuellen Kosten gerechnet. Bis zum Einführungszeitpunkt von hoch- und vollautomatisierten Fahrzeugen kann sich die Kostenstruktur verändern [186]. Da die Vorhersage der Kostenentwicklung und der Einführungszeitpunkt der hoch- und vollautomatisierten Fahrzeuge mit hohen Unsicherheiten behaftet sind, können keine genaueren Angaben gemacht werden. Nichtsdestotrotz zeigt die vorgestellte Optimierung und deren Ergebnisse grundlegende Wirkketten auf. Um die Kosten genauer zu quantifizieren, sollte die Kostenstruktur in Zukunft angepasst werden.

Nutzungsszenario

Da die zukünftige Nutzung der automatisierten Fahrzeuge unbekannt ist, mussten einige Annahmen getroffen werden. Die im Lebenszyklus zurückgelegten Kilometer können nur geschätzt werden. Die Stromkosten hängen von der Verwendung der Fahrzeuge ab. Zur Bestimmung des Verbrauchs wurde eine WLTP-Folgefahrt, basiert auf der Idee von Mersky et al. [195], verwendet. Mögliche Effekte, wie die Glättung des Verkehrsflusses durch eine flächendeckende Einführung automatisierte Fahrzeuge [210, 211, 212], wurden nicht betrachtet. Die Auswahl der verwendeten Parameter stellt nur ein mögliches, vereinfachtes Beispiel dar. Nichtsdestotrotz können die Wirkketten abgebildet werden. Für weitere Szenarien müssen die Parameter angepasst werden.

4.3.2 Plausibilisierung und Deutung der Ergebnisse

Trotz der Limitierungen sind die Zusammenhänge der Ergebnisse plausibel. So steigt mit höherem Beschleunigungspotenzial die verbaute Motorleistung an, die in einem erhöhten Verbrauch und steigenden Kosten resultieren. Die Ergebnisse der 2M1G-Topologie sind ebenfalls plausibel. Die effiziente, aber teure PSM wird klein dimensioniert. Dadurch arbeitet die Maschine in einem guten Effizienzbereich und ist gleichzeitig durch die kleine Dimensionierung günstig. Die günstigere ASM wird groß ausgelegt und unterstützt gegebenenfalls die PSM. Da eine ASM ohne elektrische Verluste mitgeschleppt werden kann, sind die Verluste geringer, als wenn eine große PSM mitgeschleppt werden würde. Die Integration eines zweiten Motors führt zu einem Mehrverbrauch, der durch die erhöhten Schleppverluste und die erhöhte Masse erklärt werden kann. Die Integration eines zweiten Ganges ermöglicht einen geringeren Verbrauch im Gegensatz zu einem Einganggetriebe.

Bei dem Vergleich der verschiedenen Topologien untereinander fällt auf, dass die resultierenden Antriebskosten über die Beschleunigungszeit bei Fahrzeugen mit Zweiganggetriebe denen der Fahrzeuge mit Einganggetriebe gleichen. Die Kostenstruktur unterscheidet sich jedoch: Fahrzeuge mit Zweiganggetriebe haben einen geringeren Verbrauch, aber erhöhte Antriebsstrangkosten. Durch die Unsicherheiten in der Kostenmodellierung kann deswegen keine Antriebsstrangtopologie als die Optimale bewertet werden. Fahrzeuge mit einem Allradantrieb basierend auf zwei Motoren mit Einganggetriebe sind teurer als die anderen untersuchten Topologievarianten. Dies liegt an einem höheren Verbrauch und den zusätzlichen Antriebsstrangkosten. Die Ergebnisse unterscheiden sich von denen von Angerer [139, S. 71f], der keinen Mehrverbrauch von elektrischen Allradfahrzeugen feststellt. Dies kann durch zwei Faktoren erklärt werden. Zum einen untersucht Angerer sportlichere Fahrzeuge. Aus den Ergebnissen dieser Arbeit wird erkenntlich, dass sich der Verbrauch des elektrischen Allradantriebs bei sinkender Beschleunigungszeit dem Verbrauch der einmotorigen Topologien annähert. Zum anderen ignoriert Angerer die Schleppverluste.

4.3.3 Notwendigkeit der kombinierten Optimierung

Da das Berechnen der energieeffizienten Geschwindigkeitsprofile rechenintensiv ist, ist eine Entkopplung von energieeffizientem Fahren und Antriebsstrangoptimierung sinnvoll. Die Ergebnisse zeigen, dass dies mit Ausnahme der Akkumulatorkapazität möglich ist.

In Abschnitt 4.2.1 wurden die sich ergebenden Unterschiede im Antriebsstrang untersucht, wenn die Antriebsstrangoptimierung das energieeffiziente Fahren anstelle von Zyklen nutzt. Bei der Wahl der Entscheidungsvariablen unterscheiden sich die Antriebsstränge nicht wesentlich. Die verbaute Motorleistung ist über die Beschleunigungszeit nahezu identisch. Die gewählten Getriebeübersetzungen sind bei der Verwendung von energieeffizientem Fahren etwas geringer und die gewählten Reifengröße identisch. Die zu bevorzugende Topologie unterscheidet sich ebenfalls nicht zwischen den Auslegungsmethoden. Dies zeigt, dass energieeffizientes Fahren nicht zu wesentlichen Veränderungen im Antriebsstrangkzept führt.

Wenn die auf den Zyklus optimierten Fahrzeuge nachträglich das energieeffiziente Fahren anwenden, erreichen diese ein nahezu identischen Verbrauch wie die auf das energieeffiziente Fahren optimierten Fahrzeuge, was die Ergebnisse von Gambhira [103] bestätigt. Der geringe Mehrverbrauch von den auf den Zyklus optimierten Fahrzeugen, die energieeffizientes Fahren

nutzen, kann mit der erhöhten Akkumulatormasse und der etwas höheren Getriebeübersetzung erklärt werden. Die erhöhte Akkumulatorkapazität erklärt den Kostenunterschied der Antriebskosten, der zwischen den beiden Varianten weiterhin besteht, wie in den Abbildungen 4.4a, 4.6a und 4.9a ersichtlich ist.

Mit einer entsprechenden Skalierung der Akkumulatorkapazität beziehungsweise der nachträglichen Anpassung der Akkumulatorkapazität geht nahezu kein Einsparpotenzial verloren, wenn erst der Antriebsstrang ausgelegt wird und dann das energieeffiziente Fahren verwendet wird. Gerade im Hinblick auf die anderen Unsicherheiten ist das verlorene Einsparpotenzial zu vernachlässigen. Bei der Betrachtung des energieeffizienten Fahrens in einer Fahrzeugkonzeptauslegung, wie beispielsweise in [143], und einer nachträglichen Anpassung der Akkumulatorgröße, sollte darauf geachtet werden, dass der zu groß gewählte Akkumulator keine Lösungsmöglichkeiten im Packaging ausschließt.

4.3.4 Handlungsempfehlung zur Effizienzsteigerung automatisierter Fahrzeuge

Die Automatisierung beeinflusst den Energieverbrauch der Fahrzeuge. In dieser Arbeit wurde das energieeffiziente Fahren in Kombination mit der optimalen Antriebsstrangauslegung betrachtet. Durch die Minimierung der Kosten wird der Energieverbrauch des Fahrzeugs nur indirekt optimiert. Dafür werden jedoch nur Verbrauchseinsparungen realisiert, die wirtschaftlich sinnvoll sind. Die Wahl der Elastizität als zweite Zielgröße erlaubt Einblicke über das Einsparpotenzial, das sich durch eine kleinere Dimensionierung des Antriebsstrangs ergibt.

Bezugnehmend auf die erste Forschungsfrage lässt sich sagen, dass beide Maßnahmen, das energieeffiziente Fahren als auch ein optimierter Antriebsstrang, Energieeinsparungen zulassen. Dabei ist das Einsparpotenzial jedoch nicht allgemein quantifizierbar, weil es für das energieeffiziente Fahren maßgeblich vom vorherrschenden Szenario abhängt (Kapitel 3). Um ein automatisiertes Fahrzeug mit geringem Verbrauch zu erhalten, sollte die benötigte Beschleunigungszeit evaluiert werden, damit der Antriebsstrang nicht überdimensioniert wird. Des Weiteren ist die Nutzung des energieeffizienten Fahrens zur Reduzierung des Verbrauchs zielführend. Abbildung 4.11 verdeutlicht, dass eine Addition der Einsparpotenziale nicht zulässig ist, weil es zu einem Kannibalisierungseffekt kommt. Als Antriebsstrang bietet sich ein Fahrzeug mit einem Motor mit Zweiganggetriebe an, um den geringsten Verbrauch zu erreichen. Bezüglich der Kosten ergeben sich im Rahmen der Arbeit keine Unterschiede gegenüber einem Antrieb bestehend aus einem Motor und Einganggetriebe.

Nichtsdestotrotz zeigt Abbildung 4.12 am Beispiel der 1M1G-Topologie, dass der Mehrverbrauch durch die Automatisierung, der zum größten Teil aus der höheren Nebenverbraucherleistung resultiert, nicht durch eine Anpassung des Beschleunigungsvermögens und energieeffizienten Fahren kompensiert werden kann.

Der Mehrverbrauch zeigt den Einfluss des Nebenverbrauchs, dessen Minimierung in Zukunft von besonderem Interesse sein sollte. In der Arbeit wurde nur der Antriebsstrang des Fahrzeugs betrachtet. Verbrauchseinsparungen durch ein verbessertes Packaging werden in der Dissertation von König [143] analysiert. Außerdem bieten die Ebenen Transportsystem, Stadtsystem und Gesellschaft, wie sie Taibat et al. [10] beschreiben, bedeutende Hebel zur Effizienzsteigerung.

Aufgrund deren Unsicherheiten sind jedoch keine belastbaren Aussagen möglich. Deswegen sollte an der Quantifizierung der Einsparmöglichkeiten auf allen vier Ebenen gearbeitet werden.

5 Zusammenfassung

Kapitel 1 zeigt die Motivation, den Inhalt und den Aufbau der vorliegenden Dissertation. Die zwei Megatrends Elektrifizierung und Automatisierung wurden erläutert, um deren Einfluss auf den Energieverbrauch des Verkehrssektors zu umreißen. Je nachdem, welcher Effekt bei der Automatisierung dominiert, ist eine Reduktion oder eine Erhöhung des Energiebedarfs zu erwarten. Diese Arbeit beschäftigt sich mit den Einflüssen des energieeffizienten Fahrens in Kombination mit der optimalen Auslegung des Antriebsstrangs für zukünftige, automatisierte, elektrische Fahrzeuge.

Kapitel 2 hat die notwendigen Grundlagen bezüglich der Optimierung und auftretenden Verlusten bei Elektrofahrzeugen vermittelt. Es folgte ein Überblick über die Automatisierung von Fahrzeugen. Anschließend wurde eine Übersicht über den Stand der Technik bezüglich des energieeffizienten Fahrens und die Kritik daran gezeigt. In der Literatur wurden zum einen nicht durchgängig Verlustkennfelder verwendet, sondern teilweise Effizienz-kennfelder. Dadurch können Leerlaufverluste nicht abgebildet werden. Außerdem sind die Verluste in gradientenbasierten Verfahren durch quadratische Polynome dargestellt, was zu einem hohen Fehler im Vergleich zum Original führt. Dadurch ist zu erwarten, dass die Algorithmen nicht das volle Einsparpotenzial realisieren. Der Stand der Technik bezüglich der Antriebsstrangoptimierung und die Kritik daran wurden im darauffolgenden Unterkapitel präsentiert. Antriebsstrangoptimierungen, die einen festen Zyklus zum Bestimmen des Energieverbrauchs nutzen, sind nicht in der Lage, die Effekte des energieeffizienten Fahrens darzustellen. Antriebsstrangoptimierungen, die das energieeffiziente Fahren betrachten, haben einen kleinen Lösungsraum und unrealistische Szenarien zum energieeffizienten Fahren. Danach wurde die Kritik der vorhergegangenen Unterkapitel zusammengefasst, die Forschungsfragen definiert und die Zielsetzung der Arbeit zur Beantwortung dieser erarbeitet. Die Zielsetzung umfasst einen Algorithmus zum energieeffizienten Fahren, der durchgehend Verlustkennfelder verwendet und die Verluste mit einem kleinen Fehler im Algorithmus repräsentiert. Außerdem soll eine Antriebsstrangoptimierung aufgebaut werden, die das energieeffiziente Fahren berücksichtigt, den Lösungsraum vergrößert und realistischere Szenarien betrachtet, um Aussagen über das Einsparpotenzial von energieeffizienten Fahren bei optimierten Antrieben zu treffen.

In Kapitel 3 wurde der Algorithmus zum energieeffizienten Fahren präsentiert. Dafür wurde eine nichtlineare Programmierung aufgebaut. Es wurden Verlustkennfelder verwendet, wobei die Verlustkennfelder von Motor und Getriebe über jeweils zwei Polynome, eine Hilfsvariable und Ungleichheitsbeschränkungen in die Optimierung aufgenommen wurden. Dadurch ist der Fehler im Vergleich zu den Originalkennfeldern kleiner als im Stand der Technik. Der Algorithmus wurde für verschiedene Antriebsstrangtopologien aufgebaut. Eine längere Optimierung einer Stecke sowie eine Anwendung in einer MPC ist möglich. Basierend auf Messdaten eines Volkswagen ID.3 wurde der Algorithmus parametrisiert und validiert. In einer Folgefahrtsimulation mit einer

Parameterstudie und in einer Optimierung des WLTP innerhalb der gesetzlich erlaubten Grenzen fand der Algorithmus Anwendung. Anschließend wurden die Limitierungen des Algorithmus und ein Ausblick vorgestellt.

In Kapitel 4 wurde der Algorithmus zum energieeffizienten Fahren in eine Antriebsstrangoptimierung integriert. Zuerst wurden die Unterschiede in Antriebssträngen zwischen Optimierungen, die einen festen Zyklus nutzen und Optimierungen, die energieeffizientes Fahren nutzen, dargestellt. Danach wurden Änderungen, die sich aus der Automatisierung von Fahrzeugen ergeben, in die Antriebsstrangoptimierung integriert und deren Ergebnisse zu heutigen Fahrzeugen verglichen. Es folgte eine Diskussion der Limitierungen und der Notwendigkeit, den Antriebsstrang zusammen mit dem energieeffizienten Fahren zu optimieren. Des Weiteren folgte eine Handlungsempfehlung zur Effizienzsteigerung automatisierter Fahrzeuge.

