TECHNISCHE UNIVERSITÄT DRESDEN

Fakultät Verkehrswissenschaften "Friedrich List" Institut für Automobiltechnik Dresden - IAD Lehrstuhl für Fahrzeugmechatronik

DIPLOMARBEIT

Thema:	Energiemanagement für eine parallele Hybrid-
	architektur

- Vorgelegt von: Maximilian Helbing
- Geboren am: 20.11.1988 in Sondershausen
- Matrikel-Nr.: 3472159

zum Erlangen des akademischen Grades

DIPLOMINGENIEUR

(Dipl.-Ing.)

Betreuer: Dipl.-Ing. Stephan Uebel

Dipl.-Ing. Conny Tempelhahn

Verantwortlicher

Hochschullehrer: Prof. Dr.-Ing. Bernard Bäker

Eingereicht am: 04.11.2014



Fakultät Verkehrswissenschaften "Friedrich List" Institut für Automobiltechnik Dresden – IAD Lehrstuhl Fahrzeugmechatronik

Aufgabenstellung für die Diplomarbeit

im Studiengang:	Mechatronik
Studienrichtung:	Fahrzeugmechatronik
Name:	Maximilian Helbing
Matrikel-Nr.:	3472159
Jahrgang:	2008
Thema:	Energiemanagement für eine parallele Hybridfahrzeugar- chitektur

Ziele der Arbeit:

Bei Hybridfahrzeugen ergibt sich durch einen zweiten Energiewandler gegenüber dem konventionellen Fahrzeug ein weiterer Freiheitsgrad beim Stellen der geforderten Leistung. Daher sollen die Arbeitspunkte der Energiewandler so gewählt werden, dass sie ein Gütemaß, z.B. den Kraftstoffverbrauch, minimieren. Dies übernehmen Betriebsstrategien, für die in der Forschung bereits eine Vielzahl von Ansätzen entwickelt wurde.

Diese Arbeit soll einen Überblick über die Betriebsstrategien für parallele Hybridfahrzeugarchitekturen geben und vielversprechende Ansätze anhand eines vorgegebenen MATLAB/Simulink Modells umsetzen.

Schwerpunkte der Arbeit:

- Recherche zu Betriebsstrategien für parallele Hybridfahrzeugarchitekturen
- Erstellen eines bewertenden Überblicks über die Strategien
- Einarbeiten in MATLAB/Simulink
- Auswahl, Umsetzung und Gegenüberstellen vielversprechender Betriebsstrategien in MATLAB/Simulink

Betreuer:

Dipl.-Ing. Stephan Uebel Dipl.-Ing. Conny Tempelhahn

 Ausgehändigt am:
 05.05.2014

 Einzureichen am:
 04.11.2014

TU Diesden

Prof. Dr.-Ing. habil. Dipl.-Math, K. RöbeinackgsatProf. Dr.-Ing. B. Bäker Prüfungsausschussvorsitzender Mater Betrevender Hochschullehrer



Selbstständigkeitserklärung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Diplomarbeit selbstständig und ohne unzulässige Hilfe Dritter verfasst habe. Es wurden keine anderen als die in der Arbeit angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt. Die aus fremden Quellen wörtlich oder sinngemäß übernommenen Gedanken wurden als solche kenntlich gemacht. Bei der Auswahl und Auswertung des Materials sowie bei der Herstellung des Manuskriptes und der Implementierung der Betriebsstrategie habe ich Unterstützung von Herrn Dipl.-Ing. Conny Tempelhahn und Herrn Dipl.-Ing. Stephan Uebel erhalten.

Weitere Personen waren an der geistigen Herstellung der vorliegenden Arbeit nicht beteiligt. Mir ist bekannt, dass die Nichteinhaltung dieser Erklärung zum nachträglichen Entzug des Diplomabschlusses führen kann.

Maximilian Helbing

Dresden, 04.11.2014

Kurzfassung

Durch die Integration mindestens eines weiteren Energiewandlers in den Antriebsstrang gewinnen parallele Hybridfahrzeuge einen zusätzlichen Freiheitsgrad gegenüber konventionellen Fahrzeugen. Neben der Auslegung und Effizienz der einzelnen Antriebskomponenten, ist vor allem die Nutzung dieses zusätzlichen Freiheitsgrades entscheidend dafür verantwortlich, inwiefern die beim Betrieb eines Hybridfahrzeugs erwünschten Ziele, wie die Minimierung des Kraftstoffverbrauchs oder der Abgasemissionen, erreicht werden können. Zuständig dafür sind sogenannte Betriebsstrategien.

In einem ersten Schritt gibt die vorliegende Diplomarbeit einen Überblick aktueller Betriebsstrategieansätze für Fahrzeuge mit einer parallelen Hybridarchitektur und stellt ausgewählte Beiträge wertend gegenüber. Anschließend wird mit der optimierungsbasierten Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS) ein vielversprechender Ansatz in ein MATLAB/Simulink-Längsdynamikmodell umgesetzt. Die für diesen Ansatz maßgebliche Bestimmung des Äquivalenzfaktors erfolgt dabei ohne Verwendung von Prädiktionsdaten. Eine Gegenüberstellung der erzielten Kraftstoffverbrauchswerte zu denen einer regelbasierten Betriebsstrategie, zeigt die Vorteile des implementierten ECMS-Ansatzes. Um den unterschiedlichen Ladezuständen am Fahrtende gerecht zu werden, wird eine ladungsabhängige Kraftstoffkorrektur vorgestellt.

Abstract

By integrating at least one additional energy converter into the drive train, parallel hybrid vehicles gain an additional degree of freedom compared to conventional vehicles. In addition to the design and efficiency of the individual drive train components, especially the use of this additional degree of freedom is the key responsible to achieve the desired goals in the operation of a hybrid vehicle, such as minimizing fuel consumption and exhaust emissions. Responsible for this are so-called supervisory strategies.

In a first step, the present thesis provides an overview of current supervisory control strategies for vehicles with a parallel hybrid architecture and compares selected approaches. In a second step, a promising Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS) is chosen and implemented in a MATLAB/Simulink-longitudinal dynamics model. This approach relates on the determination of the equivalence factor which is carried out without the use of prediction data. A comparison of the fuel consumption, obtained for a rule-based supervisory strategy, shows the advantages of the implemented ECMS approach. To consider the different states of charge at the end of the trip, a charge-dependent fuel correction will be presented.

Inhaltsverzeichnis

AbbildungsverzeichnisVII			
Tal	beller	verzei	chnisIX
Ab	Abkürzungs- und SymbolverzeichnisX		
1	Einle	eitung.	
	1.1	Motiva	tion1
	1.2	Zielste	llung der Arbeit2
	1.3	Strukt	ur der Arbeit
2	Ener	giema	nagement paralleler Hybridfahrzeugarchitekturen4
	2.1	Hybrid	fahrzeuge4
	2.2	Hybrid	fahrzeugarchitekturen5
	2.3	Betrieł	osstrategien für parallele Hybridfahrzeugarchitekturen
		2.3.1	Betriebsstrategie - Begriffsbestimmung und Einordnung in das
			Energiemanagement8
		2.3.2	Bewertungskriterien von Betriebsstrategien
		2.3.3	Uberblick Betriebsstrategien 12
3	Opti	mierun	ngsbasierte Betriebsstrategien14
	3.1	Mather	matischer Ansatz
		3.1.1	Das parallele HEV als Anwendungsfall 16
		3.1.2	Neben- und Randbedingungen 17
	3.2	Global	e optimierungsbasierte Betriebsstrategien
		3.2.1	Dynamische Programmierung (DP) 19 PONTRIACINSches Maximumsprinzin (PMP) 21
		3.2.2	Approximation der Kennfelder
		3.2.4	Suchheuristiken
	3.3	Lokale	optimierungsbasierte Betriebsstrategien
		3.3.1	Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS)
		3.3.2	Gegenüberstellung ECMS und PMP
		3.3.3	Bestimmung des Äquivalenzfaktors
	3.4	Zusam	menfassung der Vor- und Nachteile optimierungsbasierter Ansätze 44
4	Rege	elbasie	rte Betriebsstrategien
	4.1	Detern	ninistisch
		4.1.1	Regeladaption mittels Suchheuristiken 50
		4.1.2	Regeldefinition mittels PMP/ECMS 51
	4.2	Fuzzy-	Logik
	4.3	Zusam	menfassung der Vor- und Nachteile regelbasierter Ansätze
5	Aus	wahl ei	nes zu implementierenden Strategieansatzes

6	Vors	tellung	des verwendeten Simulationsmodells	64
	6.1	Betracl	htete Fahrzyklen	64
	6.2	Fahrze	ugmodell	66
	6.3	Implen 6.3.1 6.3.2	nentierung der ECMS Korrektur des Kraftstoffverbrauchs bei Ladungsabweichung Auswahl der Strafkosten für den Gangwechsel und den VM-	67 70
			Betriebszustand	72
7	Simu	ulation	und Auswertung des implementierten Strategieansatzes	78
	7.1	Erweite Äquiva	erung der ECMS durch die nichtprädiktive Anpassung des lenzfaktors nach PEI	78
		7.1.2	Referenzwerts ($\lambda ref = const$) Auswahl der Proportionalverstärkung Kp - Anpassung des	79
			Referenzwerts ($\lambda ref \neq const$)	83
	7.2	Verglei	ch der ECMS mit einer regelbasierten Betriebsstrategie	86
8	Zusa	mmen	fassung und Ausblick	91
Qu	ellen	verzeic	hnis	94
A	Anha	ang		99

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1: Einordnung der Betriebsstrategie in das
Gesamtfahrzeugenergiemanagement9
Abbildung 2.2: Überblick und methodenorientierte Einteilung ausgewählter
Betriebsstrategien
Abbildung 3.1: Dynamisches System in Zustandsdarstellung 15
Abbildung 3.2: Abschnittsweise lineare Approximation des Kraftstoffmassenstroms 25
Abbildung 3.3: Abschnittsweise lineare HAMILTON-Funktion
Abbildung 3.4: Lineare Approximation des VM (links) und die Approximation der EM 28
Abbildung 3.5: Iterationsprozess der DP-C 30
Abbildung 3.6: Möglichkeiten der Bestimmung des Äquivalenzfaktors
Abbildung 3.7: Einfluss des Skalierungsfaktor a auf die Äquivalenzfaktoranpassung 41
Abbildung 3.8: Behandlung von Grenzwertverletzungen der GPO
Abbildung 4.1: Prinzipielle Darstellung einer regelbasierten Betriebsstrategie (Power
Follower)
Abbildung 4.2: Prinzip einer Lookup-Tabelle 50
Abbildung 4.3: Ablaufplan der regelbasierten Betriebsstrategie nach [GBKR14]
Abbildung 4.4: Regelsatz definiert durch Parameter des Antriebsstrangs
Abbildung 4.5: Funktionsweise eines Fuzzy-Reglers
Abbildung 4.6: Prinzip der Fuzzifizierung (links) und Inferenz (Mitte, rechts) 55
Abbildung 4.7: Zugehörigkeitsfunktion 57
Abbildung 6.1: Struktur des verwendeten Simulationsmodells
Abbildung 6.2: Mittlere und maximale Geschwindigkeit der betrachteten Fahrzyklen 65
Abbildung 6.3: Ablaufplan der ECMS 68
Abbildung 6.4: Kraftstoffkorrektur über Ladungsabweichung für NEFZ und WLTP72
Abbildung 6.5: Kraftstoffverbrauch über Strafkosten für Gangwechsel und VM-
Start/Stopp
Abbildung 6.6: Einfluss Strafkosten für VM-Start/Stopp auf die Anzahl der VM
Starts/Stopps75
Abbildung 6.7: Einfluss der Strafkosten für Gangwechsel (K _{Gang}) und VM Start/Stopp
(Кvм) auf die Zustandstrajektorien77
Abbildung 7.1: Einfluss des Skalierungsfaktors a auf den Kraftstoffverbrauch
Abbildung 7.2: SOC-Trajektorie mit und ohne Anpassung des Referenzwerts
Abbildung 7.3: Trajektorien des Äquivalenzfaktors λ und des Referenzwerts λ ref
Abbildung 7.4: Kraftstoffverbräuche mit und ohne Anpassung des Referenzwerts 85
Abbildung 7.5: Gegenüberstellung des absoluten Kraftstoffverbrauchs (korrigiert)
für verschiedene untersuchte Betriebsstrategien und Fahrzyklen (je einmal
durchfahren)
Abbildung 7.6: Gegenüberstellung des absoluten Kraftstoffverbrauchs (korrigiert)
für verschiedene untersuchte Betriebsstrategien und Fahrzyklen (mehrfach
wiederholt)
Abbildung A.1: (Streng) Konvexe Funktion 101