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1.1:	Aufbau der Arbeit	4
Abbildung 2.1:	Verschiedene Klassifizierungsarten eines Optimierungsproblems nach [20, S. 18]	6
Abbildung 2.2:	Klassifizierungen von Optimierungsalgorithmen in blau nach [20, S. 21] und in dieser Arbeit erläuterte Algorithmen in orange	7
Abbildung 2.3:	Veranschaulichung nach [21, S. 191], dass bei einem Minimum eines beschränkten Problems die notwendige Bedingung erster Ordnung nicht erfüllt sein muss	8
Abbildung 2.4:	Konzept der Dynamischen Programmierung	11
Abbildung 2.5:	Ablauf des NSGA-II-Algorithmus nach [29] mit der t -ten Generation G_t bestehend aus der Elterngeneration P_t und den neu erzeugten Individuen Q_t , die in die Ränge R_1, R_2, \dots sortiert werden. Die besten Individuen ergeben die neue Elterngeneration P_{t+1}	12
Abbildung 2.6:	Anteil der Akkumulator-zu-Rad-Verluste, Rad-zu-Distanz-Verluste und Nebenverbraucher an den Gesamtverlusten für vier verschiedene Zyklen nach [38]	14
Abbildung 2.7:	Ersatzschaltbild (Rint-Modell) einer Akkumulatorzelle nach [47]	16
Abbildung 2.8:	Die verschiedenen Arten der Motorverluste eines bürstenlosen Drehstrommotors nach [56]	18
Abbildung 2.9:	Leistungs- und Verlustverlauf innerhalb einer Schleifringläufer-Asynchronmaschine nach [55, S. 247]	18
Abbildung 2.10:	Die verschiedenen Arten der Getriebeverluste nach [63, S. 219]	20
Abbildung 2.11:	Verschiedene Einflussebenen der Fahrzeugautomatisierung auf den Energieverbrauch nach [10]	22
Abbildung 2.12:	Übersicht über die Einteilung der Fahrerentscheidungen bezüglich Eco-Driving nach [66]	23
Abbildung 2.13:	Die verschiedenen Ansätze zum energieeffizienten Fahren basierend auf [49, S. 3ff]	24
Abbildung 3.1:	Aufbau des Antriebsstrangmodells und die Komponentenverluste	38
Abbildung 3.2:	Konzept des Fittings von Verlusten mit linearem Anteil und daraus resultierender V-Form: $f_{\text{fit},c,2}$ und $f_{\text{fit},c,4}$ sind ein kontinuierlicher Fit über motorischen und generatorischen Drehmomentbereich mit maximalen Polynomgrad von zwei beziehungsweise vier. $f_{\text{fit},s,2}^+$ und $f_{\text{fit},s,2}^-$ stellen einen Fit nur für den motorischen beziehungsweise generatorischen Bereich des Motors mit maximalen Polynomgrad von zwei dar.	40
Abbildung 3.3:	Übersicht über die Fahrgeschwindigkeitimplementierung	44

Abbildung 3.4:	Leerlaufspannung (OCV) der Akkumulatorzelle von Messung [38] und Meta-Modell	47
Abbildung 3.5:	Veranschaulichung der Fits und resultierenden Fehler für die elektrischen Verluste von Motor und Leistungselektronik des Volkswagen ID.3	49
Abbildung 3.6:	Veranschaulichung der Fits und resultierenden Fehler für die elektrischen Verluste des Getriebes des Volkswagen ID.3.....	50
Abbildung 3.7:	Validierung der Simulation basierend auf den Messdaten und Fahrzyklen aus [38] für den Volkswagen ID.3.....	52
Abbildung 3.8:	Validierung der Meta-Modelle basierend auf den Messdaten und Fahrzyklen aus [38].....	53
Abbildung 3.9:	Übersicht über die variierten Parameter in der Folgefahrt.....	55
Abbildung 3.10:	Einsparungen verschiedener Verluste des Ego-Fahrzeugs im Vergleich zum baugleichen Vorderfahrzeug in Wh (blau) und in % (orange) für die Topologie mit einem Motor und einem Gang (1M1G)	55
Abbildung 3.11:	Einsparungen verschiedener Verluste des Ego-Fahrzeugs im Vergleich zum baugleichen Vorderfahrzeug in Wh (blau) und in % (orange) für die Topologie mit einem Motor und zwei Gängen (1M2G)	56
Abbildung 3.12:	Einsparungen verschiedener Verluste des Ego-Fahrzeugs im Vergleich zum baugleichen Vorderfahrzeug in Wh (blau) und in % (orange) für die Topologie mit zwei Motoren mit jeweils einem Gang (2M1G)	56
Abbildung 3.13:	Vergleich der benötigten Energie des Ego-Fahrzeugs mit verschiedenen Algorithmen und des baugleichen Vorderfahrzeugs sowie die relativen Einsparungen im Vergleich zum Vorderfahrzeug	57
Abbildung 3.14:	Ausschnitte der Geschwindigkeitsprofile von Vorderfahrzeug, Ego-Fahrzeug mit Stand der Technik Algorithmus und Ego-Fahrzeug mit neuem Algorithmus sowie die Drehmomentverläufe der Ego-Fahrzeuge für die Antriebstopologie mit einem Motor und einem Gang (1M1G)	58
Abbildung 3.15:	Ausschnitte der Drehmomentverläufe von Ego-Fahrzeug mit Stand der Technik Algorithmus und Ego-Fahrzeug mit neuem Algorithmus für die Antriebstopologie mit zwei Motoren und einem Gang (2M1G)	58
Abbildung 3.16:	Verbrauchseinsparungen der Ego-Fahrzeuge im Vergleich zu einem baugleichen Vorderfahrzeug über verschiedene Planungshorizonte, für die V2V-Prädiktion und die Extrapolationsprädiktion (Extr.) für die verschiedenen Antriebsstrangtopologien, bestehend aus einem Motor mit einem Gang (1M1G), einem Motor mit zwei Gängen (1M2G) und dem Allradantrieb bestehend aus zwei Motoren mit jeweils einem Gang (2M1G)	59
Abbildung 3.17:	WLTP-Zyklus und erlaubte Geschwindigkeitstoleranzen nach [167]. Für die Optimierung wird bei 0 km/h die Toleranz ebenfalls auf 0 km/h gesetzt.	61
Abbildung 3.18:	Ausschnitt aus dem optimierten und nicht-optimierten WLTP-Fahrprofil sowie Drehmomentverlauf für den Fall 4.....	63
Abbildung 3.19:	Ausschnitt aus dem optimierten und nicht-optimierten WLTP-Fahrprofil für den Fall 4	63
Abbildung 3.20:	Zeitlicher Verlauf der Rechenzeit für die drei untersuchten Topologien mit einem Prädiktionshorizont von 10 s	68
Abbildung 4.1:	Vorgehen bei der Antriebsstrangoptimierung mit energieeffizientem Fahren	72

Abbildung 4.2:	Vergleich der Beschleunigungssimulation und Messungen für einen Volkswagen ID.3 basierend auf [191].....	79
Abbildung 4.3:	Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung der auf Zyklus optimierten Fahrzeuge und der auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeuge mit einem Motor und Einganggetriebe (1M1G)	82
Abbildung 4.4:	Resultierende Antriebskosten und Verbrauch bei der nachträglichen Anwendung von energieeffizientem Fahren für die Topologie mit einem Motor und Einganggetriebe (1M1G).....	83
Abbildung 4.5:	Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung der auf Zyklus optimierten Fahrzeuge und der auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeuge mit einem Motor und Zweiganggetriebe (1M2G)	84
Abbildung 4.6:	Resultierende Antriebskosten und Verbrauch bei der nachträglichen Anwendung von energieeffizientem Fahren für die Topologie mit einem Motor und Zweiganggetriebe (1M2G).....	85
Abbildung 4.7:	Ergebnisse der Antriebsstrangoptimierung der auf Zyklus optimierten Fahrzeuge und der auf energieeffizientes Fahren optimierten Fahrzeuge mit Allradantrieb basierend auf zwei Motoren und Einganggetrieben (2M1G)	86
Abbildung 4.8:	Drehmomentaufteilung eines Fahrzeugs mit Allradantrieb (2M1G) mit optimierten Antriebsstrang über die Folgefahrt sowie Geschwindigkeitsverlauf.....	87
Abbildung 4.9:	Resultierende Antriebskosten und Verbrauch bei der nachträglichen Anwendung von energieeffizientem Fahren für die Allradtopologie (2M1G)	87
Abbildung 4.10:	Vergleich der Pareto-Fronten für die Auslegung über Zyklen und die Auslegung über energieeffizientes Fahren für die Topologie mit einem Motor und Einganggetriebe (1M1G), die Topologie mit einem Motor und Zweiganggetriebe (1M2G) und dem Allradantrieb basierend auf zwei Motoren und Einganggetrieben (2M1G).....	88
Abbildung 4.11:	Verbrauchseinsparungen bei einer Erhöhung der Elastizitätszeit von 4 auf 6 s und bei der Anwendung des energieeffizienten Fahrens sowie deren Kombination für die Topologie mit einem Motor und Einganggetriebe (1M1G), die Topologie mit einem Motor und Zweiganggetriebe (1M2G) und dem Allradantrieb basierend auf zwei Motoren und Einganggetrieben (2M1G).....	88
Abbildung 4.12:	Vergleich der Ergebnisse zwischen Fahrzeugen mit Standardparametern und angepassten Parametern zur Repräsentation vollautomatisierter Fahrzeuge für die Topologie mit einem Motor und Einganggetriebe (1M1G)	90
Abbildung A.1:	Veranschaulichung der Karush-Kuhn-Tucker-Bedingungen. Die farblichen Höhenlinien um M gehören zur Kostenfunktion $J(x_1, x_2)$ und M stellt deren Minimum im unbeschränkten Fall da. Der Punkt B stellt jeweils einen suboptimalen Punkt des beschränkten Problems dar und der Punkt A zeigt das Minimum des beschränkten Problems. Die eingezeichneten Gradienten sind skaliert. Die gewählten Funktionen sind $J(x_1, x_2) = x_1^2 + 2x_2^2$ und $g(x_1, x_2) = h(x_1, x_2) = 2(x_1 - 9)^2 + x_2^2 - 50$	xxxii

Abbildung A.2:	Veranschaulichung des Innere Punkte Verfahrens für das Beispiel aus Abbildung A.1b	xxxiii
Abbildung B.1:	Messung und Annäherung der Invertereingangsleistung bei null Dreh- moment	xxxv
Abbildung B.2:	Veranschaulichung der Fits für die elektrischen Verluste von Motor und Leistungselektronik der ASM	xxxvi
Abbildung B.3:	Widerstandskraft und Widerstandsleistung über die Geschwindigkeit für den Volkswagen ID.3 basierend auf der Übereinstimmungsbescheini- gung nach [166], Rollenparametrierung nach [38] und Parametrierung des Algorithmus.	xxxviii
Abbildung B.4:	Variation der Gewichtungsterme von w_j , w_E und $w_{\dot{E}}$ und deren Einfluss auf den quadratischen Ruck j^2 , den Verbrauch E und den durchschnittli- chen Abstand zum Vorderfahrzeug d_{mean} in der Folgefahrt. Absolutwerte bei Null: $j^2 = 31,1 \text{ m}^2/\text{s}^6$, $E = 11,3 \text{ kWh}/100\text{km}$ und $d_{\text{mean}} = 46,5 \text{ m}$	xl

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2.1:	Überblick über die verwendeten Methoden und betrachtenden Antriebstränge von Tank/Akkumulator-zu-Distanz-Algorithmen	26
Tabelle 2.2:	Zusammenfassung der Antriebsstrangoptimierungen mit energieeffizientem Fahren	33
Tabelle 3.1:	RMSE und RMSRE für das OCV Meta-Modell mit Gleichheitsbedingung für verschiedene Polynomgrade von m und $n = 0$	47
Tabelle 3.2:	Abweichung der Simulationsergebnisse von den Messergebnissen des zweiten Zyklus	51
Tabelle 3.3:	Energieeinsparpotenzial durch das energieeffiziente Fahren bei verschiedenen Toleranzen und Randbedingungen im WLTP	62
Tabelle 3.4:	Durchschnittliche Rechenzeit der Optimierung für verschiedene Prädiktionshorizonte und Topologien im Folgefahrszenario mit V2V-Schätzung. Die Werte der 1M2G-Topologie stellen die Summe aus beiden Optimierungen dar. Der erste Wert in Klammern ist die Rechenzeit der relaxierten Optimierung, der zweite Wert die Rechenzeit der zweiten Optimierung.	68
Tabelle B.1:	Parameter des Optimierungsalgorithmus.....	xxxv
Tabelle B.2:	Fahrzeug- und Umgebungsparameter	xxxvii
Tabelle B.3:	Gewichtungsterme Validierungsfahrt (Nicht-Null-Terme)	xxxviii
Tabelle B.4:	Fahrparameter Validierungsfahrt	xxxviii
Tabelle B.5:	Gewichtungsterme Folgefahrt (Nicht-Null-Terme)	xxxix
Tabelle B.6:	Fahrparameter Folgefahrt	xxxix
Tabelle B.7:	Gewichtungsterme Folgefahrt Referenz/Vorderfahrzeug (Nicht-Null-Terme).....	xxxix
Tabelle B.8:	Fahrparameter Folgefahrt Referenz/Vorderfahrzeug (Nicht-Null-Terme) ...	xxxix
Tabelle B.9:	Parameter zur Skalierung des Gewichtungsterms auf die Solldistanz für verschiedene Prädiktionshorizonte.....	xxxix
Tabelle B.10:	Gewichtungsterme der WLTP-Optimierung (Nicht-Null-Terme)	xl
Tabelle B.11:	Fahrparameter der WLTP-Optimierung	xl
Tabelle C.1:	Grenzen der Entscheidungsvariablen für die Antriebsstrangoptimierung	xli
Tabelle C.2:	Parameter für die Antriebsstrangoptimierung	xlii

Literaturverzeichnis

- [1] „Verkehr in Zahlen 2021/2022,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Publikationen/G/verkehr-in-zahlen-2021-2022-pdf.pdf?__blob=publicationFile [aufgerufen am 22. 09. 2022].
- [2] F. Pfeil, *Megatrends und die dritte Revolution der Automobilindustrie: Eine Analyse der Transformation der automobilen Wertschöpfung auf Basis des Diamantmodells*, (Research papers on marketing strategy). Bd. no. 13 (2018), Würzburg, Lehrstuhl für BWL und Marketing Julius-Maximilians-Universität Würzburg, 2018, ISBN: 9783000591020. DOI: 175349. Verfügbar: <http://hdl.handle.net/10419/175349>.
- [3] K. Bundesamt. „Neuzulassungsbarometer Personenkraftwagen im Juni 2022 nach ausgewählten Kraftstoffarten,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Neuzulassungen/MonatlicheNeuzulassungen/2022/202206_Glmonatlich/202206_nzbarometer/202206_n_barometer.html?nn=3504038&fromStatistic=3504038&yearFilter=2022&monthFilter=06_Juni&fromStatistic=3889316&yearFilter=2022&monthFilter=06_Juni [aufgerufen am 21. 07. 2022].
- [4] P. Schiekhofer, „Development of a Technology Demonstrator for Autonomous and Electric Driving,“ *ATZ worldwide*, Bd. 122, Rn. 3, S. 50–55, 2020, DOI: 10.1007/s38311-019-0192-2.
- [5] Kraftfahrt-Bundesamt. „KBA erteilt erste Genehmigung zum automatisierten Fahren - Pressemitteilung Nr. 49/2021,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.kba.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/Allgemein/2021/pm49_2021_erste_Genehmigung_automatisiertes_Fahren.html [aufgerufen am 06. 07. 2022].
- [6] Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles, SAE International, Standard J3016_202104, 2016.
- [7] C. Ross und S. Guhathakurta, „Autonomous Vehicles and Energy Impacts: A Scenario Analysis,“ *Energy Procedia*, Bd. 143, S. 47–52, 2017, DOI: 10.1016/j.egypro.2017.12.646.
- [8] Z. Wadud, D. MacKenzie und P. Leiby, „Help or hindrance? The travel, energy and carbon impacts of highly automated vehicles,“ *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 86, S. 1–18, 2016, DOI: 10.1016/j.tra.2015.12.001.
- [9] G. Krishna, „Understanding and identifying barriers to electric vehicle adoption through thematic analysis,“ *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Bd. 10, S. 100364, 2021, DOI: 10.1016/j.trip.2021.100364.

- [10] M. Taiebat, A. L. Brown, H. R. Safford, S. Qu und M. Xu, „A Review on Energy, Environmental, and Sustainability Implications of Connected and Automated Vehicles,“ *Environmental science & technology*, Bd. 52, Rn. 20, S. 11449–11465, 2018, DOI: 10.1021/acs.est.8b00127.
- [11] P. Kopelias, E. Demiridi, K. Vogiatzis, A. Skabardonis und V. Zafiropoulou, „Connected & autonomous vehicles - Environmental impacts - A review,“ *The Science of the total environment*, Bd. 712, S. 135237, 2020, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.135237.
- [12] F. Schockenhoff, A. König, A. Koch und M. Lienkamp, „Customer-Relevant Properties of Autonomous Vehicle Concepts,“ *Procedia CIRP*, Bd. 91, S. 55–60, 2020, DOI: 10.1016/j.procir.2020.02.150.
- [13] C. Bingham, C. Walsh und S. Carroll, „Impact of driving characteristics on electric vehicle energy consumption and range,“ *IET Intelligent Transport Systems*, Bd. 6, Rn. 1, S. 29, 2012, DOI: 10.1049/iet-its.2010.0137.
- [14] J. Felipe, J. C. Amarillo, J. E. Naranjo, F. Serradilla und A. Diaz, „Energy Consumption Estimation in Electric Vehicles Considering Driving Style,“ in *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, Gran Canaria, Spain, 2015, S. 101–106, ISBN: 978-1-4673-6596-3. DOI: 10.1109/ITSC.2015.25.
- [15] T. Plum, M. Wegener, M. Eisenbarth, Z. Ye, K. Etzold, S. Pischinger und J. Andert, „A simulation-based case study for powertrain efficiency improvement by automated driving functions,“ *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, Bd. 233, Rn. 5, S. 1320–1330, 2019, DOI: 10.1177/0954407018775182.
- [16] L. Tate, S. Hochgreb, J. Hall und M. Bassett, „Energy Efficiency of Autonomous Car Powertrain,“ in *SAE Technical Paper Series*, 2018, DOI: 10.4271/2018-01-1092.
- [17] R. Sioshansi und A. J. Conejo, *Optimization in Engineering*. Bd. 120, Cham, Springer International Publishing, 2017, ISBN: 978-3-319-56767-9. DOI: 10.1007/978-3-319-56769-3.
- [18] S. Boyd und L. Vandenberghe, *Convex optimization*, Seventh printing with corrections 2009, New York, Cambridge University Press, 2004, ISBN: 0521833787.
- [19] D. P. Bertsekas, *Nonlinear Programming - Third Edition*, Belmont, Massachusetts, Athena Scientific, 2016, ISBN: 978-1-886529-05-2.
- [20] X.-S. Yang, *Engineering Optimization*, Hoboken, NJ, USA, John Wiley & Sons, Inc, 2010, ISBN: 9780470640425. DOI: 10.1002/9780470640425.
- [21] E. Castillo, A. J. Gonejo, P. Pedregal, R. Garcíá und N. Alguacil, *Building and Solving Mathematical Programming Models in Engineering and Science*, Hoboken, NJ, USA, John Wiley & Sons, Inc, 2001, ISBN: 9780471225294. DOI: 10.1002/9780471225294.
- [22] Visually Explained. „The Karush–Kuhn–Tucker (KKT) Conditions and the Interior Point Method for Convex Optimization,“ [Online]. Verfügbar: <https://www.youtube.com/watch?v=uh1Dk68cfWs>.
- [23] A. Wächter und L. T. Biegler, „On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming,“ *Mathematical Programming*, Bd. 106, Rn. 1, S. 25–57, 2006, DOI: 10.1007/s10107-004-0559-y.

- [24] R. Bellman, „The theory of dynamic programming,“ *Bulletin of the American Mathematical Society*, Bd. 60, Rn. 6, S. 503–515, 1954, DOI: 10.1090/S0002-9904-1954-09848-8.
- [25] D. P. Bertsekas, *Dynamic programming and optimal control*, (Athena scientific optimization and computation series). Bd. 1, Fourth edition, Belmont, Massachusetts, Athena Scientific, 2017, ISBN: 978-1-886529-43-4.
- [26] R. Bellman, *Dynamic programming*, 6. printing, Princeton, New Jersey, Princeton University Press, 1972, ISBN: 0-691-07951-X.
- [27] W. B. Powell, *Approximate dynamic programming: Solving the curses of dimensionality*, (Wiley series in probability and statistics), Second edition, Hoboken, New Jersey, Wiley, 2011, ISBN: 978-0-470-60445-8.
- [28] O. Sundstrom und L. Guzzella, „A generic dynamic programming Matlab function,“ in *2009 IEEE International Conference on Control Applications*, St. Petersburg, Russia, 2009, S. 1625–1630, ISBN: 978-1-4244-4601-8. DOI: 10.1109/CCA.2009.5281131.
- [29] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal und T. Meyarivan, „A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,“ *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Bd. 6, Rn. 2, S. 182–197, 2002, DOI: 10.1109/4235.996017.
- [30] S. S. Rao, *Engineering optimization: Theory and practice*, (A Wiley-Interscience Publication), 3. ed., New York, Wiley, 1996, ISBN: 0-471-55034-5.
- [31] N. Srinivas und K. Deb, „Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms,“ *Evolutionary Computation*, Bd. 2, Rn. 3, S. 221–248, 1994, DOI: 10.1162/evco.1994.2.3.221.
- [32] K. Tamura und S. Miura, „Necessary and sufficient conditions for local and global nondominated solutions in decision problems with multi-objectives,“ *Journal of Optimization Theory and Applications*, Bd. 28, Rn. 4, S. 501–523, 1979, DOI: 10.1007/BF00932220.
- [33] S. Lin. „NGPM – A NSGA-II Program in Matlab v1.4,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://de.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/31166-ngpm-a-nsga-ii-program-in-matlab-v1-4?s%20tid=prof%20contriblnk> [aufgerufen am 21. 02. 2022].
- [34] A. Rao, „A Survey of Numerical Methods for Optimal Control,“ *Advances in the Astronautical Sciences*, Bd. 135, 2010.
- [35] M. Diehl, H. G. Bock, H. Diedam und P.-B. Wieber, „Fast direct multiple shooting algorithms for optimal robot control,“ in *Fast motions in biomechanics and robotics* Springer, 2006, S. 65–93.
- [36] J. B. Rawlings, D. Q. Mayne und M. Diehl, *Model predictive control: theory, computation and design*, 2nd edition, Santa Barbara, Nob Hill Publishing LLC, 2020, ISBN: 978-0-9759377-5-4.
- [37] Antonio Sciarretta, Giovanni De Nunzio und Luis Leon Ojeda, „Optimal Ecodriving Control: Energy-Efficient Driving of Road Vehicles as an Optimal Control Problem,“ *IEEE Control Systems*, Bd. 35, Rn. 5, S. 71–90, 2015, DOI: 10.1109/MCS.2015.2449688.

- [38] N. Wassiliadis, M. Steinsträter, M. Schreiber, P. Rosner, L. Nicoletti, F. Schmid, M. Ank, O. Teichert, L. Wildfeuer, J. Schneider, A. Koch, A. König, A. Glatz, J. Gndlgruber, T. Kröger, X. Lin und M. Lienkamp, „Quantifying the state of the art of electric powertrains in battery electric vehicles: Range, efficiency, and lifetime from component to system level of the Volkswagen ID.3,“ *eTransportation*, 2022, DOI: 10.1016/j.etrans.2022.100167.
- [39] M. Mitschke und H. Wallentowitz, *Dynamik der Kraftfahrzeuge*, Wiesbaden, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2014, ISBN: 978-3-658-05067-2. DOI: 10.1007/978-3-658-05068-9.
- [40] L. Guzzella und A. Sciarretta, *Vehicle Propulsion Systems: Introduction to Modeling and Optimization*, 3rd ed. 2013, Berlin und Heidelberg, Springer, 2013, ISBN: 978-3-642-35913-2. DOI: 10.1007/978-3-642-35913-2. Verfügbar: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-35913-2>.
- [41] H.-H. Braess und U. Seiffert, *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*, (ATZ / MTZ-Fachbuch), Wiesbaden, Springer Vieweg, 2013, ISBN: 978-3-658-01691-3. DOI: 10.1007/978-3-658-01691-3. Verfügbar: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-01691-3>.
- [42] Stepwise Coastdown Methodology for Measuring Tire Rolling Resistance, SAE International, Standards SAE J2452_201707, 2017.
- [43] J. Ejsmont, S. Taryma, G. Ronowski und B. Swieczko-Zurek, „Influence of temperature on the tyre rolling resistance,“ *International Journal of Automotive Technology*, Bd. 19, Rn. 1, S. 45–54, 2018, DOI: 10.1007/s12239-018-0005-4.
- [44] A. Ficht und M. Lienkamp, „Rolling resistance modeling for electric vehicle consumption,“ in *6th International Munich Chassis Symposium 2015 (Proceedings)*, P. Pfeffer, Hrsg. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2015, S. 775–798, ISBN: 978-3-658-09710-3. DOI: 10.1007/978-3-658-09711-0_49.
- [45] A. Karle, *Elektromobilität Grundlagen und Praxis*, 5. Auflage, Carl Hanser Verlag, 2021, ISBN: 9783446468610. DOI: 10.3139/9783446468610.
- [46] V. J. Ovejas und A. Cuadras, „State of charge dependency of the overvoltage generated in commercial Li-ion cells,“ *Journal of Power Sources*, Bd. 418, S. 176–185, 2019, DOI: 10.1016/j.jpowsour.2019.02.046.
- [47] A. Fotouhi, D. J. Auger, K. Propp, S. Longo und M. Wild, „A review on electric vehicle battery modelling: From Lithium-ion toward Lithium–Sulphur,“ *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Bd. 56, S. 1008–1021, 2016, DOI: 10.1016/j.rser.2015.12.009.
- [48] H. He, R. Xiong und J. Fan, „Evaluation of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Models for State of Charge Estimation by an Experimental Approach,“ *Energies*, Bd. 4, Rn. 4, S. 582–598, 2011, DOI: 10.3390/en4040582.
- [49] A. Sciarretta und V. Ardan, *Energy-Efficient Driving of Road Vehicles: Toward a cooperative, connected, and automated mobility*, Cham, Springer Nature Switzerland, 2019, ISBN: 978-3-030-24126-1. DOI: 10.1007/978-3-030-24127-8.
- [50] F. Jenni und D. Wüest, *Steuerverfahren für selbstgeführte Stromrichter*, Zürich und Stuttgart, vdf-Hochschulverlag an der ETH Zürich und Teubner, 1995, ISBN: 3-519-06176-7.

- [51] Y. Xu, J. Gu, H. Chen, Z. Chen und Y. Pu, „Power loss calculation for the power converter in switched reluctance motor drive,“ in *2014 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, Hailar, Hulun Buir, China, 72014, S. 19–24, ISBN: 978-1-4799-4100-1. DOI: 10.1109/ICInfA.2014.6932619.
- [52] B. J. Baliga, *Fundamentals of Power Semiconductor Devices*, Cham, Springer International Publishing, 2019, ISBN: 978-3-319-93987-2. DOI: 10.1007/978-3-319-93988-9.
- [53] M. Doppelbauer, *Grundlagen der Elektromobilität: Technik, Praxis, Energie und Umwelt*, Wiesbaden, Springer Vieweg, 2020, ISBN: 9783658297299. DOI: /10.1007/978-3-658-29730-5.
- [54] J. Teigelkötter, *Energieeffiziente elektrische Antriebe*, Wiesbaden, Vieweg+Teubner Verlag, 2013, ISBN: 978-3-8348-1938-3. DOI: 10.1007/978-3-8348-2330-4.
- [55] A. Binder, *Elektrische Maschinen und Antriebe*, 2., aktualisierte Auflage, Berlin, Springer Vieweg, 2017, ISBN: 978-3-662-53240-9. DOI: 10.1007/978-3-662-53241-6.
- [56] G. Müller und B. Ponick, *Grundlagen elektrischer Maschinen*. Bd. Bd. 1, 10., wesentlich überarbeitete und erweiterte Auflage, Weinheim, Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA, 2014, ISBN: 978-3-527-41205-1.
- [57] A. Mahmoudi, W. L. Soong, G. Pellegrino und E. Armando, „Loss Function Modeling of Efficiency Maps of Electrical Machines,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Bd. 53, Rn. 5, S. 4221–4231, 2017, DOI: 10.1109/TIA.2017.2695443.
- [58] G. Bertotti, „General properties of power losses in soft ferromagnetic materials,“ *IEEE Transactions on Magnetics*, Bd. 24, Rn. 1, S. 621–630, 1988, DOI: 10.1109/20.43994.
- [59] F. Weiß, *Optimale Konzeptauslegung elektrifizierter Fahrzeugantriebsstränge*, Wiesbaden, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2018, ISBN: 978-3-658-22096-9. DOI: 10.1007/978-3-658-22097-6.
- [60] L. Decker, M. Timmann, R. Inderka und M. Doppelbauer, „Electric Drive System Efficiency Modeling Based on Polynomial Functions,“ in *21. Internationales Stuttgarter Symposium (Proceedings)*, M. Bargende, H.-C. Reuss und A. Wagner, Hrsg. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2021, S. 74–88, ISBN: 978-3-658-33465-9. DOI: 10.1007/978-3-658-33466-6_6.
- [61] H. Naunheimer, B. Bertsche, J. Ryborz, W. Novak und P. Fietkau, *Fahrzeuggetriebe*, Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg, 2019, ISBN: 978-3-662-58882-6. DOI: 10.1007/978-3-662-58883-3.
- [62] J. Ruan, P. Walker und N. Zhang, „A comparative study energy consumption and costs of battery electric vehicle transmissions,“ *Applied Energy*, Bd. 165, S. 119–134, 2016, DOI: 10.1016/j.apenergy.2015.12.081.
- [63] G. Niemann und H. Winter, *Getriebe allgemein, Zahnradgetriebe - Grundlagen, Stirnradgetriebe*, (Maschinenelemente / G. Niemann H. Winter). Bd. Bd. 2, 2., völlig neu bearb. Aufl., 2. berichtiger Nachdr., korrigierter Nachdr, Berlin, Springer, 2003, ISBN: 978-3-662-11874-0. DOI: 10.1007/978-3-662-11873-3.
- [64] R. Fischer, F. Küçükay, G. Jürgens und B. Pollak, *Das Getriebebuch*, 2. Auflage, Wiesbaden, Springer Vieweg, 2016, ISBN: 978-3-658-13104-3.

- [65] P. Fafoutellis, E. G. Mantouka und E. I. Vlahogianni, „Eco-Driving and Its Impacts on Fuel Efficiency: An Overview of Technologies and Data-Driven Methods,“ *Sustainability*, Bd. 13, Rn. 1, S. 226, 2021, DOI: 10.3390/su13010226.
- [66] M. Sivak und B. Schoettle, „Eco-driving: Strategic, tactical, and operational decisions of the driver that influence vehicle fuel economy,“ *Transport Policy*, Bd. 22, S. 96–99, 2012, DOI: 10.1016/j.tranpol.2012.05.010.
- [67] K. McDonough, I. Kolmanovsky, D. Filev, S. Szwabowski, D. Yanakiev und J. Michelini, „Stochastic Fuel Efficient Optimal Control of Vehicle Speed,“ in *Optimization and Optimal Control in Automotive Systems* (Lecture Notes in Control and Information Sciences). Bd. 455, H. Waschl, I. Kolmanovsky, M. Steinbuch und L. Del Re, Hrsg. Cham: Springer International Publishing, 2014, S. 147–162, ISBN: 978-3-319-05370-7. DOI: 10.1007/978-3-319-05371-4_9.
- [68] J. Han, A. Sciarretta, L. L. Ojeda, G. de Nunzio und L. Thibault, „Safe- and Eco-Driving Control for Connected and Automated Electric Vehicles Using Analytical State-Constrained Optimal Solution,“ *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Bd. 3, Rn. 2, S. 163–172, 2018, DOI: 10.1109/TIV.2018.2804162.
- [69] R. A. Dollar und A. Vahidi, „Quantifying the impact of limited information and control robustness on connected automated platoons,“ in *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, Yokohama, 2017, S. 1–7, ISBN: 978-1-5386-1526-3. DOI: 10.1109/ITSC.2017.8317604.
- [70] M. Steinstraeter, M. Lewke, J. Buberger, T. Hentrich und M. Lienkamp, „Range Extension via Electrothermal Recuperation,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 11, Rn. 2, S. 41, 2020, DOI: 10.3390/wevj11020041.
- [71] M. Zhou, H. Jin und W. Wang, „A review of vehicle fuel consumption models to evaluate eco-driving and eco-routing,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 49, S. 203–218, 2016, DOI: 10.1016/J.TRD.2016.09.008.
- [72] F. Maghrebi, „Research on Energy-efficient Driving Strategies in Real-World Applications,“ Bachelorarbeit, Technische Universität München, München, 2021.
- [73] H. Johansson, J. Färnlund und C. Engström. „Impact of EcoDriving on emissions and fuel consumption, a pre-study,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://trafikverket.ineko.se/Files/sv-SE/11395/RelatedFiles/1999_165E_impact_of_ecodriving_on_emissions_and_fuel_consumption.pdf [aufgerufen am 20. 07. 2022].
- [74] EcoWill. „Ecodriving Short-duration training for licensed drivers and integration into driving education for learner drivers,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.cieca.eu/sites/default/files/documents/projects_and_studies/ECOWILL_FINAL_REPORT.pdf [aufgerufen am 20. 07. 2022].
- [75] E. S. Trust. „Advising fuel efficient driving techniques for your fleet,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.energysavingtrust.org.uk/sites/default/files/reports/5984%20EST%20A4%20ecodriving%20guide_v6.pdf [aufgerufen am 20. 07. 2022].
- [76] Government of Canada. „Fuel-efficient driving techniques,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.nrcan.gc.ca/energy-efficiency/transportation-alternative-fuels/personal-vehicles/fuel-efficient-driving-techniques/21038> [aufgerufen am 20. 07. 2022].