Abbildung A.2: Geschwindigkeitstrajektorie der Fahrzyklen NEFZ (oben) und WLTP	
(unten)	5
Abbildung A.3: Geschwindigkeitstrajektorie der Fahrzyklen FTP-72 (oben), NYCC	
(Mitte) und NI2DD (unten) 106	6
Abbildung A.4: Anzahl der Parametervariationen für den NEFZ (links) und den WLTP	
(rechts)	7
Abbildung A.5: Einfluss von Kp auf den Kraftstoffverbrauch für den NEFZ in 17-	
facher Wiederholung 102	7
Abbildung A.6: Einfluss von Kp auf die Ladungsabweichung am Simulationsende für	
den NEFZ in 17-facher Wiederholung 108	8
Abbildung A.7: Einfluss von Kp auf den Kraftstoffverbrauch für den WLTP in 6-	
facher Wiederholung 108	8
Abbildung A.8: Einfluss von Kp auf die Ladungsabweichung am Simulationsende für	
den WLTP in 6-facher Wiederholung 109	9
Abbildung A.9: Einfluss eines $\lambda = \text{const.}$ auf die Ladungsabweichung am Fahrtende im	
NEFZ	0

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2.1: Wesentliche Eigenschaften der parallelen Hybridarchitektur 7
Tabelle 2.2: Übersicht möglicher Betriebsziele sowie Rand- und Nebenbedingungen
einer Betriebsstrategie für HEV10
Tabelle 2.3: Bewertungskriterien für Betriebsstrategien11
Tabelle 3.1: Wertender Vergleich ausgewählter optimierungsbasierter
Betriebsstrategien
Tabelle 4.1: Priorisierung der Betriebsziele f Verschiedene Betriebszust 58
Tabelle 4.2: Wertender Vergleich ausgewählter regelbasierter Betriebsstrategien 61
Tabelle 6.1: Ausgewählte Strafkosten
Tabelle 6.2: Durch Strafkosten entstandener Mehrverbrauch
Tabelle 7.1: Übersicht der Parameter zur nichtprädiktiven Anpassung des
Äquivalenzfaktors nach PEI 79
Tabelle 7.2: Auswahl des Skalierungsfaktors a
Tabelle 7.3: Auswahl der Proportionalverstärkung Kp
Tabelle 7.4: Anzahl der Fahrzyklus-Wiederholungen 88
Tabelle A.1: Ergänzung regelbasierte Betriebsstrategien
Tabelle A.2: Ergänzung optimierungsbasierte Betriebsstrategien 100
Tabelle A.3: Ergänzung weitere Betriebsstrategien100
Tabelle A.4: Beispiele konvexer Funktionen 102
Tabelle A.5:Technische Eckdaten des Fahrzeugmodells 104
Tabelle A.6: Verwendete Nomenklatur
Tabelle A.7: Absoluter Kraftstoffverbrauch und prozentualer Mehrverbrauch
Tabelle A.8: SOC-Abweichung in %
Tabelle A.9: Kraftstoffkorrektur infolge SOC-Abweichung 112
Tabelle A.10: Anzahl der Fahrzyklus-Wiederholungen 112
Tabelle A.11: Absoluter Kraftstoffverbrauch und prozentualer Mehrverbrauch
(mehrfach wiederholt) 113
Tabelle A.12: SOC-Abweichung in % (mehrfach wiederholt) 113
Tabelle A.13:Kraftstoffkorrektur infolge SOC-Abweichung (mehrfach wiederholt) 114

Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

Abkürzungen

EM	Elektromaschine
HEV	Hybrid Electric Vehicle - Hybrid-Elektrofahrzeug
KW	Kurbelwelle
LP	Lastpunkt
LUT	Lookup-Tabelle
МРС	Model Predictive Control
SOC	State of Charge - relativer Ladezustand des elektrischen Speichers
SOH	State of Health – relative Batterielebensdauer
TTRP	Through-The-Road-Parallel
VM	Verbrennungsmotor
Whdl.	Wiederholung(en)

Fahrzyklen¹

CADC	Common Artemis Driving Ciycle
CSHVC	City Suburban Heavy Vehicle Cycle
ECE	Economic Commission for Europe
EUDC	European Extra Urban Drive Cycle
FTP-72/-75	Federal Test Procedure-72/-75
HWFET	Highway Fuel Economy Test
LA92	California LA92 Dynamometer Driving Schedule

¹ Ergänzende Informationen liefern [BLMB09], [Dies14], [Epa14].

Manhattan	Manhattan Bus Cycle
NEFZ/NEDC	Neuer Europäischer Fahrzyklus/New European Driving Cycle
NYCC	New York City Cycle
UDDS	Urban Dynamometer Driving Schedule
US06	US06 Supplemental FTP-75 (Ergänzung des FTP-75 um Hochgeschwindig- keits- und Beschleunigungsanteil)
WLTP	Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedures

Symbole

С	Korrekturfaktor
G	Gangstufe
g	Fallbeschleunigung
H_u	Unterer Kraftstoffheizwert
h	Höhe
I _{Batt}	Batteriestrom
i	Übersetzungsverhältnis
i _A	Achsübersetzung
i _G	Getriebeübersetzung
J	Gütemaß, Zielfunktion
K	Kosten
K _{Gang}	Strafkosten für Gangwechsel
K _{VM}	Strafkosten für den Verbrennungsmotor-Start/Stopp
L	Instantane Kosten
M_{EM}	Moment der Elektromaschine

- *M_{EM,max}* maximales Moment der Elektromaschine
- *M_{EM,min}* minimales Moment der Elektromaschine
- *M_{Rad}* Radmoment, Wunschmoment
- *M_{VM}* Moment des Verbrennungsmotors
- *M_{VM,max}* maximales Moment des Verbrennungsmotors
- *M_{VM,min}* minimales Moment des Verbrennungsmotors
 - *m* Fahrzeuggesamtmasse/Masse
- m_{Krst} Kraftstoffmasse
 - n Drehzahl
- *n_{KW}* Kurbelwellendrehzahl
- *n_{Rad}* Raddrehzahl
- *P*_{BNHV} elektrische Leistung der Nebenaggregate des Hochvoltnetzes
- *P_{EM}* elektrische Leistung der Elektromaschine
- *R_i* Innenwiderstand der Batterie
- *r_{Rad}* Radhalbmesser
- t Zeit
- *U*_{Batt} Ruhespannung der Batterie
- *V_{Krst}* Kraftstoffvolumen
 - v Fahrzeuggeschwindigkeit (longitudinal)
 - η Wirkungsgrad
 - λ Äquivalenzfaktor
- ρ_{Krst} Kraftstoffdichte

 ψ LAGRANGE-Multiplikator

Nomenklatur

- x Skalar
- \overline{x} Vektor allgemein
- X Matrix oder Menge
- *x* 1. Ableitung nach der Zeit

1 Einleitung

1.1 Motivation

Für unser wirtschaftliches und gesellschaftliches Leben ist die Beförderung von Gütern und Personen von elementarer Bedeutung. Den Großteil dieser Beförderungsleistung² erbringen nach wie vor verbrennungsmotorisch angetriebene Fahrzeuge [Stat13].

Neben seiner Zuverlässigkeit profitiert der Verbrennungsmotor vor allem aus der hohen Energiedichte des Otto- oder Dieselkraftstoffs und der damit einhergehenden großen Reichweite bei geringer Masse des chemischen Energiespeichers. Allerdings besteht ein zunehmendes Interesse in einer effizienteren Nutzung oder gar der Entkopplung vom fossilen Energieträger Öl. Gründe dafür sind neben der preislichen Entwicklung hauptsächlich der Ausstoß umweltschädlicher Gase und die begrenzten auf wenige Staaten verteilten Ölvorkommen. Eine wachsende Erdbevölkerung, das gestiegene ökologische Bewusstsein sowie gesetzliche Vorgaben zur Begrenzung der Fahrzeugemissionen verstärken das Streben nach einer effizienteren, nachhaltigen Mobilität.

Um dieses Ziel zu erreichen, werden zahlreiche Maßnahmen ergriffen. In den vergangenen Jahren entwickelten sich alternative Antriebskonzepte, bei dem der konventionelle Verbrennungsmotor als Traktionsmaschine ergänzt oder vollständig ersetzt wird, zu einem der populärsten Ansätze der fahrzeugseitigen Verbrauchsreduzierung. Dazu zählen ebenfalls die oft als Brückentechnologie bezeichneten Hybridantriebe, welche auf kurzund mittelfristiger Sicht großes Abgas- und Verbrauchsreduktionspotenzial freisetzen können.

Ausschlaggebend für die erzielbaren Mehrwerte eines Hybridfahrzeugs ist neben der Auslegung und Effizienz der einzelnen Antriebskomponenten hauptsächlich die Nutzung des zusätzlich zur Verfügung stehenden Freiheitsgrads. Verantwortlich dafür sind sogenannte Betriebsstrategien, für die in der Automobilindustrie und Forschung bereits diverse Ansätze existieren und fortlaufend weiter- und neuentwickelt werden. Aufgrund des wachsenden Interesses in hybriden Antriebskonzepten, der zahlreichen unterschiedlichen und sich stetig weiterentwickelnden Betriebsstrategien ist ein umfassender sowie vergleichender Überblick aktueller Strategieansätze von großer Wichtigkeit. Die Kenntnis von Ähnlichkeiten und Unterschieden und der daraus resultierenden Eigenschaften der verschiedenen Ansätze bildet einen wesentlichen Baustein für die Entwicklung neuer Lösungen.

² Produkt aus der Anzahl der beförderten Personen bzw. dem Gewicht der beförderten Gütermenge und der jeweils zurückgelegten Wegstrecke.

1.2 Zielstellung der Arbeit

Das Ziel dieser Arbeit besteht darin, einen Überblick aktueller Betriebsstrategieansätze für Fahrzeuge mit einer parallelen Hybridarchitektur zur erstellen. Aufgrund der Vielzahl unterschiedlicher Ansätze wird diesem Überblick eine Kategorisierung vorangestellt und wesentliche Grundlagen der verwendeten Methoden erläutert. Anschließend gilt es ausgewählte Ansätze anhand zentraler Kriterien wertend gegenüberzustellen.

Im Anschluss an den wertenden Überblick, soll ein vielversprechender Ansatz ausgewählt und in einem zur Verfügung gestellten MATLAB/Simulink-Längsdynamikmodell umgesetzt werden. Nach erfolgter Implementierung, gilt es diesen Ansatz zu beurteilen und weiteren Ansätzen gegenüberzustellen.

1.3 Struktur der Arbeit

Die vorliegende Arbeit besteht aus insgesamt acht Kapiteln, die sich gemäß der Aufgabenstellung in zwei Haupteile gliedern.