- [77] C. Knobel, A. Pöltenstein und S. Knoller, „Predictive Efficient Dynamics Features,“ *ATZ worldwide*, Bd. 118, Rn. 4, S. 16–21, 2016, DOI: 10.1007/s38311-016-0006-8.
- [78] Volkswagen AG. „Automatische Distanzregelung (Active Cruise Control - ACC),“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.volkswagen-newsroom.com/de/automatische-distanzregelung-active-cruise-control-acc-3664> [aufgerufen am 20. 07. 2022].
- [79] Volkswagen AG. „GPS-Gestützter Tempomat: MAN Efficientcruise,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.man.eu/de/de/lkw/assistenzsysteme/gps-gestuetzter-tempomat/man-efficientcruise.html> [aufgerufen am 20. 07. 2022].
- [80] H. Winner und M. Schopper, „Adaptive Cruise Control,“ in *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*, H. Winner, S. Hakuli, F. Lotz und C. Singer, Hrsg. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2015, S. 851–891, ISBN: 978-3-658-05733-6. DOI: 10.1007/978-3-658-05734-3_46.
- [81] V. Turri, Y. Kim, J. Guanetti, K. H. Johansson und F. Borrelli, „A model predictive controller for non-cooperative eco-platooning,“ in *2017 American Control Conference (ACC)*, Seattle, WA, USA, 2017, S. 2309–2314, ISBN: 978-1-5090-5992-8. DOI: 10.23919/ACC.2017.7963297.
- [82] S. Bae, Y. Kim, J. Guanetti, F. Borrelli und S. Moura, „Design and Implementation of Ecological Adaptive Cruise Control for Autonomous Driving with Communication to Traffic Lights,“ in *2019 American Control Conference (ACC)*, Philadelphia, PA, USA, 2019, S. 4628–4634, ISBN: 978-1-5386-7926-5. DOI: 10.23919/ACC.2019.8814905.
- [83] R. A. Dollar und A. Vahidi, „Efficient and Collision-Free Anticipative Cruise Control in Randomly Mixed Strings,“ *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Bd. 3, Rn. 4, S. 439–452, 2018, DOI: 10.1109/TIV.2018.2873895.
- [84] C. Zhang und A. Vahidi, „Predictive cruise control with probabilistic constraints for eco driving,“ in *Dynamic Systems and Control Conference*, S. 233–238, ISBN: 0791854760.
- [85] S. Li, K. Li, R. Rajamani und J. Wang, „Multi-objective coordinated control for advanced adaptive cruise control system,“ in *Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control (CDC) held jointly with 2009 28th Chinese Control Conference*, Shanghai, China, 2009, S. 3539–3544, ISBN: 978-1-4244-3871-6. DOI: 10.1109/CDC.2009.5400863.
- [86] N. Wan, C. Zhang und A. Vahidi, „Probabilistic Anticipation and Control in Autonomous Car Following,“ *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Bd. 27, Rn. 1, S. 30–38, 2019, DOI: 10.1109/TCST.2017.2762288.
- [87] Y. Kim, J. Guanetti und F. Borrelli, „Robust Eco Adaptive Cruise Control for Cooperative Vehicles,“ in *2019 18th European Control Conference (ECC)*, Naples, Italy, 2019, S. 1214–1219, ISBN: 978-3-907144-00-8. DOI: 10.23919/ECC.2019.8796252.
- [88] E. Kural, S. Jones, A. F. Parrilla und A. Grauers, „Traffic light assistant system for optimized energy consumption in an electric vehicle,“ in *2014 International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE)*, Vienna, Austria, 2014, S. 604–611, ISBN: 978-1-4799-6729-2. DOI: 10.1109/ICCVE.2014.7297619.
- [89] Z. Nie und H. Farzaneh, „Adaptive Cruise Control for Eco-Driving Based on Model Predictive Control Algorithm,“ *Applied Sciences*, Bd. 10, Rn. 15, S. 5271, 2020, DOI: 10.3390/app10155271.

- [90] X. Lin, D. Görge und A. Weißmann, „Simplified Energy-Efficient Adaptive Cruise Control based on Model Predictive Control,“ *IFAC-PapersOnLine*, Bd. 50, Rn. 1, S. 4794–4799, 2017, DOI: 10.1016/j.ifacol.2017.08.963.
- [91] J. Han, W. Lee, D. Karbowski, A. Rousseau und N. Kim, „Fine-tuning a real-time speed planner for eco-driving of connected and automated vehicles,“ in *2020 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, Gijon, Spain, 112020, S. 1–6, ISBN: 978-1-7281-8959-8. DOI: 10.1109/VPPC49601.2020.9330831.
- [92] J. Han, A. Vahidi und A. Sciarretta, „Fundamentals of energy efficient driving for combustion engine and electric vehicles: An optimal control perspective,“ *Automatica*, Bd. 103, S. 558–572, 2019, DOI: 10.1016/j.automatica.2019.02.031.
- [93] L. Guo, B. Gao, Y. Gao und H. Chen, „Optimal Energy Management for HEVs in Eco-Driving Applications Using Bi-Level MPC,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 18, Rn. 8, S. 2153–2162, 2017, DOI: 10.1109/TITS.2016.2634019.
- [94] A. Hamednia, N. K. Sharma, N. Murgovski und J. Fredriksson, „Computationally Efficient Algorithm for Eco-Driving Over Long Look-Ahead Horizons,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, S. 1–15, 2021, DOI: 10.1109/TITS.2021.3058418.
- [95] K. Thorin, „Optimal Speed Controller in the Presence of Traffic Lights,“ Examensarbeit, Uppsala Universitet, Uppsala, 2017.
- [96] Felicitas Mensing, „Optimal Energy Utilization in Conventional, Electric and Hybrid Vehicles and its Application to Eco Driving,“ Dissertation, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon - INSA Lyon - Energy and Systems, Lyon, 2013.
- [97] P. G. Anselma, „Optimization-Driven Powertrain-Oriented Adaptive Cruise Control to Improve Energy Saving and Passenger Comfort,“ *Energies*, Bd. 14, Rn. 10, S. 2897, 2021, DOI: 10.3390/en14102897.
- [98] T. Radke, „Energieoptimale Längsführung von Kraftfahrzeugen durch Einsatz vorausschauender Fahrstrategien,“ Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe, 2013.
- [99] A. Lajunen, „Energy-optimal velocity profiles for electric city buses,“ in *2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, Madison, WI, USA, 82013, S. 886–891, ISBN: 978-1-4799-1515-6. DOI: 10.1109/CoASE.2013.6653956.
- [100] F. Mensing, R. Trigui und E. Bideaux, „Vehicle trajectory optimization for application in eco-driving,“ in *2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, Chicago, IL, USA, 2011, S. 1–6, ISBN: 978-1-61284-248-6. DOI: 10.1109/VPPC.2011.6042993.
- [101] E. Ozatay, U. Ozguner, J. Michelini und D. Filev, „Analytical Solution to the Minimum Energy Consumption Based Velocity Profile Optimization Problem With Variable Road Grade,“ *IFAC Proceedings Volumes*, Bd. 47, Rn. 3, S. 7541–7546, 2014, DOI: 10.3182/20140824-6-ZA-1003.01360.
- [102] P. G. Anselma und G. Belingardi, „Enhancing Energy Saving Opportunities through Rightsizing of a Battery Electric Vehicle Powertrain for Optimal Cooperative Driving,“ *SAE International Journal of Connected and Automated Vehicles*, Bd. 3, Rn. 2, 2020, DOI: 10.4271/12-03-02-0007.

- [103] Ullekh Raghunatha Gambhira, „Powertrain Optimization of an Autonomous Electric Vehicle,“ Master Thesis, The Ohio State University, 2018.
- [104] P. Liao, T.-Q. Tang, R. Liu und H.-J. Huang, „An eco-driving strategy for electric vehicle based on the powertrain,“ *Applied Energy*, Bd. 302, S. 117583, 2021, DOI: 10.1016/j.apenergy.2021.117583.
- [105] X. Lin, D. Gorges und S. Liu, „Eco-driving assistance system for electric vehicles based on speed profile optimization,“ in *2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, Juan Les Antibes, France, 2014, S. 629–634, ISBN: 978-1-4799-7409-2. DOI: 10.1109/CCA.2014.6981410.
- [106] K. M. So, P. Gruber, D. Tavernini, A. E. H. Karci, A. Sorniotti und T. Motaln, „On the Optimal Speed Profile for Electric Vehicles,“ *IEEE Access*, Bd. 8, S. 78504–78518, 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2982930.
- [107] Y. Jia, R. Jibrin und D. Gorges, „Energy-Optimal Adaptive Cruise Control for Electric Vehicles Based on Linear and Nonlinear Model Predictive Control,“ *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Bd. 69, Rn. 12, S. 14173–14187, 2020, DOI: 10.1109/TVT.2020.3044265.
- [108] A. Freuer, *Ein Assistenzsystem für die energetisch optimierte Längsführung eines Elektrofahrzeugs*, Wiesbaden, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2016, ISBN: 978-3-658-13603-1. DOI: 10.1007/978-3-658-13604-8.
- [109] H. Lee, N. Kim und S. W. Cha, „Model-Based Reinforcement Learning for Eco-Driving Control of Electric Vehicles,“ *IEEE Access*, Bd. 8, S. 202886–202896, 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3036719.
- [110] Q. Jin, G. Wu, K. Boriboonsomsin und M. J. Barth, „Power-Based Optimal Longitudinal Control for a Connected Eco-Driving System,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 17, Rn. 10, S. 2900–2910, 2016, DOI: 10.1109/TITS.2016.2535439.
- [111] B. HomChaudhuri, A. Vahidi und P. Pisu, „Fast Model Predictive Control-Based Fuel Efficient Control Strategy for a Group of Connected Vehicles in Urban Road Conditions,“ *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Bd. 25, Rn. 2, S. 760–767, 2017, DOI: 10.1109/TCST.2016.2572603.
- [112] H. Lim, W. Su und C. C. Mi, „Distance-Based Ecological Driving Scheme Using a Two-Stage Hierarchy for Long-Term Optimization and Short-Term Adaptation,“ *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Bd. 66, Rn. 3, S. 1940–1949, 2017, DOI: 10.1109/TVT.2016.2574643.
- [113] Y. Chen und M. Lazar, „Real-time Driving Mode Advice for Eco-driving using MPC,“ *IFAC-PapersOnLine*, Bd. 53, Rn. 2, S. 13830–13835, 2020, DOI: 10.1016/j.ifacol.2020.12.893.
- [114] Y. Shao, „Optimization And Evaluation Of Vehicle Dynamics And Powertrain Operation For Connected And Autonomous Vehicles,“ Dissertation, University of Minnesota Digital Conservancy, 2019. Verfügbar: <http://hdl.handle.net/11299/211322..>
- [115] X. Pan, B. Chen und S. A. Evangelou, „Optimal Vehicle Following Strategy for Joint Velocity and Energy Management Control of Series Hybrid Electric Vehicles,“ *IFAC-PapersOnLine*, Bd. 53, Rn. 2, S. 14161–14166, 2020, DOI: 10.1016/j.ifacol.2020.12.1031.

- [116] C. Yang, M. Wang, W. Wang, Z. Pu und M. Ma, „An efficient vehicle-following predictive energy management strategy for PHEV based on improved sequential quadratic programming algorithm,“ *Energy*, Bd. 219, S. 119595, 2021, DOI: 10.1016/j.energy.2020.119595.
- [117] H. He, D. Liu, X. Lu und J. Xu, „Eco Driving Control for Intelligent Electric Vehicle with Real-Time Energy,“ *Electronics*, Bd. 10, Rn. 21, S. 2613, 2021, DOI: 10.3390/electronics10212613.
- [118] K. Kivekas, A. Lajunen, F. Baldi, J. Vepsalainen und K. Tammi, „Reducing the Energy Consumption of Electric Buses With Design Choices and Predictive Driving,“ *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Bd. 68, Rn. 12, S. 11409–11419, 2019, DOI: 10.1109/TVT.2019.2936772.
- [119] L. Bertoni, J. Guanetti, M. Basso, M. Masoero, S. Cetinkunt und F. Borrelli, „An adaptive cruise control for connected energy-saving electric vehicles,“ *IFAC-PapersOnLine*, Bd. 50, Rn. 1, S. 2359–2364, 2017, DOI: 10.1016/j.ifacol.2017.08.425.
- [120] E. F. Mello und P. H. Bauer, „Energy-Optimal Speed Trajectories Between Stops,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 21, Rn. 10, S. 4328–4337, 2020, DOI: 10.1109/TITS.2019.2939776.
- [121] T. Schwickart, H. Voos, J.-R. Hadji-Minaglou, M. Darouach und A. Rosich, „Design and simulation of a real-time implementable energy-efficient model-predictive cruise controller for electric vehicles,“ *Journal of the Franklin Institute*, Bd. 352, Rn. 2, S. 603–625, 2015, DOI: 10.1016/j.jfranklin.2014.07.001.
- [122] M. Kamal, M. Mukai, J. Murata und T. Kawabe, „Ecological Driving Based on Preceding Vehicle Prediction Using MPC,“ *IFAC Proceedings Volumes*, Bd. 44, Rn. 1, S. 3843–3848, 2011, DOI: 10.3182/20110828-6-IT-1002.02748.
- [123] J. Kim und C. Ahn, „Real-Time Speed Trajectory Planning for Minimum Fuel Consumption of a Ground Vehicle,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 21, Rn. 6, S. 2324–2338, 2020, DOI: 10.1109/tits.2019.2917885.
- [124] M. A. S. Kamal, M. Mukai, J. Murata und T. Kawabe, „Ecological Vehicle Control on Roads With Up-Down Slopes,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 12, Rn. 3, S. 783–794, 2011, DOI: 10.1109/tits.2011.2112648.
- [125] H. Chu, L. Guo, B. Gao, H. Chen, N. Bian und J. Zhou, „Predictive Cruise Control Using High-Definition Map and Real Vehicle Implementation,“ *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Bd. 67, Rn. 12, S. 11377–11389, 2018, DOI: 10.1109/tvt.2018.2871202.
- [126] H. Lim, C. C. Mi und W. Su, „A Distance-Based Two-Stage Ecological Driving System Using an Estimation of Distribution Algorithm and Model Predictive Control,“ *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Bd. 66, Rn. 8, S. 6663–6675, 2017, DOI: 10.1109/TVT.2017.2667723.
- [127] E. Ozatay, U. Ozguner und D. Filev, „Velocity profile optimization of on road vehicles: Pontryagin’s Maximum Principle based approach,“ *Control Engineering Practice*, Bd. 61, S. 244–254, 2017, DOI: 10.1016/j.conengprac.2016.09.006.
- [128] K. Minnerup, T. Herrmann, M. Steinstraeter und M. Lienkamp, „Case Study of Holistic Energy Management Using Genetic Algorithms in a Sliding Window Approach,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 10, Rn. 2, S. 46, 2019, DOI: 10.3390/wevj10020046.

- [129] L. A. W. Ribelles, K. Gillet, G. Colin, Y. Chamaillard, A. Simon und C. Nouillant, „Development of Analytical Eco-Driving Cycles for Electric Vehicles,“ in *2021 European Control Conference (ECC)*, Delft, Netherlands, 6292021, S. 1359–1366, ISBN: 978-9-4638-4236-5. DOI: 10.23919/ECC54610.2021.9655064.
- [130] L. Thibault, G. de Nunzio und A. Sciarretta, „A Unified Approach for Electric Vehicles Range Maximization via Eco-Routing, Eco-Driving, and Energy Consumption Prediction,“ *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Bd. 3, Rn. 4, S. 463–475, 2018, DOI: 10.1109/TIV.2018.2873922.
- [131] A. Meshginqalam und J. Bauman, „Two-Level MPC Speed Profile Optimization of Autonomous Electric Vehicles Considering Detailed Internal and External Losses,“ *IEEE Access*, Bd. 8, S. 206559–206570, 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3038050.
- [132] B. Saerens, M. Diehl und E. van den Bulck, „Optimal Control Using Pontryagin’s Maximum Principle and Dynamic Programming,“ in *Automotive Model Predictive Control (Lecture Notes in Control and Information Sciences)*. Bd. 402, M. Morari, M. Thoma, L. Del Re, F. Allgöwer, L. Glielmo, C. Guardiola und I. Kolmanovsky, Hrsg. London: Springer London, 2010, S. 119–138, ISBN: 978-1-84996-070-0. DOI: 10.1007/978-1-84996-071-7_8.
- [133] Embotech. „ForcesPro,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.embotech.com/products/forcespro/overview/> [aufgerufen am 22. 06. 2022].
- [134] Mathworks. „fmincon - Find minimum of constrained nonlinear multivariable function,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://de.mathworks.com/help/optim/ug/fmincon.html> [aufgerufen am 22. 06. 2022].
- [135] A. Koch, T. Bürchner, T. Herrmann und M. Lienkamp, „Eco-Driving for Different Electric Powertrain Topologies Considering Motor Efficiency,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 12, Rn. 1, S. 6, 2021, DOI: 10.3390/wevj12010006.
- [136] A. Koch, O. Teichert, S. Kalt, A. Ongel und M. Lienkamp, „Powertrain Optimization for Electric Buses under Optimal Energy-Efficient Driving,“ *Energies*, Bd. 13, Rn. 23, S. 6451, 2020, DOI: 10.3390/en13236451.
- [137] Thomas Pesce, „Ein Werkzeug zur Spezifikation von effizienten Antriebstopologien für Elektrofahrzeuge,“ Dissertation, Technische Universität München, München, 2014.
- [138] M. Vaillant, „Design Space Exploration zur multikriteriellen Optimierung elektrischer Sportwagenantriebsstränge,“ Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe, 2015.
- [139] Christian Angerer, „Antriebskonzept-Optimierung für batterieelektrische Allradfahrzeuge,“ Dissertation, Technische Universität München, München, 2020.
- [140] P. D. Walker, S. Abdul Rahman, B. Zhu und N. Zhang, „Modelling, Simulations, and Optimisation of Electric Vehicles for Analysis of Transmission Ratio Selection,“ *Advances in Mechanical Engineering*, Bd. 5, S. 340435, 2013, DOI: 10.1155/2013/340435.
- [141] T. Hofman und C. H. Dai, „Energy efficiency analysis and comparison of transmission technologies for an electric vehicle,“ in *2010 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, Lille, France, 2010, S. 1–6, ISBN: 978-1-4244-8220-7. DOI: 10.1109/VPPC.2010.5729082.

- [142] L. Nicoletti, „Parametric Modeling of Battery Electric Vehicles in the Early Development Phase,“ Dissertation, Technische Universität München, München, 2022.
- [143] A. König, „Methodik zur Auslegung von autonomen Fahrzeugkonzepten,“ Dissertation, Technische Universität München, München, eingereicht, 2022.
- [144] A. König, L. Nicoletti, S. Kalt, K. Müller, A. Koch und M. Lienkamp, „An Open-Source Modular Quasi-Static Longitudinal Simulation for Full Electric Vehicles,“ in *2020 Fifteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, Monte-Carlo, Monaco, 2020, S. 1–9, ISBN: 978-1-7281-5641-5. DOI: 10.1109/EVER48776.2020.9242981.
- [145] Tschochner Maximilian, „Comparative Assessment of vehicle powertrain concepts in the early development phase,“ Dissertation, Technische Universität München, München, 2018.
- [146] A. Koch, L. Nicoletti, T. Herrmann und M. Lienkamp, „Implementation and Analyses of an Eco-Driving Algorithm for Different Battery Electric Powertrain Topologies Based on a Split Loss Integration Approach,“ *Energies*, Bd. 15, Rn. 15, S. 5396, 2022, DOI: 10.3390/en15155396.
- [147] S. Albrecht und M. Ulbrich, „Mathematical programs with complementarity constraints in the context of inverse optimal control for locomotion,“ *Optimization Methods and Software*, Bd. 32, Rn. 4, S. 670–698, 2017, DOI: 10.1080/10556788.2016.1225212.
- [148] M. Elbanhawi, M. Simic und R. Jazar, „In the Passenger Seat: Investigating Ride Comfort Measures in Autonomous Cars,“ *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, Bd. 7, Rn. 3, S. 4–17, 2015, DOI: 10.1109/MITS.2015.2405571.
- [149] F. Wang, „A driver assistant system for improvement of passenger ride comfort through modification of driving behaviour,“ in *International Conference on Advanced Driver Assistance Systems (ADAS)*, Birmingham, UK, 2001, S. 38–42, ISBN: 0 85296 743 8. DOI: 10.1049/cp:20010494.
- [150] J. P. Powell und R. Palacín, „Passenger Stability Within Moving Railway Vehicles: Limits on Maximum Longitudinal Acceleration,“ *Urban Rail Transit*, Bd. 1, Rn. 2, S. 95–103, 2015, DOI: 10.1007/s40864-015-0012-y.
- [151] H. Bellem, B. Thiel, M. Schrauf und J. F. Krems, „Comfort in automated driving: An analysis of preferences for different automated driving styles and their dependence on personality traits,“ *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, Bd. 55, S. 90–100, 2018, DOI: 10.1016/j.trf.2018.02.036.
- [152] R. T. Marler und J. S. Arora, „The weighted sum method for multi-objective optimization: new insights,“ *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Bd. 41, Rn. 6, S. 853–862, 2010, DOI: 10.1007/s00158-009-0460-7.
- [153] J. A. E. Andersson, J. Gillis, G. Horn, J. B. Rawlings und M. Diehl, „CasADi – A software framework for nonlinear optimization and optimal control,“ *Mathematical Programming Computation*, Bd. 11, Rn. 1, S. 1–36, 2019, DOI: 10.1007/s12532-018-0139-4.
- [154] A. Koch, T. Herrmann, T. Bürchner und D. Xucheng. „Eco-Driving-Toolbox for Battery Electric Vehicles,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://github.com/TUMFTM/Eco_Driving_Toolbox_for_BEVs [aufgerufen am 30.06.2022].

- [155] T. Bürchner, „Aufbau und Analyse eines längsdynamischen Eco-Driving Algorithmus für unterschiedliche Antriebsstrangtopologien,“ Master’s Thesis, Technische Universität München, München, 2020.
- [156] X. Duan, „Modellierung von Komponenten des elektrischen Antriebsstrangs für einen energieeffizienten Fahralgorithmus,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, München, 2021.
- [157] Mathworks. „quadprog quadratic programming,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://de.mathworks.com/help/optim/ug/quadprog.html> [aufgerufen am 20. 04. 2022].
- [158] MotorXP. „MotorXP Electric Machine Design and Analysis Software,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://motorxp.com/#motorrpm> [aufgerufen am 05. 05. 2022].
- [159] MotorXP. „Performance Analysis of the Tesla Model 3 Electric Motor using MotorXP-PM,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://motorxp.com/wp-content/uploads/mxp_analysis_TeslaModel3.pdf [aufgerufen am 05. 05. 2022].
- [160] S. Kalt. „Electric Machine Design,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://github.com/TUMFTM/Electric_Machine_Design [aufgerufen am 05. 05. 2022].
- [161] S. Kalt, J. Erhard, B. Danquah und M. Lienkamp, „Electric Machine Design Tool for Permanent Magnet Synchronous Machines,“ in *2019 Fourteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, Monte-Carlo, Monaco, 2019, S. 1–7, ISBN: 978-1-7281-3703-2. DOI: 10.1109/EVER.2019.8813601.
- [162] S. Kalt, J. Erhard und M. Lienkamp, „Electric Machine Design Tool for Permanent Magnet Synchronous Machines and Induction Machines,“ *Machines*, Bd. 8, Rn. 1, S. 15, 2020, DOI: 10.3390/machines8010015.
- [163] C. Paar, A. Muetze und H. Kolbe, „Influence of Machine Integration on the Thermal Behavior of a PM Drive for Hybrid Electric Traction,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Bd. 51, Rn. 5, S. 3914–3922, 2015, DOI: 10.1109/TIA.2015.2427280.
- [164] K. Kiyota, T. Kakishima und A. Chiba, „Estimation and comparison of the windage loss of a 60 kW Switched Reluctance Motor for hybrid electric vehicles,“ in *2014 International Power Electronics Conference (IPEC-Hiroshima 2014 - ECCE ASIA)*, Hiroshima, Japan, 2014, S. 3513–3518, ISBN: 978-1-4799-2705-0. DOI: 10.1109/IPEC.2014.6870001.
- [165] L. Nicoletti, P. Köhler, A. König, M. Heinrich und M. Lienkamp, „Parametric Modelling of Weight and Volume Effects in Battery Electric Vehicles with Focus on the Gearbox,“ *Proceedings of the Design Society*, Bd. 1, S. 2389–2398, 2021, DOI: 10.1017/pds.2021.500.
- [166] Verordnung (EU) 2018/858 des Europäischen Parlaments und des Rates, Verordnung 2018/858, 2018.
- [167] UN-Regelung Nr. 154 — Einheitliche Bedingungen für die Genehmigung von leichten Personenkraftwagen und Nutzfahrzeugen in Bezug auf die Kriterien Emissionen, Kohlendioxidemissionen und Kraftstoffverbrauch und/oder die Messung des Stromverbrauchs und der elektrischen Reichweite (WLTP) [2021/2039], Rechtsakte von Gremien, die im Rahmen internationaler Übereinkünfte eingesetzt wurden 154, 2021.

- [168] Benedikt Danquah, „Zuverlässigkeitsbestimmung von Gesamtfahrzeugsimulationen durch statistische Validierung,“ Dissertation, Technische Universität München, München, 2022.
- [169] SCS, „Terminology for model credibility: Reports of SCS Technical Committees,“ *Simulation*, Bd. 32, Rn. 3, S. 103–104, 1979, DOI: 10.1177/003754977903200304.
- [170] Department of Defense. „Modeling and Simulation Body of Knowledge (BOK),“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.msco.mil/DocumentLibrary/MSReferences/MSEducation/_25_MSBOOK20101022DistA.pdf [aufgerufen am 22. 09. 2022].
- [171] L. E. Schwer, „An overview of the PTC 60/V&V 10: guide for verification and validation in computational solid mechanics,“ *Engineering with Computers*, Bd. 23, Rn. 4, S. 245–252, 2007, DOI: 10.1007/s00366-007-0072-z.
- [172] Verordnung (EU) 2017/1151 der Kommission vom 1. Juni 2017 zur Ergänzung der Verordnung (EG) Nr. 715/2007 des Europäischen Parlaments und des Rates über die Typgenehmigung von Kraftfahrzeugen hinsichtlich der Emissionen von leichten Personenkraftwagen und Nutzfahrzeugen (Euro 5 und Euro 6) und über den Zugang zu Fahrzeugreparatur- und -wartungsinformationen, zur Änderung der Richtlinie 2007/46/EG des Europäischen Parlaments und des Rates, der Verordnung (EG) Nr. 692/2008 der Kommission sowie der Verordnung (EU) Nr. 1230/2012 der Kommission und zur Aufhebung der Verordnung (EG) Nr. 692/2008 der Kommission, Verordnung (EU) 2017/1151, 2017.
- [173] Verordnung (EU) 2018/1832 der Kommission vom 5. November 2018 zur Änderung der Richtlinie 2007/46/EG des Europäischen Parlaments und des Rates, der Verordnung (EG) Nr. 692/2008 der Kommission und der Verordnung (EU) 2017/1151 der Kommission im Hinblick auf die Verbesserung der emissionsbezogenen Typgenehmigungsprüfungen und -verfahren für leichte Personenkraftwagen und Nutzfahrzeuge, unter anderem in Bezug auf die Übereinstimmung in Betrieb befindlicher Fahrzeuge und auf Emissionen im praktischen Fahrbetrieb und zur Einführung von Einrichtungen zur Überwachung des Kraftstoff- und des Stromverbrauchs, Verordnung (EU) 2018/1832, 2018.
- [174] Drive Quality Evaluation for Chassis Dynamometer Testing, SAE International, Standard SAE J2951_201401, 2014.
- [175] P. Lamp, „Anforderungen an Batterien für die Elektromobilität,“ in *Handbuch Lithium-Ionen-Batterien*, R. Korthauer, Hrsg. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013, S. 393–415, ISBN: 978-3-642-30652-5. DOI: 10.1007/978-3-642-30653-2_32.
- [176] S. Kalt, K. L. Stolle, P. Neuhaus, T. Herrmann, A. Koch und M. Lienkamp, „Dependency of Machine Efficiency on the Thermal Behavior of Induction Machines,“ *Machines*, Bd. 8, Rn. 1, S. 9, 2020, DOI: 10.3390/machines8010009.
- [177] J. Schutzhold und W. Hofmann, „Analysis of the temperature dependence of losses in electrical machines,“ in *2013 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*, Denver, CO, USA, 2013, S. 3159–3165, ISBN: 978-1-4799-0336-8. DOI: 10.1109/ECCE.2013.6647114.
- [178] H. Auinger, „Determination and designation of the efficiency of electrical machines,“ *Power Engineering Journal*, Bd. 13, Rn. 1, S. 15–23, 1999, DOI: 10.1049/pe:19990106.

- [179] A. Sorniotti, S. Subramanyan, A. Turner, C. Cavallino, F. Viotto und S. Bertolotto, „Selection of the Optimal Gearbox Layout for an Electric Vehicle,“ *SAE International Journal of Engines*, Bd. 4, Rn. 1, S. 1267–1280, 2011, DOI: 10.4271/2011-01-0946.
- [180] P. Belotti, P. Bonami, J. J. Forrest, L. Ladanyi, C. Laird, J. Lee, F. Margot und A. Waechter. „Basic Open-source Nonlinear Mixed INteger programming,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://coin-or.github.io/Bonmin/> [aufgerufen am 28. 06. 2022].
- [181] C. Sohn, J. Andert und D. Jolovic, „An Analysis of the Tradeoff Between Fuel Consumption and Ride Comfort for the Pulse and Glide Driving Strategy,“ *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Bd. 69, Rn. 7, S. 7223–7233, 2020, DOI: 10.1109/TVT.2020.2994467.
- [182] S. Le Vine, A. Zolfaghari und J. Polak, „Autonomous cars: The tension between occupant experience and intersection capacity,“ *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 52, S. 1–14, 2015, DOI: 10.1016/j.trc.2015.01.002.
- [183] D. Sakarya, „Analyse und Vergleich des Energieeinsparpotenzials für verschiedene Fahrzeugabstandsregelsysteme,“ Master’s Thesis, Technische Universität München, München, 2021.
- [184] MathWorks. „Automated Driving Toolbox,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://de.mathworks.com/products/automated-driving.html> [aufgerufen am 28. 06. 2022].
- [185] D. Vogiatzis, „Vehicle Speed Prediction using Neural Networks,“ Master’s Thesis, Technische Universität München, München, 2020.
- [186] A. König, L. Nicoletti, D. Schröder, S. Wolff, A. Waclaw und M. Lienkamp, „An Overview of Parameter and Cost for Battery Electric Vehicles,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 12, Rn. 1, S. 21, 2021, DOI: 10.3390/wevj12010021.
- [187] Volkswagen AG. „Der ID.4,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.volkswagen.de/de/konfigurator.html/___app/id-4/der-id-4---standardmodelle/der-neue-id-4-pro.app?buildabilityStatus-app=buildable&category-app=private&carlineId-app=30290&salesGroupId-app=33255&trimName-app=Pro&modelId-app=E213MN&modelVersion-app=1&modelYear-app=2023&exteriorId-app=F14+C2C2&interiorId-app=F56+++++AX&options-app=GYCRYCR [aufgerufen am 19. 10. 2022].
- [188] Volkswagen AG. „Der ID.4,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.volkswagen-newsroom.com/de/pressemitteilungen/volkswagen-bietet-zusaetzliche-allradversion-fuer-den-id4-an-8001> [aufgerufen am 09. 06. 2022].
- [189] T. U. Şanal, „Aufbau eines Frameworks für die Antriebsstrangoptimierung autonomer Fahrzeuge,“ Semester’s Thesis, Technische Universität München, München, 2021.
- [190] H. D. Futschik, A. Achleitner, G. Döllner, C. Burgers, J. K.-H. Friedrich, C. H. Mohrdieck, H. Schulze, M. Wöhr, P. Antony, M. Urstöger, K. E. Noreikat, M. Wagner, E. Berger, M. Gruber und G. Kiesgen, „Formen und neue Konzepte,“ in *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik (ATZ / MTZ-Fachbuch)*, H.-H. Braess und U. Seiffert, Hrsg. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2013, S. 119–219, ISBN: 978-3-658-01691-3. DOI: 10.1007/978-3-658-01691-3_4. Verfügbar: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-01691-3>.
- [191] K. Moller, „Antriebsstrangmodellierung zur Optimierung autonomer Elektrofahrzeuge,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, München, 2021.