Im Anschluss an diese Einleitung eröffnet das **Kapitel 2** den ersten Hauptteil dieser Arbeit. Dieser verfolgt das Ziel, einen wertenden Überblick aktueller Betriebsstrategieansätze zu erstellen. Dafür gilt es einleitend zu klären, was unter einem Hybridfahrzeug zu verstehen ist, bevor anhand der Vorstellung gängiger Hybridstrukturen in das Aufgabengebiet einer Betriebsstrategie eingeführt wird. Nachdem die Betriebsstrategie in das Gesamtfahrzeugenergiemanagement eingeordnet wurde, können wesentliche Betriebsziele sowie Rand- und Nebenbedingungen geklärt werden. Mit der Erarbeitung wichtiger Bewertungskriterien wird die Grundlage der späteren Gegenüberstellung erarbeitet. Eine methodenorientierte Kategorisierung in regel- und optimierungsbasierte Betriebsstrategien schließt dieses Kapitel ab.

Auf diese Kategorisierung aufbauend, erfolgt in den nächsten Kapiteln die Vorstellung ausgewählter Strategieansätze. Während sich das **Kapitel 3** mit optimierungsbasierten Ansätzen befasst, greift das **Kapitel 4** regelbasierte Betriebsstrategien auf. Um die Eigenschaften der den verschiedenen Hauptkategorien zugeordneten Methoden bewerten zu können, werden jeweils grundlegende Eigenschaften zu Beginn der jeweiligen Kapitel eingeführt. Ausgewählte Forschungsbeiträge vertiefen diese Eigenschaften und geben den aktuellen Stand der Entwicklung wieder. Dabei wird der Fokus bewusst auf optimierungsbasierte Ansätze gelegt. Einerseits stellen optimierungsbasierte Ansätze die Grundlage vieler regelbasierter Lösungen dar und andererseits wird so die Basis der anschlie-Benden Implementierung geschaffen. Die genannten Kapitel werden jeweils durch einen wertenden Überblick der zuvor vorgestellten Ansätze vervollständigt.

Das kompakte **Kapitel 5** beinhaltet die Auswahl eines vielversprechenden Strategieansatzes und stellt eine Überleitung in den zweiten Hauptteil dieser Arbeit dar. Die Implementierung des ausgewählten optimierungsbasierten Ansatzes in ein vorgegebenes MAT-LAB/Simulink-Längsdynamikmodell ist Inhalt des **Kapitels 6**, dem eine knappe Einführung des Fahrzeugmodells vorangestellt wird. Die Erarbeitung einer ladungsabhängigen Kraftstoffkorrekturvorschrift sowie die Auswahl, der für den ausgewählten Ansatz typischen Strafkosten, schließen dieses Kapitel ab. Schließlich erfolgt im **Kapitel 7** die simulative Untersuchung des implementieren Ansatzes und eine Gegenüberstellung zu einer gegebenen regelbasierten Strategie untermauert die Eigenschaften der untersuchten Methode.

Das **Kapitel 8** fasst die Ergebnisse dieser Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf mögliche zukünftige Untersuchungsschwerpunkte. Inhaltliche Ergänzungen zu dieser Arbeit sind im Anhang hinterlegt.

2 Energiemanagement paralleler Hybridfahrzeugarchitekturen

Der Schwerpunkt dieses Kapitels ist die Einführung der Betriebsstrategie als Teil des Energiemanagements einer parallelen Hybridfahrzeugarchitektur. Dies beinhaltet sowohl wesentliche Aufgaben als auch Restriktionen, die von einer Betriebsstrategie beachten werden müssen, bevor dieses Kapitel mit einem Überblick der nachfolgend betrachteten Betriebsstrategieansätze abschließt. Als Grundlage dafür gilt es zunächst das hybride Fahrzeugkonzept einzuführen und einen Einblick in die drei wesentlichen Antriebsstrangarchitekturen von Hybrid-Elektrofahrzeugen zu geben. Gemäß der Aufgabenstellung dieser Arbeit erfolgt eine detailliertere Betrachtung der parallelen Hybridarchitektur.

2.1 Hybridfahrzeuge

Der Antriebsstrang eines Hybridfahrzeugs³ besteht aus mindestens zwei Energiewandlern und zwei Energiespeichern [Bäke12, Kap. 2.7.1]. Obwohl diese Definition grundsätzlich diverse Kombinationsmöglichkeiten, beispielsweise mit mechanischen Speichersystemen (Schwungräder, Federspeicher, pneumatische bzw. hydropneumatische Energiespeicher) zulässt, wird ein Hybridfahrzeug zumeist aus der Kombination eines konventionellen Verbrennungsmotors mit chemischem Energiespeicher (Tank) und mindestens einer Elektromaschine mit einem oder mehreren elektrischen Energiespeichern gebildet. Konkreter definiert die Europäische Kommission ein solches Hybrid-Elektrofahrzeug (HEV) als "(…) *ein Fahrzeug (einschließlich solcher Fahrzeuge, die ihre Energie aus einem Betriebskraftstoff zu dem alleinigen Zweck der Wiederaufladung des elektrischen Energiespeichers beziehen), das für seinen Antrieb Energie aus folgenden energie-/leistungsspeichernden Quellen im Fahrzeug bezieht:*

- a) einem Betriebskraftstoff,
- *b) einer Batterie, einem Kondensator, einem Schwungrad/Generator oder einem anderen elektrischen Energiespeichersystem;*" [Euro12]

Die Hauptmotivation in der Entwicklung eines HEV liegt in der Reduzierung des Kraftstoffverbrauchs und der Abgasemissionen gegenüber einem konventionellen Fahrzeug. Ferner ergibt sich die Möglichkeit die Vorteile des reinen Elektrofahrzeugs (lokal emissionsfreie Fahrt) mit denen des konventionell verbrennungsmotorisch angetriebenen Fahrzeugs (große Reichweite bei geringer Masse des Energiespeichers) zu verknüpfen. Neben diesen ökologischen und ökonomischen Gesichtspunkten sind unter anderem auch Mehrwerte im Bereich des Fahrkomforts und der Fahrdynamik möglich. Eine umfassende Auflistung möglicher Vor- und Nachteile von HEV ist in [Saro08, S. 4 ff.] zu finden.

Weshalb HEV gegenüber herkömmlichen Fahrzeugen diese Mehrwerte erzeugen können, wird in [JaKK13, S. 8] und [GuSc13, S. 70] mit den folgenden fünf Punkte begründet:

³ hybrid - aus Verschiedenartigem zusammengesetzt, von zweierlei Herkunft; gemischt; zwitterhaft [Dude12]

- 1. Bremsenergierückgewinnung (Rekuperation)
- 2. Effizientere Leistungsbereitstellung der Energiewandler
- 3. Verkleinerung des Verbrennungsmotors bei gleichbleibender Systemleistung
- 4. Ausschalten des Verbrennungsmotors (z. B. im Stillstand oder bei geringen Lastanforderungen)
- 5. Verringerung (ggf. Eliminierung) von Kupplungsverlusten

Insbesondere dank der Fähigkeit Bremsenergie zurückzugewinnen (1.), die in einem konventionellen Fahrzeug sonst ungenutzt und größtenteils in Form von Wärmenergie verloren geht, erreichen HEV eine Verbesserung der Antriebseffizienz. Prinzipiell ist es zudem bei allen HEV möglich, den Verbrennungsmotor (VM) gezielt in Bereichen hoher Wirkungsgrade zu betreiben (2.) oder ihn temporär abzuschalten (4.), um weitere Verbrauchs- und Emissionsvorteile zu erzielen. In Abhängigkeit der Eingliederung der elektrischen Maschine(n) in den Fahrzeugtriebstrang entstehen allerdings unterschiedliche Möglichkeiten der Leistungsaufteilung zwischen der Elektromaschine (EM) und dem konventionellen VM. Die zulässige Leistungsaufteilung ist dabei sowohl vom Leistungsvermögen der Aggregate als auch von der Hybridarchitektur abhängig.

Der nachfolgende Abschnitt erläutert anhand zweier üblicher Kategorisierungsmöglichkeiten die gängigen Architekturvarianten von HEV und gibt einen Einblick in die damit verbundenen Charakteristiken.

2.2 Hybridfahrzeugarchitekturen

Üblicherweise werden Hybrid-Elektrofahrzeuge nach der Art der Einbindung des elektrischen Energiepfads in den Antriebsstrang in serielle, parallele und leistungsverzweigte HEV unterschieden.

Serieller Hybrid

Bei einem seriellen Hybridantrieb oder auch Serienhybrid genannt, treibt der VM einen Generator an, dessen erzeugte elektrische Energie gespeichert oder je nach Fahrleistungsanforderung von einer oder mehrerer EM direkt in Antriebsleistung umgewandelt wird. Dabei besteht keine mechanische Verbindung zwischen VM und Antriebsachse, weshalb der Vortrieb ausschließlich elektrisch erfolgt. Dadurch besteht die Möglichkeit Komponenten wie Kupplung und Getriebe einzusparen (vgl. Kap. 2.1 Punkt 5). Der geringen Gesamtkomplexität sowie der vom Radantrieb unabhängige und somit tendenziell emissions- und verbrauchsgünstige Betrieb des VM stehen dem hohen Gesamtverlust durch mehrmalige Energieumwandlung sowie dem hohen Fahrzeuggewicht gegenüber. Bei geringen Fahrgeschwindigkeiten, hohen Beschleunigungs- und Verzögerungsanteilen erweist sich der serielle Hybrid als vorteilhaft. Daher findet diese Architektur beispielsweise im innerstädtischen Busverkehr sowie in Bau- und Arbeitsmaschinen Anwendung. Fahrzeuge mit Reichweitenverlängerung (REEV⁴) zählen ebenfalls zu den seriellen HEV.

⁴ Range Extended Electric Vehicle

Leistungsverzweigter Hybrid

Der leistungsverzweigte Hybrid stellt eine Art Kombination aus paralleler und serieller Topologie dar und verfügt, wie auch der serielle Hybrid, über mindestens zwei EM. Charakteristisch für die im Englischen auch Power-Split genannte Architektur ist die Aufteilung der Antriebsleistung in einen mechanischen und einen elektrischen Pfad mittels eines (oder mehrerer) Planetengetriebes. Diese Kombination ermöglicht eine stufenlose Wahl des Übersetzungsverhältnisses und begünstigt so einen hohen Fahrkomfort. Neben seiner guten Eignung für den urbanen Einsatz liegen die wesentlichen Nachteile in einer besonders aus mechanischer Sicht komplexen Konstruktion und der relativ hohen zusätzlichen Fahrzeugmasse infolge der Hybridisierung. Als prominentester Vertreter dieser Kategorie ist der Toyota Prius zu nennen [PeLe13, S. 3].

Paralleler Hybrid

Im Kontrast zu einem seriellen Hybrid ist bei einer parallelen Hybridarchitektur eine direkte mechanische Leistungsbereitstellung des VM an die Antriebsachse realisierbar. In seiner grundlegenden Struktur gleicht er damit einem konventionellen Fahrzeug. Allerdings ist der Parallelhybrid bezogen auf die Leistungsbereitstellung um eine (oder mehrere) zum konventionellen Antriebsstrang parallel angeordnete elektrische Antriebseinheit erweitert. Der Traktionsumfang des Fahrzeugs kann somit entweder rein elektrisch⁵, konventionell oder von EM und VM gemeinsam bereitgestellt werden (vgl. Kap. 2.1 Punkt 2). Zusätzlich entstehen unterschiedliche Möglichkeiten der Positionierung der EM innerhalb des Antriebsstrangs. Die EM kann sowohl "vor" dem VM (z. B. Starter-Generator), zwischen VM und Getriebeeingang (pre-transmission) als auch nach dem Getriebe (posttransmission) angeordnet sein. Eine weitere Variante des parallelen HEVs entsteht, wenn EM und VM verschiedene Achsen separat antreiben. Dabei erfolgt eine Addition der Zugkräfte durch die Verbindung der angetriebenen Achsen über die Fahrbahn. Fahrzeuge, wie der BMW i8, werden daher auch Through-The-Road-Parallel (TTRP) oder auch Double-Drive-Parallel HEV genannt [Bmwa14].

Im Vergleich zu der seriellen und der leistungsverzweigten Antriebsstrangtopologie entsteht durch die zusätzlichen Komponenten bei gleicher Systemleistung das geringste Mehrgewicht. Da der Vortrieb durch das konventionelle und das elektrische Aggregat gemeinsam realisiert werden kann, ist eine geringere Dimensionierung des VM möglich, ohne dabei die Systemleistung zu beeinträchtigen (vgl. Kap. 2.1 Punkt 3). Dadurch kann Gewicht eingespart und die Effizienz erhöht werden. Dank des direkten mechanischen Leistungstransfers des VM an die Antriebsräder erzielt der Parallelhybrid bei hohen Durchschnittsgeschwindigkeiten (Autobahn- oder Überlandfahrt) bessere Wirkungsgrade als Derivate anderer Hybridarchitekturen. Aufgrund dieser positiven Eigenschaften, gepaart mit der guten Integrierbarkeit in existierende konventionelle Fahrzeugarchitekturen, favorisieren speziell die Europäischen Autohersteller die parallele Hybridtopologie. Architekturbedingt fällt das Rekuperationsvermögen angesichts der größerdimensionierten elektrischen Antriebsmaschinen bei seriellen HEV allerdings höher aus. Üblicherweise ist der Verzicht der Kupplung (serieller Hybrid) als auch die komfortable

⁵ abhängig vom Hybridisierungsgrad

stufenlose Übersetzungswahl (leistungsverzweigter Hybrid) nicht möglich. Die folgende Tabelle fasst die wesentlichen Eigenschaften der parallelen Architektur zusammen.

pro	kontra
geringeres Mehrgewicht	geringeres Rekuperationsvermögen
hoher Wirkungsgrad (Autobahn- und Über- landfahrt)	geringerer Fahrkomfort
gute Integrierbarkeit in konventionelle Fahrzeugkonzepte	ggf. (zusätzliche) Kupplung zwischen VM und EM
geringe zusätzliche Kosten	

Tabelle 2.1: Wesentliche Eigenschaften der parallelen Hybridarchitektur

Eine weitere gängige Einteilung paralleler HEV richtet sich nach dem elektrischen Leistungsvermögen der eingebauten Energiewandler. Bei einem sogenannten Micro-Hybrid genügt die Leistung der EM lediglich zum Unterstützen der Start/Stopp-Funktion und für eine eingeschränkte Bremsenergierückgewinnung, während ein Mild-Hybrid zusätzlich in der Lage ist bei sehr hohen Lastanforderungen den VM elektrisch zu unterstützen (Boosten). Im Kontrast dazu ermöglicht ein Full-Hybrid aufgrund der höheren Nennleistung der EM sogar einen rein elektrischen Vortrieb. Darüber hinaus wird bei sehr hohem Leistungsvermögen der EM mitunter der Begriff Power-Hybrid verwendet [Bäke12, Kap. 2.7.2]. Auch eine Unterteilung in Micro-, Mild-, Medium- und Strong-Hybrid wird in diesem Zusammenhang vereinzelt gewählt [Iser10, S. 29]. Ein weiterer Begriff, der in diesem Kontext häufig Verwendung findet, ist der des Plug-In-Hybridfahrzeugs (PHEV). Im Gegensatz zu einem autarken HEV charakterisiert einen PHEV die externe Nachlademöglichkeit des elektrischen Energiespeichers. Dies ist primär für Fahrzeuge mit großer Kapazität des elektrischen Speichers und folglich meist großer elektrischer Leistung der EM sinnvoll. Bei einem PHEV handelt es sich in der Regel gleichsam um einen Full-Hybrid, obgleich er meist als zusätzliche Hybridisierungsstufe gesondert aufgeführt wird.

Die in diesem Kapitel vorgenommene allgemeingültige Einteilung kann in zahlreichen Literaturquellen, wie [Kutt13, S. 7], [Bäke12, Kap. 2.7.2], [Hofm10] oder [GuSc13, S. 70 ff.] nachvollzogen werden, weshalb die Erläuterungen bewusst knapp gehalten wurden. Unabhängig vom Hybridisierungsgrad und der Eingliederung der EM in die parallele Hybridarchitektur, ist die Wahl der Betriebspunkte der Energiewandler nicht trivial. Wie der nachfolgende Abschnitt verdeutlicht, sind Betriebsstrategien entscheidend daran beteiligt inwiefern das Potenzial eines Hybridfahrzeugs ausgeschöpft und die angestrebten Mehrwerte erzielt werden.

2.3 Betriebsstrategien für parallele Hybridfahrzeugarchitekturen

Bevor ein Überblick über die in der Forschung diskutierten Betriebsstrategieansätze und eine Bewertungsgrundlage vorgestellt wird, erfolgt in diesem Kapitel zunächst eine Begriffsbestimmung und die Einordnung der Betriebsstrategie in das Energiemanagement eines parallelen HEV. Das Verständnis über den gegenüber einem konventionellen Fahrzeug erhöhten Freiheitsgrad liefert die Grundlage für das Aufgabengebiet einer Betriebsstrategie und soll daher im folgenden Teilabschnitt einleitend beleuchtet werden.

2.3.1 Betriebsstrategie - Begriffsbestimmung und Einordnung in das Energiemanagement

Ein konventionelles Fahrzeug besitzt lediglich den VM zum Stellen der geforderten Antriebsleistung und mit der Wahl der Getriebeübersetzung den Freiheitsgrad eins, welcher bei einem manuellen Schaltgetriebe durch die Gangwahl des Fahrers bestimmt wird. Wie aus dem vorangegangen Kapitel hervorging, entsteht durch das Vorhandensein mindestens eines weiteren Energiewandlers gegenüber dem konventionellen Fahrzeug ein zusätzlicher Freiheitsgrad beim Stellen der geforderten Antriebsleistung eines parallelen HEV. Die folgenden Überlegungen verdeutlichen diese zusätzliche Entscheidungsfreiheit.

Vereinfacht kann die gewünschte Antriebsleistung des Fahrers P_{Wunsch} gemäß Gleichung (2.1) als gefordertes Radmoment M_{Rad} unter der jeweils durch die Fahrzeuggeschwindigkeit gegebenen Raddrehzahl n_{Rad} ausgedrückt werden.

$$P_{Wunsch} = 2 \cdot \pi \cdot M_{Rad} \cdot n_{Rad}$$
 (2.1)

Das am Rad geforderte Antriebsmoment kann wiederum durch die Momentenbilanz (ohne Berücksichtigung von Verlusten) eines parallelen pre-transmission HEV bei geschlossener Kupplung wie folgt beschrieben werden:

$$M_{Rad} = (M_{VM} + M_{EM}) \cdot i_G(G) \cdot i_A - M_B$$
(2.2)

Gleichung (2.2) verdeutlicht, dass das Moment des VM M_{VM} nicht mehr wie bei einem konventionellen Fahrzeug direkt durch die Momentenanforderung des Fahrers M_{Rad} definiert ist. Vielmehr erlaubt das zusätzliche Antriebsaggregat das Wunschmoment M_{Rad} durch VM, EM oder einer Kombination aus beiden bereitzustellen. Da im Gegensatz zum VM eine EM auch über einen generatorischen Arbeitsbereich verfügt ($M_{EM} < 0, n_{EM} > 0$), besteht neben dem unterstützenden Betrieb der EM (LP⁶-Absenkung, $M_{EM} > 0$ und $M_{VM} \ge 0$) auch die Möglichkeit elektrische Energie aus mechanischer Energie zu erzeugen und in den bidirektionalen elektrischen Speicher einzubringen (LP-Anhebung, Rekuperation). Aus energetischer Sicht ist der Einsatz der konventionellen Reibbremse $M_B > 0$ nur in Verzögerungsphasen $M_{Rad} < 0$ sinnvoll und wird üblicherweise auf den Bereich beschränkt, der nicht rein elektrisch abgebildet werden kann [Kutt13, S. 15].

Als Betriebsstrategie eines HEV wird die Entscheidungsinstanz bezeichnet, welche die Betriebspunkte der eingebauten Energiewandler festlegt. Im Falle eines parallelen HEV entspricht dies der in Gleichung (2.2) beschriebenen Momentenaufteilung ($M_{VM} + M_{EM}$). Darüber hinaus kann die Betriebsstrategie optional die Wahl der von der Gangstufe *G* abhängigen Getriebeübersetzung *i*_G umfassen (Schaltstrategie) oder auch den Betriebszustands des VM festlegen (VM-ein- oder ausgeschaltet). Als wesentlicher Bestandteil des

⁶ Lastpunkt (Betriebspunkt einer Arbeitsmaschine definiert durch Moment und Drehzahl)

Antriebsstrangmanagements ist die Betriebsstrategie somit entscheidend für die erzielbaren Verbrauchs- und Emissionssenkungen eines HEV.

Als dem Antriebsstrang überlagerte Regelinstanz ist das Antriebsstrangmanagement neben dem Bordnetz- und Thermomanagement Teil des Gesamtfahrzeugenergiemanagements. Darunter sind alle Funktionen zusammengefasst, die der koordinierten Bereitstellung, Wandlung, Verteilung und Speicherung der Leistungen/Energie im Fahrzeug zur Erfüllung der Fahrleistungsanforderung dienen [Kutt13, S. 19]. Die Einordnung der Betriebsstrategie in das Gesamtfahrzeugenergiemanagement und die Interaktion mit dem Wirksystem Fahrer – Fahrzeug – Umwelt zeigt die Abbildung 2.1.



Abbildung 2.1: Einordnung der Betriebsstrategie in das Gesamtfahrzeugenergiemanagement und Interaktion mit dem Wirksystem Fahrer – Fahrzeug – Umwelt nach [Kutt13, S. 19]

Ausgehend vom Antriebswunsch des Fahrers (Anforderung) und aktuellen Zustandsgrößen des Fahrzeugs eröffnet sich bei der Entscheidungsfindung einer Betriebsstrategie (Festlegen der Steuergrößen) die Möglichkeit, bestimmte Betriebsziele zu verfolgen. Optional besteht die Möglichkeit, umweltbedingte Einflüsse (Witterung, Verkehr) zu prädizieren und bei der Auswahl der Ansteuerung zu berücksichtigen (Zusatzinformationen).

Wie für die Steuerung eines technischen Systems üblich, sind dabei stets gewisse Randund Nebenbedingungen zu beachten. Die Tabelle 2.2 trägt mögliche Betriebsziele sowie Rand- und Nebenbedingungen zusammen.

Der Großteil der nachfolgend vorgestellten Betriebsstrategien legt den Fokus auf die Minimierung des Kraftstoffverbrauchs. Das Anstreben weiterer Betriebsziele kann nicht nur die Lösungskomplexität erhöhen, sondern auch die Lösungsfindung durch den zum Teil inversen Zusammenhang der Betriebsziele (z. B. Kraftstoffverbrauch $\leftarrow \rightarrow$ Fahrleistung) erschweren. Dennoch verfolgen einige vorgestellte Betriebsstrategien einen multikriteriellen Ansatz, der neben der Minimierung des Kraftstoffverbrauchs weitere Ziele anstrebt.