- [192] ADAC. „Der ADAC Autotest,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.adac.de/-/media/pdf/motorwelt/so-testet-der-adac-autotest_30012.pdf [aufgerufen am 16. 09. 2022].
- [193] Volkswagen AG. „VW Polo Life 1,0 I 59 kW (80 PS) 5-Gang Technische Daten,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.volkswagen.de/de/konfigurator.html/__app/der-neue-polo/der-neue-polo/life.app?buildabilityStatus-app=buildable&category-app=private&carlineId-app=30204&salesGroupId-app=33050&trimName-app=Life&modelId-app=AE13GV%24GYOSYOS&modelVersion-app=1&modelYear-app=2023&exteriorId-app=F14+6U6U&interiorId-app=F56+++++EL [aufgerufen am 11. 07. 2022].
- [194] K. Heiss, „Szenarioentwicklung für die Antriebsstrangauslegung autonomer Fahrzeuge,“ Semester’s Thesis, Technische Universität München, München, 2021.
- [195] A. C. Mersky und C. Samaras, „Fuel economy testing of autonomous vehicles,“ *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 65, S. 31–48, 2016, DOI: 10.1016/j.trc.2016.01.001.
- [196] M. Hafner, T. Finken, M. Felden und K. Hameyer, „Automated Virtual Prototyping of Permanent Magnet Synchronous Machines for HEVs,“ *IEEE Transactions on Magnetics*, Bd. 47, Rn. 5, S. 1018–1021, 2011, DOI: 10.1109/TMAG.2010.2091675.
- [197] P. Köhler, „Semi-physikalische Modellierung von Antriebsstrangkomponenten für Elektrofahrzeuge,“ Master’s Thesis, Technische Universität München, München, 2021.
- [198] A. Romano, „Data-based Analysis for Parametric Weight Estimation of New BEV Concepts,“ Master’s Thesis, Technische Universität München, München, 2021.
- [199] M. Fries, M. Kerler, S. Rohr, S. Schickram, M. Sinning, R. Kochhan, S. Fuchs, B. Reuter und M. Lienkamp, „An overview of costs for vehicle components, fuels, greenhouse gas emissions and total cost of ownership update 2017,“ *Research Gate*, 2017.
- [200] A. König. „AuVeCoDe,“ [Online]. Verfügbar: <https://github.com/TUMFTM/XXX>.
- [201] A. Burke, „Fast Charging (up to 6C) of Lithium-Ion Cells and Modules,“ in *Lithium-Ion Batteries*, Gianfranco Pistoia, Hrsg. Elsevier, 2014, S. 41–55, ISBN: 9780444595133. DOI: 10.1016/B978-0-444-59513-3.00003-0.
- [202] Statista Research Department. „Strompreise* für Haushaltskunden in Deutschland in den Jahren 2011 bis 2021,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/154908/umfrage/strompreise-fuer-haushaltskunden-seit-2006/> [aufgerufen am 12. 07. 2022].
- [203] Statista Research Department. „Strompreise für Gewerbe- und Industriekunden in Deutschland in den Jahren 2011 bis 2021,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/154908/umfrage/strompreise-fuer-haushaltskunden-seit-2006/> [aufgerufen am 12. 07. 2022].
- [204] C. Gaete-Morales, H. Kramer, W.-P. Schill und A. Zerrahn, „An open tool for creating battery-electric vehicle time series from empirical data, emobpy,“ *Scientific data*, Bd. 8, Rn. 1, S. 152, 2021, DOI: 10.1038/s41597-021-00932-9.
- [205] G. Trentadue, A. Lucas, M. Otura, K. Pliakostathis, M. Zanni und H. Scholz, „Evaluation of Fast Charging Efficiency under Extreme Temperatures,“ *Energies*, Bd. 11, Rn. 8, S. 1937, 2018, DOI: 10.3390/en11081937.

- [206] J. H. Gawron, G. A. Keoleian, R. D. de Kleine, T. J. Wallington und H. C. Kim, „Life Cycle Assessment of Connected and Automated Vehicles: Sensing and Computing Subsystem and Vehicle Level Effects,“ *Environmental science & technology*, Bd. 52, Rn. 5, S. 3249–3256, 2018.
- [207] Z. Liu, H. Tan, X. Kuang, H. Hao und F. Zhao, „The Negative Impact of Vehicular Intelligence on Energy Consumption,“ *Journal of Advanced Transportation*, Bd. 2019, S. 1–11, 2019, DOI: 10.1155/2019/1521928.
- [208] H. Chowdhury, F. Alam, I. Khan, V. Djamovski und S. Watkins, „Impact of Vehicle add-ons on Energy Consumption and Greenhouse Gas Emissions,“ *Procedia Engineering*, Bd. 49, S. 294–302, 2012, DOI: 10.1016/j.proeng.2012.10.140.
- [209] Hale electronic. „Das TAXI-Dachzeichen mit System,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://www.hale.at/fileadmin/user_upload/PDF/02_Dachzeichen/Prospekt_TRS-LED_de.pdf [aufgerufen am 18.07.2022].
- [210] R. E. Stern, S. Cui, M. L. Delle Monache, R. Bhadani, M. Bunting, M. Churchill, N. Hamilton, R. Haulcy, H. Pohlmann, F. Wu, B. Piccoli, B. Seibold, J. Sprinkle und D. B. Work, „Dissipation of stop-and-go waves via control of autonomous vehicles: Field experiments,“ *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 89, S. 205–221, 2018, DOI: 10.1016/j.trc.2018.02.005.
- [211] A. Talebpour und H. S. Mahmassani, „Influence of connected and autonomous vehicles on traffic flow stability and throughput,“ *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 71, S. 143–163, 2016.
- [212] H. Yu, S. Koga und M. Krstic, „Stabilization of Traffic Flow With a Leading Autonomous Vehicle,“ in *ASME 2018 Dynamic Systems and Control Conference*, Atlanta, Georgia, USA, 2018, ISBN: 978-0-7918-5190-6. DOI: 10.1115/DSCC2018-9239.
- [213] Robin TV. „VW ID.3 - VW-Expertin beantwortet eure Fragen !,“ 2022. [Online]. Verfügbar: <https://www.youtube.com/watch?v=wDsZ40DZVa4&t=950s> [aufgerufen am 11.07.2022].

Vorveröffentlichungsliste

Während der Anfertigung dieser Dissertation entstanden Veröffentlichungen und Studienarbeiten, in denen Teilaspekte dieser Arbeit vorgestellt wurden.

Zeitschriften; Scopus/Web of Science gelistet (peer-reviewed)

- [12] F. Schockenhoff, A. König, A. Koch und M. Lienkamp, „Customer-Relevant Properties of Autonomous Vehicle Concepts,“ *Procedia CIRP*, Bd. 91, S. 55–60, 2020, DOI: 10.1016/j.procir.2020.02.150.
- [38] N. Wassiliadis, M. Steinsträter, M. Schreiber, P. Rosner, L. Nicoletti, F. Schmid, M. Ank, O. Teichert, L. Wildfeuer, J. Schneider, A. Koch, A. König, A. Glatz, J. Gandlergruber, T. Kröger, X. Lin und M. Lienkamp, „Quantifying the state of the art of electric powertrains in battery electric vehicles: Range, efficiency, and lifetime from component to system level of the Volkswagen ID.3,“ *eTransportation*, 2022, DOI: 10.1016/j.etrans.2022.100167.
- [135] A. Koch, T. Bürchner, T. Herrmann und M. Lienkamp, „Eco-Driving for Different Electric Powertrain Topologies Considering Motor Efficiency,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 12, Rn. 1, S. 6, 2021, DOI: 10.3390/wevj12010006.
- [136] A. Koch, O. Teichert, S. Kalt, A. Ongel und M. Lienkamp, „Powertrain Optimization for Electric Buses under Optimal Energy-Efficient Driving,“ *Energies*, Bd. 13, Rn. 23, S. 6451, 2020, DOI: 10.3390/en13236451.
- [146] A. Koch, L. Nicoletti, T. Herrmann und M. Lienkamp, „Implementation and Analyses of an Eco-Driving Algorithm for Different Battery Electric Powertrain Topologies Based on a Split Loss Integration Approach,“ *Energies*, Bd. 15, Rn. 15, S. 5396, 2022, DOI: 10.3390/en15155396.
- [176] S. Kalt, K. L. Stolle, P. Neuhaus, T. Herrmann, A. Koch und M. Lienkamp, „Dependency of Machine Efficiency on the Thermal Behavior of Induction Machines,“ *Machines*, Bd. 8, Rn. 1, S. 9, 2020, DOI: 10.3390/machines8010009.

Konferenzen, Magazine, etc.; Scopus/Web of Science gelistet (peer-reviewed)

- [144] A. König, L. Nicoletti, S. Kalt, K. Müller, A. Koch und M. Lienkamp, „An Open-Source Modular Quasi-Static Longitudinal Simulation for Full Electric Vehicles,“ in *2020 Fifteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, Monte-Carlo, Monaco, 2020, S. 1–9, ISBN: 978-1-7281-5641-5. DOI: 10.1109/EVER48776.2020.9242981.

Nicht-dissertationsrelevante Veröffentlichungen; Scopus/Web of Science gelistet (peer-reviewed)

L. Nicoletti, M. Bronner, B. Danquah, A. Koch, A. König, S. Krapf, A. Pathak, F. Schockenhoff, G. Sethuraman, S. Wolff und M. Lienkamp, „Review of Trends and Potentials in the Vehicle Concept Development Process,“ in *2020 Fifteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, Monte-Carlo, Monaco, 2020, S. 1–15, ISBN: 978-1-7281-5641-5. DOI: 10.1109/EVER48776.2020.9243115.

A. König, P. Neuhaus, K. Alexander, S. Ferdinand, H. Philipp, B. Ingrid und L. Markus, „Concept Development Process for Doors of Autonomous Vehicles,“ *Proceedings of the Design Society*, Bd. 1, S. 701–710, 2021, DOI: 10.1017/pds.2021.70.

A. Koenig, F. Schockenhoff, A. Koch und M. Lienkamp, „Concept Design Optimization of Autonomous and Electric Vehicles,“ in *2019 8th International Conference on Power Science and Engineering (ICPSE)*, Dublin, Ireland, 2019, S. 44–49, ISBN: 978-1-7281-6081-8. DOI: 10.1109/ICPSE49633.2019.9041175.

B. Danquah, A. Koch, T. Weis, M. Lienkamp und A. Pinnel, „Modular, Open Source Simulation Approach: Application to Design and Analyze Electric Vehicles,“ in *2019 Fourteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, Monte-Carlo, Monaco, 2019, S. 1–8, ISBN: 978-1-7281-3703-2. DOI: 10.1109/EVER.2019.8813568.

O. Teichert, A. Koch und A. Ongel, „Comparison of Eco-Driving Strategies for Different Traffic-Management Measures,“ in *2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, Rhodes, Greece, 2020, S. 1–7, ISBN: 978-1-7281-4149-7. DOI: 10.1109/ITSC45102.2020.9294517.

X. Duan, F. Schockenhoff und A. Koch, „Implementation of Driving Cycles Based on Driving Style Characteristics of Autonomous Vehicles,“ *World Electric Vehicle Journal*, Bd. 13, Rn. 6, S. 108, 2022, DOI: 10.3390/wevj13060108.

Dissertationsrelevante Open-Source Software

- [154] A. Koch, T. Herrmann, T. Bürchner und D. Xucheng. „Eco-Driving-Toolbox for Battery Electric Vehicles,“ 2022. [Online]. Verfügbar: https://github.com/TUMFTM/Eco_Driving_Toolbox_for_BEVs [aufgerufen am 30. 06. 2022].

Betreute Studienarbeiten

Folgende studentische Arbeiten entstanden im Rahmen der Dissertation unter der inhaltlichen, fachlichen und wissenschaftlichen Betreuung sowie unter maßgeblicher Anleitung des Autors. Im Folgenden sind die für diese Dissertation relevanten und in Bezug stehenden Bachelor-, Semester- und Masterarbeiten aufgeführt. Vielen Dank geht hier an die Bearbeiter für die umfangreiche Unterstützung im Rahmen dieses Forschungsprojekt.

- [72] F. Maghrebi, „Research on Energy-efficient Driving Strategies in Real-World Applications,“ Bachelorarbeit, Technische Universität München, München, 2021.
- [155] T. Bürchner, „Aufbau und Analyse eines längsdynamischen Eco-Driving Algorithmus für unterschiedliche Antriebsstrangtopologien,“ Master’s Thesis, Technische Universität München, München, 2020.
- [156] X. Duan, „Modellierung von Komponenten des elektrischen Antriebsstrangs für einen energieeffizienten Fahralgorithmus,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, München, 2021.
- [183] D. Sakarya, „Analyse und Vergleich des Energieeinsparpotenzials für verschiedene Fahrzeugabstandsregelsysteme,“ Master’s Thesis, Technische Universität München, München, 2021.
- [185] D. Vogiatzis, „Vehicle Speed Prediction using Neural Networks,“ Master’s Thesis, Technische Universität München, München, 2020.
- [189] T. U. Şanal, „Aufbau eines Frameworks für die Antriebsstrangoptimierung autonomer Fahrzeuge,“ Semester’s Thesis, Technische Universität München, München, 2021.
- [194] K. Heiss, „Szenarioentwicklung für die Antriebsstrangauslegung autonomer Fahrzeuge,“ Semester’s Thesis, Technische Universität München, München, 2021.

Anhang

A	Anhang Stand der Technik	xxx
A.1	Veranschaulichung der Karush-Kuhn-Tucker-Bedingungen	xxx
A.2	Veranschaulichung des Innere Punkte Verfahrens	xxxii
B	Anhang Energieeffizientes Fahren	xxxv
B.1	Parameter des Optimierungsalgorithmus	xxxv
B.2	Zusätzliche Ausrollversuche	xxxv
B.3	Fitting der Asynchronmaschine	xxxvi
B.4	Fahrzeugparameter und Diskussion der Fahrwiderstandskurven	xxxvii
B.5	Gewichtungs- und Fahrparameter für die Validierung	xxxviii
B.6	Gewichtungs- und Fahrparameter für die Folgefahrt	xxxix
B.7	Gewichtungs- und Fahrparameter für die Zyklus-Optimierung	xl
B.8	Variation der Gewichtungsterme	xl
C	Anhang Antriebsstrangoptimierung	xli
C.1	Parameter des Optimierungsalgorithmus NSGA-II	xli
C.2	Grenzen der Entscheidungsvariablen	xli
C.3	Parameter	xlii

A Anhang Stand der Technik

A.1 Veranschaulichung der Karush-Kuhn-Tucker-Bedingungen

Im Folgenden sollen Schritt für Schritt die KKT-Bedingungen aufgebaut und geometrisch veranschaulicht werden. Dazu werden die Bedingungen am Beispiel aus Abbildung A.1 interpretiert.

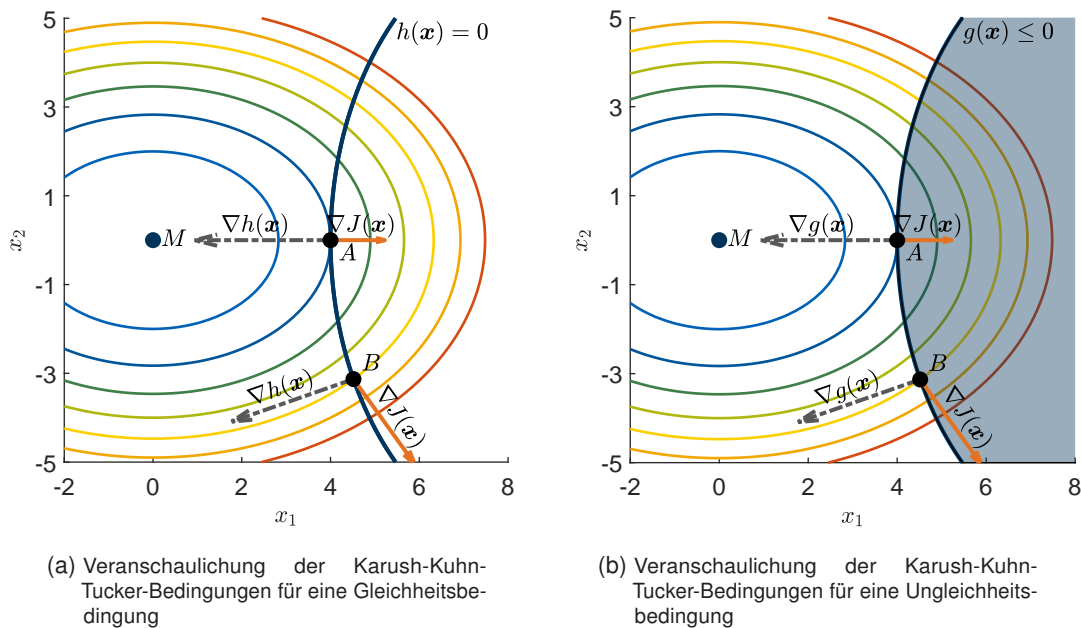


Abbildung A.1: Veranschaulichung der Karush-Kuhn-Tucker-Bedingungen. Die farblichen Höhenlinien um M gehören zur Kostenfunktion $J(x_1, x_2)$ und M stellt deren Minimum im unbeschränkten Fall da. Der Punkt B stellt jeweils einen suboptimalen Punkt des beschränkten Problems dar und der Punkt A zeigt das Minimum des beschränkten Problems. Die eingezeichneten Gradienten sind skaliert. Die gewählten Funktionen sind $J(x_1, x_2) = x_1^2 + 2x_2^2$ und $g(x_1, x_2) = h(x_1, x_2) = 2(x_1 - 9)^2 + x_2^2 - 50$.