Tabelle 2.2: Übersicht möglicher Betriebsziele sowie Rand- und Nebenbedingungen einer Betriebsstrategie für HEV

Betriebsziele	Rand- und Nebenbedingungen
 Kraftstoffverbrauch minimieren Emissionen minimieren Komponentenlebensdauer (z. B. der Batterie) erhöhen Fahrleistung, Fahrkomfort steigern optional mit: Wahl des VM-Betriebszustands Wahl der Übersetzung (Schaltstrategie) 	 Momentenanforderung des Fahrers Einhalten der Betriebsgrenzen Ladungsgrenzen Momentengrenzen Drehzahlgrenzen Thermische Begrenzungen Komfort/Fahrbarkeit Schaltfrequenz Motor- Start/Stopp-Frequenz Systemdynamik (M, \u00fc) Gewünschter SOC⁷ zu Fahrtende (z. B. ausgeglichene Ladungsbilanz)

An dieser Stelle sei angemerkt, dass wegen der hohen elektrischen Antriebsleistung und der damit verbundenen größeren Menge an möglichen Betriebsbereichen zumeist parallele Full-Hybridfahrzeuge bei der Vorstellung verschiedener Betriebsstrategieansätze betrachtet werden. Im Gegensatz zu HEV mit geringeren Hybridisierungsgraden bieten diese einerseits größeres Verbrauchs- und Emissionsreduktionspotenzial und andererseits wird davon ausgegangen, dass die vorgestellten Ansätze unter Beachtung der Leistungsgrenzen auch auf niedrigere Hybridisierungsstufen übertragbar sind [Bäke12, Kap. 2.7.2], [Kutt13, S. 3, 18].

Nachdem die Aufgaben einer Betriebsstrategie für parallele HEV eingeführt wurden, gilt es nun verschiedene Ansätze zu betrachten. Die Bewertung verschiedener Betriebsstrategieansätze erfolgt auf Grundlage der im nächsten Abschnitt präsentierten Bewertungskriterien.

2.3.2 Bewertungskriterien von Betriebsstrategien

Eine Gegenüberstellung und Kategorisierung verschiedener Betriebsstrategieansätze erfordert eine einheitliche und dem Aufgabenprofil entsprechende Bewertungsgrundlage. In

⁷ State of Charge - relativer Ladezustand des elektrischen Speichers

Anlehnung an die Ausführungen in [Kutt13, S.30] wurden für diese Arbeit maßgebende Bewertungskriterien abgeleitet und in der Tabelle 2.3 zusammengefasst.

Einerseits stehen die Betriebsziele sowie die Einhaltung von Rand- bzw. Nebenbedingungen im Fokus. Die Beurteilung der erzielten Ergebnisse richtet sich üblicherweise nach einem Referenzwert. Zum Zwecke der Verbrauchsbeurteilung dient dazu meist der minimal mögliche und somit optimale Kraftstoffverbrauch entlang einer bestimmten Leistungstrajektorie. In diesem Zusammenhang spielt bei einem HEV die verbrauchte elektrische Energie eine wesentliche Rolle. Um einen objektiven Vergleich der Resultate zu ermöglichen, wird daher häufig der gleiche Batterieladezustand am Ende wie zu Beginn der Untersuchung vorausgesetzt. Bei nicht ladungserhaltendem Betrieb kann gegebenenfalls eine Korrektur des Kraftstoffverbrauchs anhand der Ladungsabweichung vorgenommen werden [ZhLG14].

Qualität	
	Erfüllung Betriebsziel/Optimalität
	Einhaltung der Rand- und Nebenbedingungen (z. B. Ziel-SOC)
Berechnungsaufwand	
	Echtzeitfähigkeit (online-, offline-fähig)
Robustheit, Stabilität	
	Stabilität der Regelung
	Verhalten bei ungenauen Eingangsgrößen
Anpassbarkeit, Erweiterbarkeit	
	weitere Betriebsziele
	an andere Hybridarchitekturen, Hybridisierungsgrade, Antriebs- strangkomponenten
	Integration von (weiteren) Prädiktionsquellen

Tabelle 2.3: Bewertungskriterien für Betriebsstrategien

Andererseits sind für den realen Einsatz im Fahrzeug insbesondere die Echtzeitfähigkeit und Robustheit der Regelung relevante Kriterien einer Betriebsstrategie. Während Letzteres beispielsweise die Handhabung ungenauer Messwerte oder Abweichungen des Komponentenverhaltens (z. B. durch Alterung oder Temperaturschwankungen) umfasst, stellt die limitierte Berechnungs- und Speicherkapazität aktueller Steuergeräte eine entscheidende Beschränkung dar. Eine Betriebsstrategie wird demnach als online-fähig bezeichnet, sofern sie den Echtzeitanforderungen eines Fahrzeugs genügt und entsprechend als offline-fähig, wenn nicht.

Für die Beurteilung von Fahrdynamik, Fahrbarkeit und Komponentenlebensdauern existiert kein allgemeingültiger Bewertungsmaßstab. Soll ebenfalls eine Bewertung dieser Kriterien stattfinden, wird daher vorwiegend ein Vergleich zu einer jeweiligen Basiskonfiguration vorgenommen. Die Berücksichtigung der Leistungsanforderung des Fahrers als auch die Einhaltung der Komponentenbetriebsgrenzen ist für jede Betriebsstrategie grundlegend und wird in Kontrast zu [Kutt13] folglich nicht zur Bewertung herangezogen.

Abschließend bestehen in der Erweiterbarkeit von Betriebsstrategien bezüglich zusätzlicher Betriebsziele zu einem multikriteriellen Ansatz, der Einbindung prädiktiver Informationsquellen sowie der Anpassungsfähigkeit an andere Fahrzeugkonfigurationen weitere bedeutsame Vergleichsaspekte, mithilfe derer in den Kapiteln 3 und 4 eine Gegenüberstellung ausgewählter Betriebsstrategieansätze erfolgt.

Nachdem der Aufgabenbereich einer Betriebsstrategie beschrieben und wesentliche Bewertungskriterien eingeführt wurden, kann im Kapitel 2.3.3 eine Kategorisierung verschiedener Strategieansätze erfolgen. Sie gibt die weitere Struktur dieser Arbeit vor.

2.3.3 Überblick Betriebsstrategien

Da zahlreiche verschiedenartige Betriebsstrategieansätze existieren, bietet sich eine grundlegende Kategorisierung an, um im weiteren Verlauf eine übersichtliche Gegenüberstellung zu ermöglichen. In der Literatur gibt es diesbezüglich unterschiedliche Möglichkeiten.

Eine mögliche Einteilung orientiert sich an wesentlichen Bewertungskriterien (siehe Tabelle 2.3). Demgemäß ist eine Unterscheidung bezüglich der Erfüllung der Betriebsziele in optimale und suboptimale oder auch nach ihrem Berechnungsaufwand in on- und offlinefähige Betriebsstrategien möglich [Hofm10, S. 210 ff.], [JaKK13]. Von dieser Einteilungsmöglichkeit wird im Kontext dieser Arbeit jedoch kein Gebrauch gemacht. Zwar können einige Betriebsstrategieansätze aufgrund ihres Berechnungsaufwandes oder ihrer Lösungsgüte typischerweise in eine der genannten Kategorien eingeordnet werden, allerdings würden dadurch bestimmte Ansätze pauschalisiert. Daher erfolgt anstelle einer kriterienorientierten eine, auch in der Fachliteratur mehrheitlich vorgenommene, methodenorientierte Einteilung.

Diese unterscheidet zwischen optimierungsbasierten und regelbasierten Betriebsstrategieansätzen, wobei letzterer häufig mit dem Begriff heuristische Betriebsstrategie gleichgesetzt wird. Beide Hauptkategorien werden weiterhin unterteilt in – lokale und globale Methoden – auf Seiten der optimierungsbasierten Ansätze und in - deterministische und Fuzzy-Logik - hinsichtlich der regelbasierten Betriebsstrategien [Kutt13, S. 21 ff.], [Salm07], [GuSc13, S. 243 ff.]. Anstelle der Bezeichnung als lokale und globale Strategien, finden vereinzelt auch die Begriffe kausal und akausal bzw. nicht-kausal Verwendung (vgl. [GuSc13], [JaKK13] oder [Ambü09]).

Die unterschiedlichen mathematischen Lösungsmethoden der lokalen und globalen optimierungsbasierten Ansätze bilden ein weiteres Unterscheidungsmerkmal. Eine Einteilung der Optimierungsmethoden in analytische und numerische Lösungsverfahren, wie in [Se-RO11] oder [JaKK13], scheint an dieser Stelle jedoch nicht vorteilhaft. Zwar vereinen diese Lösungswege (analytisch und numerisch) charakteristische Merkmale, jedoch ist bei den vorgestellten Methoden, je nach Formulierung des Optimierungsproblems, ein numerischer als auch ein analytischer Lösungsweg möglich. Eine Differenzierung nach diesen Lösungswegen und eine Bewertung nach den im Abschnitt 2.3.2 beschriebenen Kriterien erfolgt während der Vorstellung ausgewählter Betriebsstrategien in den Kapiteln 3 und 4. Abbildung 2.2 zeigt die beschriebene methodenorientierte Einteilung und gibt einen Überblick über die im Folgenden vorgestellten Betriebsstrategien⁸. Da sich einige regelbasierte Strategieansätze den Lösungen optimierungsbasierter Verfahren bedienen, liegt der Schwerpunkt im Kapitel 3 zunächst auf optimierungsbasierten Ansätzen.



Abbildung 2.2: Überblick und methodenorientierte Einteilung ausgewählter Betriebsstrategien mit jeweiligen Literaturangaben

ECMS: Equivalent Consumption Minimization Control, PMP: PONTRJAGINSche Maximumsprinzip, DP: Dynamische Programmierung

⁸ Der Anhang A.1 listet ergänzend weitere Betriebsstrategieansätze auf, die während der Recherche gefunden aber im Kontext dieser Arbeit nicht näher vorgestellt werden.

3 Optimierungsbasierte Betriebsstrategien

Optimierungsbasierte Betriebsstrategien erhalten die Ansteuerung der Energiewandler aus der Optimierung (Minimieren oder Maximieren) einer Zielfunktion, wobei dies im Regelfall die Minimierung des Kraftstoffverbrauchs bedeutet [Salm07, S.6], [ScGu07, S. 3], [SeRO11, S. 1]. Die Beschränkung auf den Begriff Minimierung in Verbindung mit der Zielstellung von HEV ist üblich, da einerseits durch Vorzeichenwechsel ein Minimierungsin ein Maximierungsproblem konvertiert werden kann und sie andererseits eher der menschlichen Denkweise entspricht (Minimum des Energieverbrauchs und nicht Maximum eines negativen Energieverbrauchs) [Föll94, S.12].

Im Kontrast zu regelbasierten streben optimierungsbasierte Ansätze das Erreichen der Betriebsziele direkt an, wie in der nachfolgenden Vorstellung des Optimierungsproblems deutlich wird. Sie sind auch den modellbasierten Methoden zuzuordnen, da der Zusammenhang zwischen gewählter Ansteuerung, inneren Systemzuständen und Systemantwort durch ein Systemmodell beschrieben werden muss [Kutt13, S.24]. Bevor eine differenzierte Betrachtung verschiedener Lösungsmethoden erfolgt, führt eine allgemeine Formulierung des mathematischen Optimierungsproblems in Kombination mit einem simplen Anwendungsfall in diese Thematik ein.

3.1 Mathematischer Ansatz

Generell besteht das Optimierungsproblem eines dynamischen Systems darin, durch geeignete Wahl der Steuergröße $\overline{u}(t)$ das dem System zugeordnete Gütemaß bzw. die Zielfunktion⁹ *J* entlang eines zeitlichen Optimierungshorizonts¹⁰ [t_o, t_e] zu minimieren. Während in der klassischen Analysis für die Minimierung eines Funktionals der Begriff Extremalproblem vorgesehen ist, führen zunächst auf physikalische Anwendung bezogene Optimierungsprobleme auf den Begriff Variationsrechnung [Föll94, S.14]. Wie in [UTLK14] formuliert, wenden optimierungsbasierten Betriebsstrategien Methoden der Variationsrechnung an, um die Steuerungsaufgabe eines HEV zu lösen. Wesentlich dabei ist, dass aus Sicherheitsgründen und aufgrund physikalischer Beschränkungen die Ansteuerung in technischen Anwendungen neben der Minimierung der Zielfunktion stets das Einhalten von Rand- und Nebenbedingungen gewährleisten muss (vgl. Kap. 2.3.1). Ferner ist der Begriff Optimalsteuerungsproblem bekannt, der die Unterscheidung zwischen Steuer- und Zustandsgrößen $\overline{x}(t)$ impliziert und so dem Verhalten technischer, ökonomischer oder biologischer Probleme gerecht wird [Gerd10, S. 3].

Abbildung 3.1 stellt die Zusammenhänge zwischen der Ansteuerung $\overline{u}(t)$, den Zustands- $\overline{x}(t)$ und den Ausgangsgrößen $\overline{y}(t)$ eines dynamischen Systems dar. In der Regel beeinflusst die Wahl der Ansteuerung $\overline{u}(t)$ den Zustand $\overline{x}(t)$ des Systems, was durch die Zu-

⁹ Kostenfunktion, Fitnessfunktion oder Performance Index

¹⁰ Steuerzeitraum

standsdifferentialgleichung $\dot{\overline{x}}(t)$ beschrieben wird [Kutt13, S. 38], [Gerd10, S. 4]. Die Ausgangsgröße $\overline{y}(t)$ spielt in den folgenden Betrachtungen eine untergeordnete Rolle.



Abbildung 3.1: Dynamisches System in Zustandsdarstellung nach [Föll94, S.26]

Von größerer Relevanz ist die in der Gleichung (3.1) formulierte Zielfunktion *J*. Sie wird in dieser Form als BOLZASCHES Gütemaß bezeichnet und enthält im Wesentlichen zwei Terme - das LAGRANGESCHE und das MAYERSCHE Gütemaß.

$$J = \Phi(\overline{x}(t_e)) + \int_{t_0}^{t_e} L(t, \overline{u}(t), \overline{x}(t)) dt$$
(3.1)

Das LAGRANGESche Gütemaß $J_{Lagrange} = \int L(\cdot)$ umfasst die über den gesamten Optimierungshorizont auftretenden instantanen, ansteuerungsbedingten Kosten $L(\cdot)$, wohingegen das MAYERSche Gütemaß $\Phi(\overline{x}(t_e))$ allein das Endverhalten des Systems zum Zeitpunkt t_e bewertet [Föll94, S. 37], [Kutt13, S. 37].

Die optimale Lösung $\overline{u}^*(t)$ ist erreicht, wenn Gleichung (3.2) gilt und

$$\overline{u}^{*}(t) = \arg\min_{\overline{u}} \left(J(\overline{x}(t_{0}), \overline{u}, \overline{x}(t_{e})) \right), \ t_{0} \le t \le t_{e}$$
(3.2)

die Zustandsdifferentialgleichung¹¹ (3.3),

$$\dot{\overline{x}}(t) = f(\overline{x}(t), \overline{u}(t), t)$$
(3.3)

die Randbedingungen (3.4) sowie die Nebenbedingungen (3.5) erfüllt sind.

$$\overline{x}(t_0) = \overline{x}_0,$$

$$\overline{x}(t_e) = \overline{x}_e$$
(3.4)

$$\overline{x}(t) \in \mathbf{X}$$

$$\overline{u}(t) \in \mathbf{U}$$
(3.5)

Sofern sie existiert, wovon in der betrachteten Problemstellung eines minimalen Verbrauchs oder Emissionen eines HEV auszugehen ist, führt die optimale Lösung¹² $\overline{u}^*(t)$ da-

¹¹ In [Föll94] auch als Nebenbedingung bezeichnet.

¹² Im Normalfall existiert nur eine optimale Lösung. Falls nicht, ist das Optimierungsproblem nicht eindeutig lösbar und man spricht von uneigentlichen Minima [Föll94, S.40].

bei zu einem globalen bzw. absoluten Minimum, während innerhalb eines gewissen Bereichs auch lokale bzw. relative Minima auftreten können [Föll94, S.39]. *X* repräsentiert die Menge zulässiger Zustandsgrößen und u die Menge zulässiger Steuergrößen, welche sich aus den Aggregatbetriebsgrenzen (Momentenbegrenzung, Ladungsgrenzen der Batterie etc.) ergeben.

Die allgemeine Formulierung des Optimierungsproblems soll nachfolgend anhand eines simplen Anwendungsfalls auf das parallele HEV angewendet werden.

3.1.1 Das parallele HEV als Anwendungsfall

Zur Lösung des Optimierungsproblems ist die Beschreibung des HEV-Systems durch Systemgleichungen notwendig. Obwohl es naturgemäß deutliche Parallelen in den einzelnen Forschungsbeiträgen gibt, ist eine allgemeingültige Formulierung der Systemgleichungen und der Zielfunktion nicht möglich, da sie von der Modellbildung des HEV-Systems, den zugrundeliegenden Komponenten sowie den angestrebten Betriebszielen und somit vom individuellen Anwendungsfall abhängt. Die nachfolgende exemplarische Beschreibung basiert auf den Ausführungen von [Kutt13], wobei mit Rücksicht auf den Umfang dieser Arbeit auf eine detaillierte Herleitung verzichtet wird.

Die instantanen Kosten $L(\cdot)$ können im simpelsten Fall durch den Kraftstoffmassenstrom \dot{m}_{Krst} ausgedrückt werden, sodass $L(\cdot) = \dot{m}_{Krst}(t, \overline{u}(t), \overline{x}(t))$ gilt. Unter Beachtung des unteren Kraftstoffheizwerts H_u ist ebenfalls die Verwendung der Kraftstoffleistung $P_{Krst} = \dot{m}_{Krst}H_u$ als instantanes Kostenfunktional möglich. Das LAGRANGESche Gütemaß aus Gleichung (3.1) wird demnach zu

$$J_{Lagrange} = \int_{t_0}^{t_e} \dot{m}_{Krst}(t, \overline{u}(t), \overline{x}(t)) dt.$$
(3.6)

Sofern weitere Größen, wie die Abgasemissionen, relevant sind, müssen diese entsprechend in $L(\cdot)$ enthalten sein [GuSc13, S. 250], [SeRO11, S.2]. Der Steuergrößenvektor $\overline{u}(t)$ beinhaltet nach der Berücksichtigung mehrerer antriebsseitiger Zwangsbedingungen lediglich das EM-Moment $M_{EM}(t)$, sodass

$$\overline{u}(t) = M_{EM}(t) \tag{3.7}$$

gilt. Wird beispielsweise die Übersetzungswahl ebenfalls optimiert (Schaltstrategie), enthält die Ansteuerung eine zusätzliche Variable und das Problem ist um eine Dimension erweitert [UTLK14, S.3]. Alternativ ist auch die Verwendung der EM-Leistung [JaKK13] oder des Quotienten aus gewünschtem Radmoment und EM-Moment [Ambü09] oder des VM-Moments gebräuchlich, wobei sich alle Varianten letztlich in ihrer Bedeutung nicht unterscheiden.

Der Zustandsvektor $\overline{x}(t)$ beschreibt den Zustand des Systems. Im Anwendungsfall entspricht dies dem relativen Batterieladezustand SOC(t), welcher sich aus dem Quotienten von aktueller Batterieladung $Q_{Batt}(t)$ und der nominellen bzw. maximal nutzbaren Batterieladung $Q_{Batt,max}$ bestimmen lässt (siehe Gleichungen (3.8) und (3.9)). Letztere soll im Folgenden als konstant angenommen werden. Existieren mehrere elektrische Energiespeicher, kommen entsprechend weitere Zustandsvariablen, ebenso wie durch die Berücksichtigung der Übersetzungswahl (Gangstufe), hinzu [SaSL14].

$$\overline{x}(t) = x(t) = SOC(t)$$
(3.8)

$$SOC(t) = \frac{Q_{Batt}(t)}{Q_{Batt,max}}$$
(3.9)

Wie die Zustandsdifferentialgleichung (3.3) verdeutlicht, beeinflusst das Verhalten der Steuergrößen $\overline{u}(t)$ das dynamische Verhalten des Zustands. So lässt sich Gleichung (3.3) als Batterieladungsänderung und folglich als Batteriestrom $I_{Batt}(\overline{x}(t), \overline{u}(t), t)$ zu

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t) = S\dot{O}C(t) = -\frac{I_{Batt}(SOC(t), M_{EM}(t), t)}{Q_{Batt,max}}$$
(3.10)

bestimmen. In einigen Lösungsansätzen wird der Einfluss des Zustands x(t) = SOC(t) bzw. der Ladung $Q_{Batt}(t)$ auf die Systemeigenschaften der Batterie (Ruhespannung, Innenwiderstand) vernachlässigt [Kutt13, S. 40], [GuSc13, S. 256], [NEFO14, S. 7 f.]. Dadurch ist der Batteriestrom I_{Batt} nicht mehr von der Batterieladung $Q_{Batt}(t)$ abhängig und Gleichung (3.10) kann zu

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t) = S\dot{O}C(t) \approx f(\overline{u}(t), t) = -\frac{I_{Batt}(M_{EM}(t), t)}{Q_{Batt,max}}$$
(3.11)

vereinfacht werden [UTLK14, S. 5]. Diese Vereinfachung ist für den typischen Arbeitsbereich bestimmter Batteriemodelle durchaus zulässig und kann so zu einer teils deutlichen Verringerung des Lösungsaufwands (vgl. Kap. 3.2.2 und 3.3.1) führen [YTFP13, S. 8]. Andererseits belegen die Ausführungen in [JaKK13, S. 24 ff.], dass eine solche Vereinfachung in Anbetracht des verwendeten Speichers bzw. Batteriemodells nicht uneingeschränkt vorgenommen werden darf. Eine kurze Herleitung der vereinfachten Zustandsdifferentialgleichung ist in Anhang A.3 hinterlegt.

Ohne die Berücksichtigung weiterer Einschränkungen würde die Minimierung von *J* dazu führen, immer elektrisch zu fahren bzw. eine schnellstmöglichen Entladung des elektrischen Speichers nach sich ziehen, sofern nicht genügend Energie durch Rekuperation gewonnen werden kann [GuSc13], [Kutt13, S.20]. Darüber hinaus gilt es die physikalischen Beschränkungen der Antriebskomponenten bei der Auswahl der Ansteuerung zu berücksichtigen. Offensichtlich ist daher das Einführen gewisser Bedingungen notwendig.

3.1.2 Neben- und Randbedingungen

Die Ladungsbegrenzung stellt dabei die Nebenbedingung (vgl. Gleichung (3.5)) dar und wird unter Beachtung einer oberen Ladungsgrenze SOC_{max} und einer unteren Ladungsgrenze SOC_{min} zu

$$x(t) = SOC(t) = [SOC_{min}, SOC_{max}].$$
(3.12)

Weiterhin ist naturgemäß auch die Wahl der Steuergröße $\overline{u}(t)$ nicht beliebig. Sie wird in erster Linie durch das maximale $M_{EM,max}(t)$ bzw. minimale $M_{EM,min}(t)$ EM-Moment begrenzt.

$$M_{EM}(t) = [M_{EM,min}(t), M_{EM,max}(t)]$$
(3.13)

Die Nebenbedingungen (3.12) und (3.13) werden auch als lokale [GuSc13, S.253] oder instantane [SeRO11, S.2] Zustands- bzw. Steuerbegrenzungen bezeichnet.