Während bei einem unbeschränkten Problem ein Optimum die Bedingung $\nabla J(x^*) = 0$ erfüllen muss, ändert sich die Bedingung bei einer hinzugefügten Gleichheitsbedingung $h(x) = 0$, für ein Optimum zu

$$\nabla J(x^*) + \lambda \nabla h(x^*) = 0 \quad (\text{A.1a})$$

$$h(x^*) = 0 \quad (\text{A.1b})$$

mit dem Kuhn-Tucker-Multiplikator λ [21, S. 191]. Wenn die Beschränkung nicht durch den Punkt M geht, gilt $\nabla J(\mathbf{x}^*) \neq 0$. Damit die KKT-Bedingungen erfüllt sind, muss $\nabla J(\mathbf{x}^*) = -\lambda \nabla h(\mathbf{x}^*)$ gelten. Dafür muss $\nabla h(\mathbf{x}^*)$ in die gleiche oder entgegengesetzte Richtung zu $\nabla J(\mathbf{x}^*)$ zeigen, die Vektoren müssen also linear abhängig sein. Der Kuhn-Tucker Multiplikator λ dient zum Skalieren, damit sich die Vektoren negieren. Abbildung A.1a zeigt dies schematisch. Das gesuchte Optimum muss auf der Kurve $h(\mathbf{x}) = 0$ liegen. Am Punkt B sind die Gradienten von J und h linear unabhängig, während sie am Punkt A linear abhängig sind, was das Minimum des Problems darstellt. Sollte die Gleichheitsbedingung durch den Punkt M gehen, so kann durch $\lambda = 0$ der zweite Term aus Gleichung A.1 zu Null gesetzt werden, und die Gleichung ist erfüllt.

Wird eine Ungleichheitsbedingung $g(\mathbf{x}) \leq 0$ zu einem unbeschränkten Problem hinzugefügt, so ergeben sich folgende Bedingungen:

$$\nabla J(\mathbf{x}^*) + \mu \nabla g(\mathbf{x}^*) = 0 \quad (\text{A.2a})$$

$$g(\mathbf{x}^*) \leq 0 \quad (\text{A.2b})$$

$$\mu g(\mathbf{x}^*) = 0 \quad (\text{A.2c})$$

$$\mu \geq 0 \quad (\text{A.2d})$$

mit dem Kuhn-Tucker-Multiplikator μ [21, S. 191]. Gleichung A.2c beschreibt eine Komplementärbedingung. Mindestens einer der beiden Terme muss Null sein. Wenn $g(\mathbf{x}^*) = 0$ gilt, so ist die Ungleichheitsbedingung bindend. Das bedeutet, dass das Optimum auf der Grenze der Ungleichheitsbedingung liegt (vgl. Gleichung A.2b). Bei einer bindenden Ungleichheitsbedingung muss $\nabla g(\mathbf{x}^*)$ entgegengesetzt zu $\nabla J(\mathbf{x}^*)$ stehen. Wegen Gleichung A.2d kann der Faktor μ nur zum Skalieren der Größe und nicht zum Richtungswechsel des Vektors genutzt werden. Dies ist damit zu erklären, dass bei gleicher Richtung der Gradienten die Ungleichheitsbedingung nicht-bindend ist. Abbildung A.1b zeigt dies schematisch. Falls $g(\mathbf{x}^*) < 0$ gilt, ist die Ungleichheitsbedingung nicht bindend und damit nicht relevant für das Optimum und es gilt $\mu = 0$.

Aus diesen Überlegungen ergeben sich die KKT-Optimalitätsbedingungen für l Gleichheitsbedingungen und m Ungleichheitsbedingungen zu Gleichung (2.7).

A.2 Veranschaulichung des Innere Punkte Verfahrens

Das Konzept des IP-Verfahrens soll im Folgenden veranschaulicht werden. Das Konzept soll anhand des oben beschriebenen Beispiels aus Abbildung A.1b mit einer Ungleichheitsbedingung (Gleichungen A.2a-A.2d) beschrieben werden. Durch das Hinzufügen von Barrierenfunktionen soll die zu minimierende Kostenfunktion in Bereichen, an dem die Ungleichheitsbedingung $g(\mathbf{x}) \leq 0$ nicht erfüllt ist, bestraft werden. Eine einfache Version wäre das Ergänzen der Kostenfunktion mit einer Indikatorfunktion.

$$\underset{\mathbf{x}}{\text{minimize}} \quad f(\mathbf{x}) + b_{\infty}(g(\mathbf{x})) \quad (\text{A.3})$$

$$b_{\infty}(g(\mathbf{x})) = \begin{cases} 0 & g(\mathbf{x}) \leq 0 \\ +\infty & g(\mathbf{x}) > 0 \end{cases} \quad (\text{A.4})$$

Da die Gradienten an der Grenze nicht definiert sind, lässt sich auf dieses Problem kein Newtonverfahren anwenden. Bei dem IP-Verfahren werden differenzierbare Barrierenfunktionen eingeführt, um Ungleichheitsbedingungen zu ersetzen.

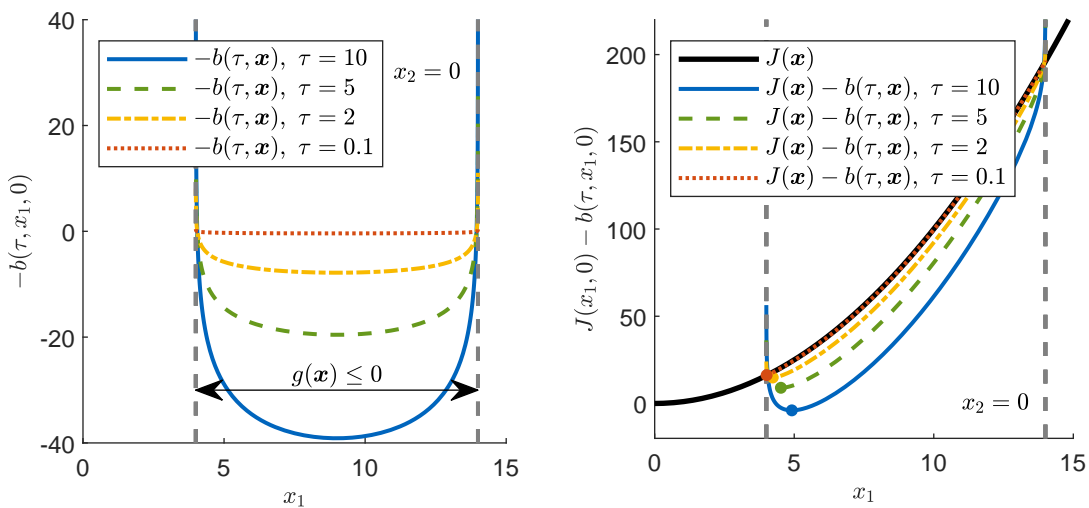
Durch Einführung eines Parameters τ und das Auflösen der Komplementärbedingung aus Gleichung (2.7d) ergibt sich für ein durch eine Ungleichheitsbedingung begrenztes Problem

$$\mu g(\mathbf{x}^*) = 0 \quad \Rightarrow \quad \mu g(\mathbf{x}^*) = -\tau \quad \Rightarrow \quad \mu = -\frac{\tau}{g(\mathbf{x}^*)}. \quad (\text{A.5})$$

Eingesetzt in Gleichung 2.7a ergibt sich

$$\nabla J(\mathbf{x}^*) - \frac{\tau}{g(\mathbf{x}^*)} \nabla g(\mathbf{x}^*) = \nabla (J(\mathbf{x}^*) - \underbrace{\tau \ln(-g(\mathbf{x}^*))}_{b(\tau, \mathbf{x})}) = 0 \quad (\text{A.6})$$

mit der Barrierenfunktionen $b(\tau, \mathbf{x})$. Abbildung A.2a zeigt die Barrierenfunktionen für das Beispiel aus Abbildung A.1 für verschiedene Werte von τ für $x_2 = 0$. Abbildung A.2b zeigt die dazugehörige Kostenfunktion $J(\mathbf{x}) - b(\tau, \mathbf{x})$ sowie das Minimum der entsprechenden Funktionen. Es ist ersichtlich, dass sich die Kostenfunktion mit sinkendem τ immer stärker an die ursprüngliche Kostenfunktion $J(\mathbf{x})$ annähert und sich das Minimum dem des ursprünglich beschränkten Problems annähert.



(a) Veranschaulichung der Barrierenfunktion für verschiedene Werte von τ .

(b) Veranschaulichung der resultierenden Kostenfunktion für verschiedene Werte von τ .

Abbildung A.2: Veranschaulichung des Innere Punkte Verfahrens für das Beispiel aus Abbildung A.1b

B Anhang Energieeffizientes Fahren

B.1 Parameter des Optimierungsalgorithmus

Tabelle B.1: Parameter des Optimierungsalgorithmus

Methode	Maximale Anzahl an Iterationen	Toleranz	Skalierungsmethode
Streckenoptimierung	10000	10^{-4}	keine
Folgefahrt (MPC)	1500	10^{-4}	keine

B.2 Zusätzliche Ausrollversuche

Die Verluste des ID.3 Motors wurden auf dem Rollenprüfstand bestimmt, indem verschiedene Lastpunkte angefahren wurden. Das minimale Drehmoment war 30 Nm. Um die Verluste bei null Drehmoment zu erhalten, wurden Ausrollversuche im Leerlauf durchgeführt, bei denen die Invertereingangsleistung gemessen wurde. Da die Messpunkte jedoch verrauscht sind, wurden die Messungen mit einer Geraden und einem Polynom dritten Grades angenähert. Es wurde angenommen, dass im Leerlauf das Moment im Luftspalt null entspricht. Damit entspricht die Invertereingangsleistung den elektrischen Verlusten bei null Drehmoment.

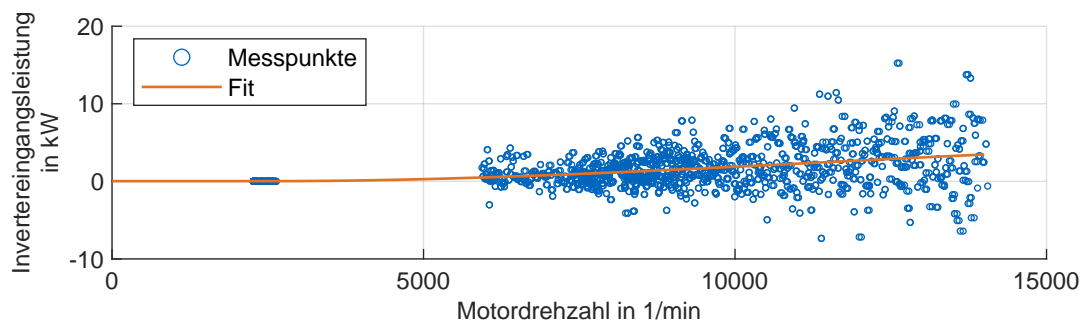
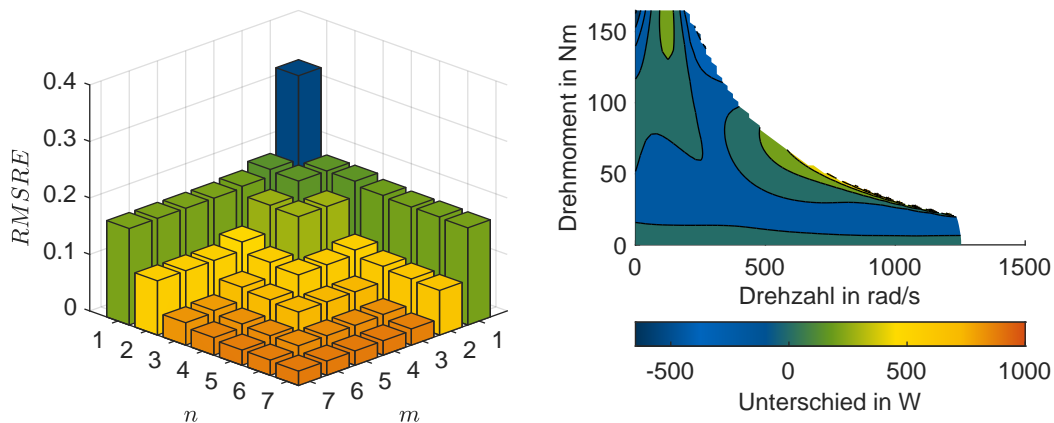


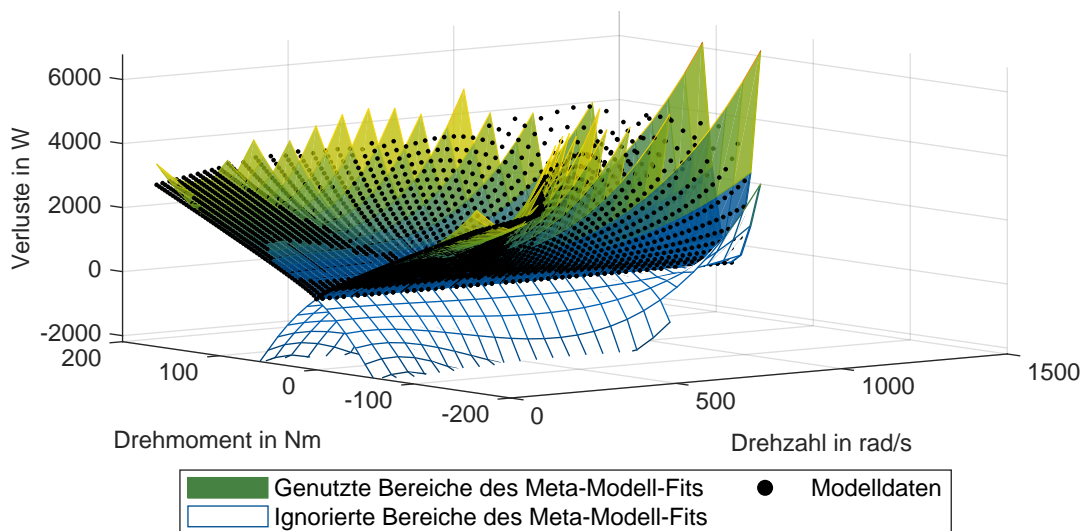
Abbildung B.1: Messung und Annäherung der Invertereingangsleistung bei null Drehmoment

B.3 Fitting der Asynchronmaschine



(a) $RMSRE$ der Fits von Motor und Leistungselektronik für verschiedene Polynomgrade

(b) Unterschied der elektrischen Verlustleistung zwischen $f_{m,loss}^+(\omega_m, T_{m,a}^+)$ und Original in W für $m = 5$ und $n = 3$



(c) Veranschaulichung der zwei Fits der elektrischen Verlustleistung für je positiven und negativen Drehmomentbereich. Der genutzte Bereich aus Gleichungen (3.15a) und (3.15b) der Fits ist farblich gefüllt, der vernachlässigte Bereich ist nur durch Gitterlinien dargestellt.