Wie in Kap 2.3.2 angeführt ist das Erreichen eines gewünschten SOC am Ende einer Fahrt von großer Relevanz. Prinzipiell kann für den finalen Ladezustand $x_e = SOC(t_e)$ im Rahmen der Ladungsgrenzen ein beliebiger Wert gewählt werden. Obwohl insbesondere bei einem PHEV eine gewisse Entladung der Batterie erwünscht sein kann, ist es zum Zwecke einer objektiven Bewertung des verbrauchten Kraftstoffs wichtig, den Einfluss der Ladungsabweichung auszuschließen. Daher wird häufig ein ladungserhaltender Betrieb angestrebt, bei dem keine oder lediglich geringe Abweichungen zum initialen Ladezustand zugelassen sind. Neben der Anfangsbedingung $x(t_0) = SOC(t_0)$ gilt es zusätzlich die durch $x(t_e) = SOC(t_e)$ festgelegte Randbedingung bei der Lösung des Optimierungsproblems zu beachten, welche im Falle des Ladungsausgleichs $SOC(t_e) = SOC(t_0)$ entspricht.

In Form des MAYERSchen Gütemaßes $\Phi(\overline{x}(t_e))$ kann eine Abweichung des SOC entweder als weiche oder harte Randbedingung innerhalb des Optimierungsproblems berücksichtigt werden. Die weiche Randbedingung bestraft alle Abweichungen von $SOC(t_e)$ zu $SOC(t_0)$. Diese können mittels linearer, quadratischer oder abschnittsweise linearer Strafterme formuliert werden, wofür in [ScGu07, S.4], [Kutt13, S.37] oder [GuSc13, S.252] einige Beispiele nachvollzogen werden können. Die Formulierung einer harten Randbedingung toleriert hingegen keine Abweichungen von $SOC(t_e)$ zu $SOC(t_0)$ und definiert somit einen ladungserhaltenden Betrieb. Sie ist vor allem für Verfahren der globalen Optimierung relevant (vgl. Kap. 3.2) [GuSc13, S.251]. Mit dem gewünschten finalen Ladezustand $SOC(t_e) = SOC(t_0)$ folgt

$$\Phi(\overline{x}(t_e)) = \Phi(SOC(t_e)) = \begin{cases} \infty \ \forall \ SOC(t_e) \neq \ SOC(t_0) \\ 0 \ \forall \ SOC(t_e) = \ SOC(t_0) \end{cases}$$
(3.14)

Damit ist das Optimierungsproblem eines HEV als Grundlage optimierungsbasierter Betriebsstrategieansätze in allgemeiner Form eingeführt. Zur Lösung des Optimierungsproblems gibt es zahlreiche Methoden. Bei optimierungsbasierten Betriebsstrategien ist neben der Unterscheidung in numerische und analytische Lösungsverfahren (vgl. [JaKK13]) vorwiegend der betrachtete Zeithorizont ausschlaggebend. Je nachdem, ob das Verfahren nur jeweils den aktuellen Zeitpunkt (instantan) oder einen längeren über den aktuellen Zeitpunkt hinausgehenden Zeithorizont berücksichtigt, wird in lokale und globale Lösungsmethoden unterschieden [Kutt13, S.24], [Salm07, S. 6], [SeR011, S. 4].

3.2 Globale optimierungsbasierte Betriebsstrategien

Lösungen globaler optimierungsbasierter Verfahren betrachten stets einen längeren Zeithorizont. Die Verwendung des Begriffs akausal in [ScGu07], [Salm07] oder [Ambü09] beruht auf der Eigenschaft, dass die Wahl der Steuergröße nicht durch zu diesem Zeitpunkt verfügbare Informationen aus momentanem oder vergangenem Betriebszustand des Fahrzeugs zu begründen ist. Vielmehr setzt die Lösung Informationen des künftigen Fahrtverlaufs voraus. Typischerweise handelt es sich bei globalen Optimierungsmethoden um rechenintensive und, aufgrund ihres a priori benötigten Fahrprofils, um nicht onlinefähige Ansätze. Lediglich im Rahmen eines modellprädiktiven Ansatzes (MPC), der entsprechenden Bereitstellung eines Vorhersagehorizonts und verschiedenen Einschränkungen (eingeschränkter Lösungsraum, geringe Systemdynamik und -komplexität) ist ein Online-Einsatz möglich [Kutt13, S.26], [UTLK14, S.3].¹³

Besondere Relevanz wird globalen Verfahren deshalb nicht aufgrund ihres Berechnungsaufwands sondern angesichts ihrer Lösungsgüte zuteil. Bei vollständig a priori über den gesamten Fahrzyklus bekannter Radleistungstrajektorie ist das Auffinden einer global optimalen Lösung $\overline{u}^*(t)$ möglich. Diese dient häufig als Referenz zur Bewertung beliebiger (online-fähiger) Strategieansätze. Darüber hinaus werden globale Verfahren zur Offline-Anpassung bzw.-Generierung echtzeitfähiger regelbasierter Ansätze verwendet (vgl. Kap. 4). Der nachfolgende Abschnitt stellt mit der Dynamischen Programmierung und dem PONTRJAGINSchen Maximumsprinzip zwei bedeutende Methoden vor, bevor aktuelle Beispiele einen Einblick in den heutigen Stand der Forschung geben. Der Schwerpunkt liegt dabei auf dem analytischen Lösungsweg, der infolge der approximativen Beschreibung der Kennfelder im Abschnitt 3.2.3 beleuchtet wird. Eine knappe Einführung in das Gebiet der Suchheuristiken, die vorwiegend zur Offline-Anpassung regelbasierter Strategien verwendet werden (vgl. Kap. 4.1.1), komplettiert diesen Abschnitt.

3.2.1 Dynamische Programmierung (DP)

Die auf dem BELLMANSchen Optimalitätsprinzip basierende Dynamische Programmierung (DP) ist wohl das bedeutendste Verfahren zur globalen Lösung des Optimierungsproblems eines HEV. Da die Grundlagen der DP in zahlreichen Veröffentlichungen beispielsweise in [Föll94, S.237ff], [GuSc13], [JaKK13], [Kutt13] oder [UTLK14] erlangt werden können, werden diese im weiteren Verlauf nicht differenzierter betrachtet. Vielmehr sollen die Eigenschaften der DP bezüglich ihrer Verwendung als Betriebsstrategie im Fokus der folgenden Betrachtung stehen.

Die konventionelle DP setzt eine Diskretisierung der Steuer- und Zustandsgrößen als auch der Zeit voraus und löst das Optimierungsproblem typischerweise rekursiv, also in einer Rückwärtsrechnung beginnend beim letzten Zeitpunkt des Optimierungshorizonts t_e bis zum Anfangszeitpunkt t_0 . Abhängig von der gewählten Diskretisierung (Schrittweite) ist das Auffinden einer global optimalen Ansteuerung \overline{u}^* bei vollständig bekanntem Geschwindigkeitsverlauf garantiert.

$$\overline{u}_{DP} = \overline{u}^* \tag{3.15}$$

Deshalb dient die optimale Ansteuerung der DP \overline{u}_{DP} häufig als Maßstab in der Bewertung beliebiger anderer Strategieansätze [GuSc13, S.253], [Kutt13, S.25], [YTFP13, S.5]. Dabei vermag die DP auch diskrete Größen, wie den VM-Betriebszustand oder die Wahl der Übersetzungsstufe, zu optimieren.

¹³ Es sei darauf hingewiesen, dass in [SeRO11, S. 1] Methoden mit eingeschränkten also nicht vollständig sondern nur teilweise vorab bekanntem Fahrprofil den lokalen Optimierungsmethoden (siehe Kap. 3.3) zuordnet sind. Darunter würden auch MPC-Ansätze oder die stochastische Dynamische Programmierung zählen. Von dieser Einteilung wird im Kontext dieser Arbeit jedoch kein Gebrauch gemacht.

Darüber hinaus wird die optimale Lösung der DP oft als Basis regelbasierter Betriebsstrategien verwendet, indem Regeln abgeleitet werden, die das optimale Verhalten bestmöglich imitieren [UTLK14, S. 4], [Kutt13, S. 71].

Neben der rekursiven Vorgehensweise steht einem Online-Einsatz als Betriebsstrategie vor allem der hohe Berechnungsaufwand gegenüber. Die konventionelle numerische DP verlangt für jeden Punkt des diskretisierten Zustandsraums innerhalb eines Zeitschritts ein Kostenfunktional zu minimieren. Die Ausweitung des Problems durch die Berücksichtigung der Übersetzungsstufe oder des VM-Start-Betriebszustands erweitert das System entsprechend um zusätzliche Freiheitsgrade, was mit steigender Komplexität und Rechenzeitbedarf einhergeht. Dieser steigt in Abhängigkeit des betrachteten Zeithorizonts sowie der Anzahl diskreter Zustands- und Steuergrößen an [GuSc13, S. 254].

Zur Reduktion des Berechnungsaufwands existieren zahlreiche Vorgehensweisen, auf die kurz eingegangen werden soll. Eine Möglichkeit ist die Beschränkung des Steuer- und Zustandsraums auf zulässige oder tatsächlich erreichbare Bereiche (z. B. Berücksichtigung maximal zulässiger Ladungsänderung) [Kutt13, S. 78 ff.]. Ein weiterer Weg die Berechnungsleistung zu verbessern, ist die Schrittweiten bei der Diskretisierung der Zeit sowie der Steuer- und Zustandsgrößen zu erhöhen. Anstelle einer äquidistanten Zeitschrittweite kann eine adaptive Schrittweitenanpassung erfolgen. Eine möglichst große Zustandsschrittweite birgt weiteres Verbesserungspotential, jedoch geht das in der Regel mit einer schlechteren und demnach nicht mehr optimalen Lösungsqualität einher. So steigt der, durch die Ansteuerung erreichte, Kraftstoffverbrauch tendenziell mit zunehmendem Abstand der Ladungsstützstellen an [PeLe13, S. 5]. Damit Aussage (3.15) zutrifft, ist daher abhängig vom Fahrzyklus immer auf eine hinreichend hohe Anzahl von Ladungsstützstellen zu achten (vgl. [Kutt13, S. 112 ff.], [PeLe13, S. 4 f.], [JaKK13, S. 89 ff.]). Der Zielkonflikt zwischen Lösungsqualität und Zustandsschrittweite kann durch iterative Ausführung der DP abgeschwächt werden. Beginnend mit einer groben Zustandsdiskretisierung, wird dabei nach jeder Iteration die Schrittweite nahe der optimalen Zustandstrajektorie verringert [LaJE14, S. 2], [GuSc13, S. 254].

Abhilfe kann auch eine analytische Auswertung des Gütemaßes verschaffen. Die Berechnung der minimalen Kosten jedes Zustandspunkts eines Zeitschritts und demzufolge die Dauer der Optimierung wird dabei wesentlich beschleunigt. Dies setzt wiederum eine analytische Beschreibung des typischerweise durch Kennfelder charakterisierten Verhaltens der Energiewandler in Abhängigkeit der Steuergröße (z. B. M_{EM}) als auch der Gesamtkostenmatrix voraus. Diese Vorgehensweise ist Thema der in Kapitel 3.2.3 erläuterten approximativen DP (A-DP).

Eine weitere gängige Methode zur Lösung des Optimierungsproblems eines HEV ist als PONTRJAGINSCHES Maximumsprinzip (PMP) bekannt. Da das Verständnis dieser Methode die Bewertung der im Folgenden vorgestellten Strategieansätze erleichtert, wird im nächsten Abschnitt eine detailliertere Erläuterung des PMP vorgenommen.