Abbildung B.2: Veranschaulichung der Fits für die elektrischen Verluste von Motor und Leistungselektronik der ASM

B.4 Fahrzeugparameter und Diskussion der Fahrwiderstandskurven

Tabelle B.2: Fahrzeug- und Umgebungsparameter

Parameter	Symbol	Wert	Einheit	Quelle
Fahrzeugparameter - 1M1G				
Rollwiderstandsbeiwert 1	$c_{r,0}$	9.5×10^{-3}	-	Schätzung
Rollwiderstandsbeiwert 2	$c_{r,1}$	0	-	Gefittet
Rollwiderstandsbeiwert 3	$c_{r,2}$	1.717×10^{-6}	-	Gefittet
Luftwiderstandsbeiwert	c_a	0.1961	-	Basierend auf dem quadratischen Widerstandsparameter aus [38]
Stirnfläche	A_s	2.36	m^2	
Fahrzeugmasse + (Fahrer)	m_{veh}	1820 + (150)	kg	[38]
Drehmassenschlagsfaktor	λ_m	1.03	-	Schätzung
Reifenradius	r_w	0.3468	m	[38]
Getriebeübersetzung	i_g	11.53	-	[38]
Maximales Motormoment der PSM	$T_{m,max,ct}$	309	N m	[38]
Rotorradius der PSM	r_m	80.5	mm	Messung
Rotorstapellänge der PSM	l_m	210	mm	Messung
Empirischer Wert des Motorluftwiderstands	c_m	4.65	-	Basierend auf den Daten von [164]
Innenwiderstand der Akkumulatorzelle	R_i	1.857	m Ω	[38]
Akkumulatorkapazität	C_{cell}	80.44	A h	[38]
Anzahl an seriellen Zellen	n_{ser}	108	-	[38]
Anzahl an parallelen Zellen	n_{par}	2	-	[38]
Start-SOC	ξ	95	%	-
Maximales Bremsdrehmoment	T_b	-5000	N m	Schätzung
Standardmäßige Nebenverbraucherleistung	P_{aux}	300	W	Schätzung
Umgebungsparameter				
Luftdichte	ρ_a	1.18	kg/m^3	Schätzung
Erdbeschleunigung	g	9.81	$\frac{m}{s^2}$	-
Zusätzliche Fahrzeugparameter - 1M2G				
Zusätzliche Fahrzeugmasse	m_{add}	25	kg	Schätzung
Getriebeübersetzung des zweiten Gangs	i_{g2}	3	-	-
Zusätzliche Fahrzeugparameter - 2M1G				
Zusätzliche Fahrzeugmasse	m_{add}	80	kg	Schätzung
Getriebeübersetzung des zweiten Motors	$i_{g,m2}$	8	-	-
Maximales Motormoment der ASM	$T_{m2,max,ct}$	165	Nm	[162]

Abbildung B.3 zeigt die Widerstandskraft und Widerstandsleistung über die Geschwindigkeit für den Volkswagen ID.3 basierend auf der Übereinstimmungsbescheinigung nach [166], der Rollenparametrierung nach [38] und der Parametrierung des Algorithmus. Es fällt auf, dass die Widerstandskraft durch den gewählten konstanten Rollwiderstandsbeiwert $c_{r,0}$ von 9,5 % im niedrigen Geschwindigkeitsbereich über den Werten von Übereinstimmungsbescheinigung und Rollenprüfstand liegt. Die Unterschiede in der resultierenden Verlustleistung sind dagegen gering. Das Schätzen und Festsetzen des Rollwiderstandsbeiwertes $c_{r,0}$ war notwendig, weil dieser basierend auf den Ausrollkurven klein ausgefallen wäre und eine Simulation einen zu geringen Energieverbrauch bei langsamen Geschwindigkeiten berechnet hätte.

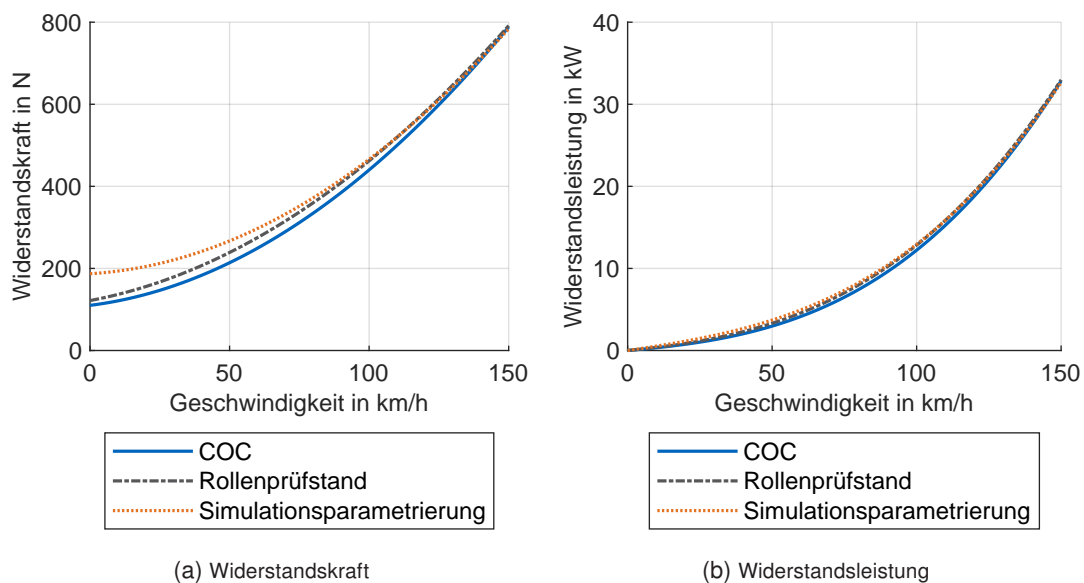


Abbildung B.3: Widerstandskraft und Widerstandsleistung über die Geschwindigkeit für den Volkswagen ID.3 basierend auf der Übereinstimmungsbescheinigung nach [166], Rollenparametrierung nach [38] und Parametrierung des Algorithmus.

B.5 Gewichtungs- und Fahrparameter für die Validierung

Tabelle B.3: Gewichtungsterme Validierungsfahrt (Nicht-Null-Terme)

w_j	w_a	w_E	$w_{r,m}$	$w_{r,b}$
10^3	10	10^{-1}	5×10^{-7}	5×10^{-7}

Tabelle B.4: Fahrparameter Validierungsfahrt

a_{\max}	a_{\min}	$j_{\max} = -j_{\min}$
$10 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	$-10 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	$15 \frac{\text{m}}{\text{s}^3}$

Kommentar: Um numerisch vergleichbare Größen zu erhalten wurden die Terme in der Kostenfunktion skaliert. Die Skalierung (Einheit) kann aus dem Formelverzeichnis (Einheit) entnommen werden.

B.6 Gewichtungs- und Fahrparameter für die Folgefahrt

Tabelle B.5: Gewichtungsterme Folgefahrt (Nicht-Null-Terme)

w_j	w_E	$w_{r,m}$	$w_{r,b}$	$w_{v,End}$	w_s
20	4	10^{-4}	10^{-6}	4	10^{-2}

Tabelle B.6: Fahrparameter Folgefahrt

a_{max}	a_{min}	$\dot{j}_{max} = -\dot{j}_{min}$	t_t	t_{min}	s_{v0}
$5 \frac{m}{s^2}$	$-5,5 \frac{m}{s^2}$	$3 \frac{m}{s^3}$	1,8 s	1 s	1,5 m

Tabelle B.7: Gewichtungsterme Folgefahrt Referenz/Vorderfahrzeug (Nicht-Null-Terme)

w_j	w_E	$w_{r,m}$	$w_{r,b}$	$w_{v,End}$	w_s
20	1	10^{-4}	10^{-6}	1	2

Tabelle B.8: Fahrparameter Folgefahrt Referenz/Vorderfahrzeug (Nicht-Null-Terme)

a_{max}	a_{min}	$\dot{j}_{max} = -\dot{j}_{min}$
$10 \frac{m}{s^2}$	$-10 \frac{m}{s^2}$	$10 \frac{m}{s^3}$

Für verschiedene Prädiktionshorizonte wird der Gewichtungsterm w_s skaliert mit

$$w_s = w_{s,10} (1 + (c_2 H^2 + c_1 H + c_0)^2). \quad (B.1)$$

Die Parameter sind in Tabelle B.9 gegeben.

Tabelle B.9: Parameter zur Skalierung des Gewichtungsterms auf die Solldistanz für verschiedene Prädiktionshorizonte

Parameter	c_2	c_1	c_0	$w_{s,10}$
Wert	0,0071	-0,2311	1,6	0,01

Kommentar: Um numerisch vergleichbare Größen zu erhalten wurden die Terme in der Kostenfunktion skaliert. Die Skalierung (Einheit) kann aus dem Formelverzeichnis (Einheit) entnommen werden.

B.7 Gewichtungs- und Fahrparameter für die Zyklus-Optimierung

Tabelle B.10: Gewichtungsterme der WLTP-Optimierung (Nicht-Null-Terme)

	w_j	w_C	$w_{r,b}$
Optimierung	1	2×10^4	10^{-6}
Referenz	5	10^3	10^{-6}

Tabelle B.11: Fahrparameter der WLTP-Optimierung

	a_{\max}	a_{\min}	$j_{\max} = -j_{\min}$
Optimierung	$8 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	$-8 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	$5 \frac{\text{m}}{\text{s}^3}$
Referenz	$8 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	$-8 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	$5 \frac{\text{m}}{\text{s}^3}$

Kommentar: Um numerisch vergleichbare Größen zu erhalten wurden die Terme in der Kostenfunktion skaliert. Die Skalierung (Einheit) kann aus dem Formelverzeichnis (Einheit) entnommen werden.

B.8 Variation der Gewichtungsterme

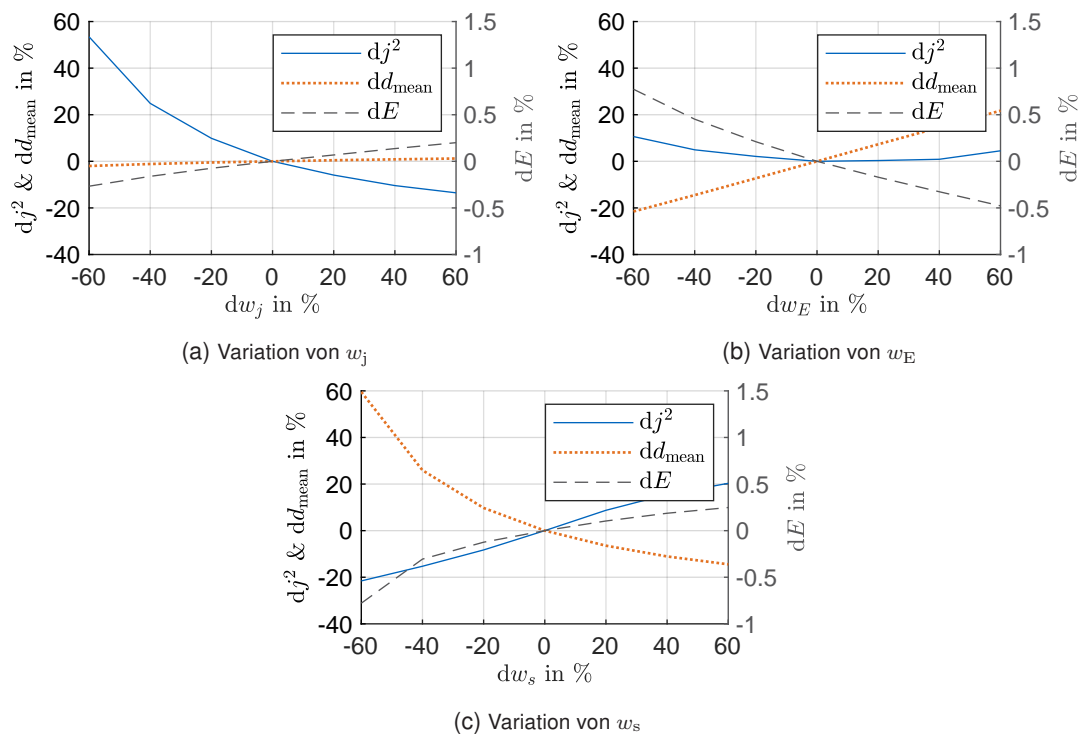


Abbildung B.4: Variation der Gewichtungsterme von w_j , w_E und w_s und deren Einfluss auf den quadratischen Ruck j^2 , den Verbrauch E und den durchschnittlichen Abstand zum Vorderfahrzeug d_{mean} in der Folgefahrt. Absolutwerte bei Null: $j^2 = 31,1 \text{ m}^2/\text{s}^6$, $E = 11,3 \text{ kWh}/100\text{km}$ und $d_{\text{mean}} = 46,5 \text{ m}$.

C Anhang Antriebsstrangoptimierung

C.1 Parameter des Optimierungsalgorithmus NSGA-II

Für den NSGA-II wurden die Standardwerte der Optimierung belassen. Die Populationsgröße wurde auf 80 gesetzt und es wurden drei Durchläufe mit jeweils 100 Generationen durchgeführt, wobei jeder Durchlauf mit den vorherigen Ergebnissen gestartet wurde. Die Ergebnisse aus Abschnitt 4.2.3 wurden durch 100 Generationen mit den Startwerten der Ergebnisse aus Abschnitt 4.2.1 erzeugt.

C.2 Grenzen der Entscheidungsvariablen

Tabelle C.1: Grenzen der Entscheidungsvariablen für die Antriebsstrangoptimierung

Variable	Minimaler Wert	Maximaler Wert
$P_{m,max}$	20 kW	100 kW
i_{gb}	5	15
r_w	0,25 m	0,37 m
Anpassungen bzw. zusätzliche Entscheidungsvariablen für die 1M2G-Topologie		
i_{gb}	8	15
$i_{gb,2}$	3	8
Zusätzliche Entscheidungsvariablen für die 2M1G-Topologie		
$P_{m,max,2}$	20 kW	100 kW
$i_{gb,m2}$	5	15

C.3 Parameter

Tabelle C.2: Parameter für die Antriebsstrangoptimierung

Parameter	Wert	Quelle/ Beschreibung
Gleiter		
Luftwiderstandsbeiwert c_a	0,267	[213]
Frontfläche A_s	2,36 m ²	Messung/ Analyse
Nebenverbrauch P_{aux}	300 W	Schätzung basierend auf den Daten von [38]
Masse Gleiter	1238 kg	Gewicht des Volkswagen ID.3 aus [38] minus der berechneten Masse der Antriebskomponenten (582 kg)
Masse Fahrer und Beladung	150 kg	Schätzung
Akkumulator		
Anzahl serieller Zellen n_{ser}	108	Basierend auf Volkswagen ID.3 [38]
Anzahl parallelen Zellen n_{par}	2	Basierend auf Volkswagen ID.3 [38]
Gravimetrische Energiedichte	162 $\frac{Wh}{kg}$	Basierend auf [38]
Akkumulatorkosten	150 $\frac{€}{kWh}$	Basierend auf [186]
Referenz $A h \times \Omega$	0,1494 A h Ω	Basierend auf [38]
Motor		
Spezifische Kosten PSM	10 $\frac{€}{kW}$	Basierend auf [186]
Spezifische Kosten ASM	8 $\frac{€}{kW}$	Basierend auf [186]
Spezifische Kosten Leistungselektronik	3 $\frac{€}{kW}$	Basierend auf [199]
Getriebe		
Spezifische Kosten Einganggetriebe	2,5 $\frac{€}{kWh}$	Basierend auf [199]
Spezifische Kosten Zweiganggetriebe	8,7 $\frac{€}{kWh}$	Basierend auf [62]
Massenfaktor Zweiganggetriebe zu Einganggetriebe	2	Basierend auf der angegebenen Zusatzmasse eines Zweiganggetriebes nach [179] und einer Modellierung des Einganggetriebes nach [165]
Reifen		
Rollwiderstandsbeiwert 2 $c_{r,1}$	0	Regression von [191] betrachtet nur einen Konstantwert
Rollwiderstandsbeiwert 3 $c_{r,2}$	0	Regression von [191] betrachtet nur einen Konstantwert
Reifenbreite	215 mm	Messung am Fahrzeug [38]
Minimale Reifenhöhe	80 mm	Schätzung
Laden		
Ladeeffizienz	90 %	Basierend auf [204, 205]
Stromkosten	0,338 $\frac{€}{kWh}$	Basierend auf [202]
Anforderungen		
Minimale Höchstgeschwindigkeit	135 $\frac{km}{h}$	Damit WLTP abgefahren werden kann
Reichweite	400 km	Frei gewählt
Zulässige Reichweitenabweichung	1 %	Frei gewählt
Maximale Beschleunigungszeit 0-100 $\frac{km}{h}$	15,5 s	Beschleunigungsvermögen eines 80 PS starken VW Polos [193] als untere Referenz
Minimale Steigfähigkeit	15 % bei 50 $\frac{km}{h}$	Basierend auf [39, S. 145]
Veränderungen durch Vollautomatisierung		
Zusätzlicher Luftwiderstandsbeiwert	0,02	Basierend auf [208]
Zusätzliche Frontfläche	0,04 m ²	Basierend auf [209]
Zusätzlicher Nebenverbrauch P_{aux}	1311 W	[207]
Zusätzliche Masse	55,4 kg	[206]