3.2.2 PONTRJAGINSCHES Maximumsprinzip (PMP)

Das für gewöhnlich durch einen Vorzeichenwechsel als Minimumsprinzip formulierte PMP führt zur Lösung des in Kapitel 3.1 beschriebenen Optimierungsproblems die HAMILTON-Funktion \mathcal{H} ein.

$$\mathcal{H} = L(t, \overline{u}(t), \overline{x}(t)) + \overline{\psi}^{T}(t) \cdot f(\overline{u}(t), \overline{x}(t), t)$$
(3.16)

Im einfachen Anwendungsfall, bekannt aus Kapitel 3.1.1, können die instantanen Kosten $L(\cdot)$ wiederum durch den Kraftstoffmassenstrom \dot{m}_{Krst} ausgedrückt werden, sodass $L(\cdot) = \dot{m}_{Krst}(t, \overline{u}(t), \overline{x}(t))$. Unter Verwendung der Gleichungen (3.7), (3.8) und (3.10) sowie einer als gegeben vorausgesetzten Übersetzungsstufe wird Gleichung (3.16) zu

$$\mathcal{H}(M_{EM}(t),\psi(t),t) = \dot{m}_{Krst}(M_{EM}(t),t) + \psi(t) \cdot \frac{I_{Batt}(SOC(t),M_{EM}(t),t)}{Q_{Batt,max}}$$
(3.17)

wobei die Ladung im konkreten Fall keinen Einfluss auf den Kraftstoffmassenstrom \dot{m}_{Krst} ausübt. Die Ansteuerung $\bar{u}_{PMP}(t) = M_{EM}(t)$ ergibt sich laut Gleichung (3.18), wenn die HA-MILTON-Funktion zu jedem Zeitpunkt des Optimierungshorizonts $t_0 \le t \le t_e$ minimal wird:

$$\overline{u}_{PMP}(t) = M_{EM}(t) = \underset{M_{EM}}{\operatorname{arg\,min}}(\mathcal{H})$$
(3.18)

Entscheidenden Einfluss auf die Lösung dieser Methode besitzt der LANGRANGE-Multiplikator $\psi(t)$, auch Co-Zustand genannt. Er stellt eine Art Äquivalenz zwischen Kraftstoffverbrauch und Batteriestrom her. Dadurch bildet die HAMILTON-Funktion ein gemeinsames quantitatives Bewertungsmaß für die Verwendung von Kraftstoffenergie und elektrischer Energie. Sein Wert beeinflusst nicht nur die Wahl der Ansteuerung \overline{u}_{PMP} und folglich den Kraftstoffverbrauch sondern auch den Verlauf der Ladungstrajektorie. Wie die folgenden Überlegungen verdeutlichen, sorgt die Einführung dieses Multiplikators dafür, dass die Ladungsrand- und -nebenbedingungen erfüllt werden [Föll94, S. 63].

Die zeitliche Änderung des LAGRANGE-Multiplikators wird durch die adjungierte Zustandsdifferentialgleichung

$$\dot{\psi}(t) = -\frac{\partial \mathcal{H}}{\partial x} = -\psi(t) \cdot \frac{\partial f(u(t), x(t), t)}{\partial x}$$
(3.19)

bestimmt. An dieser Stelle unterscheiden sich die Lösungswege verschiedener Beiträge. Während [HOXW14] den Einfluss des Zustands x(t) = SOC(t) bzw. der Ladung $Q_{Batt}(t)$ auf die Zustandsdifferentialgleichung $\dot{x}(t) = f(\overline{u}(t), \overline{x}(t), t)$ und somit auch auf die in (3.19) beschriebene adjungierte Zustandsdifferentialgleichung berücksichtigt, weist [SeRO11, S. 8] daraufhin, dass dadurch nur marginale Änderungen des LAGRANGE-Multiplikators während des Testzyklus auftreten. Insbesondere im Zusammenhang mit dem PMP wird deshalb häufig der Einfluss des Zustands x(t) = SOC(t) bzw. der Ladung $Q_{Batt}(t)$ auf die Systemeigenschaften der Batterie (Ruhespannung, Innenwiderstand) vernachlässigt. Diese bereits in Gleichung (3.11) getroffenen Vereinfachungen führen dazu, dass auch der Batteriestrom I_{Batt} und somit f(u(t), t) keine Funktion der Zustandsgröße x(t) = SOC(t) sind. Mit dieser Annahme vereinfacht sich die adjungierte Zustandsdifferentialgleichung (3.19) zu:

$$\dot{\psi}(t) = -\frac{\partial \mathcal{H}}{\partial SOC} \approx -\psi(t) \cdot \frac{\partial f(M_{EM})}{\partial SOC} = 0.$$
(3.20)

Das heißt, es existiert entlang der Lösung des PMP ein zeitlich konstanter LANGRANGE-Multiplikator

$$\psi(t) \approx \psi_0 = const.. \tag{3.21}$$

Das wiederum bedeutet, dass es für ein gegebenes Fahrprofil einen optimalen LAGRANGE-Multiplikator ψ_0^* gibt, welcher die Ladungsrandbedingungen, beschrieben durch die Gleichungen (3.4), erfüllt und zu einer optimalen (unter Beachtung der getroffenen Vereinfachung (3.20)) Ansteuerung

$$\overline{u}_{PMP} \cong \overline{u}^* = M_{EM}^* \tag{3.22}$$

führt. Damit ist das zeitlich globale Optimierungsproblem aus Kapitel 3.1 folglich auf die Bestimmung des optimalen LAGRANGE-Multiplikators ψ_0^* reduziert [Kutt13, S. 41], [ScGu07, S. 7]. Dieser wird üblicherweise ausgehend von einem Initialwert ψ_0 in einem iterativen Prozess solange angepasst, bis der gewünschte Zielladezustand erreicht und folglich ψ_0^* gefunden ist. Aus dem Vergleich verschiedener Verfahrensvarianten zur Lösung eines solchen Nullstellenproblems in [Kutt13, S. 83 ff.] geht das Bisektionsverfahren infolge des geringsten Erwartungswerts für die Anzahl erforderlicher Iterationen als vorteilhafteste Methode hervor, was die Ausführungen in [SeRO11, S. 5] unterstreicht.

Neben der Vereinfachung aus Gleichung (3.11) bzw. (3.20) setzt die Annahme eines konstanten LAGRANGE-Multiplikators ψ_0 allerdings voraus, dass eine Verletzung der Zustandsnebenbedingungen aus Gleichung (3.12) vermieden wird [UTLK14, S.5], [Kutt13, S.41]. Bei der Bestimmung von ψ_0^* ist daher die Beachtung der Ladungsgrenzen unabdingbar und im Falle einer Grenzwertverletzung muss eine Anpassung von ψ erfolgen. Untersuchungen in [Kutt13, S.80 ff.] zufolge, kann der LAGRANGE-Multiplikator¹⁴ zwischen dem Erreichen der Ladungsgrenzen als abschnittsweise konstant betrachtet werden. Basierend auf dieser Eigenschaft, wird im Rahmen der GPO (Globale PONTRJAGIN Optimierung) hierzu ein Verfahren zur Handhabung von Grenzwertverletzungen bei der iterativen Suche vorgestellt (vgl. Kap. 3.3.3). Eine alternative Möglichkeit den LAGRANGE-Multiplikator unter Beachtung der Ladungsgrenzen zu bestimmen ist Gegenstand in [NEFO14] (siehe Kap. 3.2.3).

Durch das Einführen weitere Terme, die die HAMILTON-Funktion ergänzen, kann das Optimierungsproblem beispielsweise um zusätzliche Betriebsziele (Minimierung der Emissionen) erweitern werden, solange diese mittels entsprechender LAGRANGE-Multiplikatoren und Zustandsdifferentialgleichungen in ein gemeinsames Bewertungsmaß überführt werden können [Kutt13, S. 179]. Ebenso ist die Erweiterung des PMP um die optimale Wahl der Gangstufe oder des VM-Betriebszustands möglich. Die HAMILTON-Funktion muss dazu für jeden diskreten Zustand (Gangstufe, VM ein/aus) separat berechnet (minimiert) werden. Hierzu ist es üblich, zusätzliche Terme in Form von Strafkosten einzuführen, um

¹⁴ Die Erkenntnisse bezogen auf den Äquivalenzfaktor sind aufgrund gegebener Beziehungen (vgl. Kap. 3.3.2 oder [UTLK14, S. 6]) ebenso für den LAGRANGE-Multiplikator anwendbar.
unerwünscht häufigen Zustandswechseln vorzubeugen. Die nachfolgende Gegenüberstellung des PMP und der DP weist auf wesentliche Merkmale beider Verfahren hin.

Gegenüberstellung der Dynamischen Programmierung und des Pontrjaginschen Maximumsprinzips

Im Gegensatz zur üblichen Vorgehensweise der DP wird das PMP in einer Vorwärtsrechnung beginnend mit dem Zeitpunkt $t = t_0$ gelöst und erzeugt nur eine Steuertrajektorie. Bei entsprechender iterativer Anpassung des Langrange-Multiplikators entspricht die Lösungsgüte annähernd der der DP und kann laut Gleichung (3.22) als optimal betrachtet werden [SeRO11, S.7].

Eine Gegenüberstellung der globalen Lösungsmethoden DP und PMP, welche neben der Minimierung des Kraftstoffverbrauchs auch die optimale Wahl der Gangstufe anstrebt, ist Thema in [YTFP13]. Zusätzlich zum relativen Ladezustand SOC wird die Fahrstufe des Automatikgetriebes als zweite Zustandsgröße eingeführt. In beiden Ansätze wird ein Wichtungsfaktor eingeführt, der zu häufigen Schaltvorgängen verhindern soll. Entsprechend der Dimension unabhängiger Steuer- und Zustandsgrößen ist auch die Dimension des LAGRANGE-Multiplikators gestiegen, sodass je ein Co-Zustand bezüglich des SOC ψ_{soc} und der Gangstufe ψ_{G} existiert. Unter der durch Gleichung (3.20) beschriebenen Annahme erfolgt eine iterative Bestimmung von ψ_{soc} , welcher über den gesamten Fahrzyklus als konstant angenommen wird. Die Wahl von ψ_{G} geschieht in Abhängigkeit der Fahrzeuggeschwindigkeit v(k) zum Zeitschritt k und wird wie folgt angegeben:

$$\psi_{G} = \begin{cases} 0, & -1 \le v(k+1) - v(k) \le 1\\ -\gamma, & v(k+1) - v(k) < -1\\ \gamma, & v(k+1) - v(k) > 1 \end{cases}$$
(3.23)
mit $\gamma = 0,011$

Wie ψ_{SOC} wurde auch der Wert von γ iterativ und auf das Fahrzeugmodell sowie den untersuchten Fahrzyklus (realer Zyklus) angepasst. Der durch die Ansteuerung des PMP erreichte Kraftstoffverbrauch wird mit 0,4 % über dem der DP bei gleicher Diskretisierungsschrittweite angegeben. Inklusive der iterativen Bestimmung der LAGRANGE-Multiplikatoren wird bei ähnlicher Lösungsgüte eine durchschnittlich um 77 % verminderte Berechnungsdauer des numerisch gelösten PMP im Vergleich zur konventionellen numerischen DP angegeben. Dabei wurde auf Möglichkeiten den Berechnungsaufwand der DP zu verbessern, beispielsweise durch Beschränkung des Zustandsraums (siehe Kap. 3.2.1), verzichtet. Untersuchungen in [Kutt13, S. 137] verdeutlichen, dass trotz zahlreicher Maßnahmen die Berechnungsgeschwindigkeit der DP zu steigern, das PMP tendenziell schneller zu einer Lösung des Optimierungsproblems führt. Dies bestätigt die Angaben aus [YTFP13].

Dennoch ist ein Online-Einsatz des PMP nicht ohne Weiteres möglich. Einerseits benötigt der Iterationsprozess zur Bestimmung des LAGRANGE-Multiplikators Informationen des künftigen Fahrtverlaufs. Genau wie bei der DP setzt die global optimale Lösung die vollständige a priori Kenntnis des Fahrprofils voraus. Andererseits bedeutet auch die zu jedem Zeitpunkt notwendige Minimierung der HAMILTON-Funktion mitunter großen Berechnungsaufwand [KMJK12, S.4]. Für beide Einschränkungen gibt es in der Literatur ver-

schiedene Lösungsansätze. Während eine Online-Bestimmung des LAGRANGE-Multiplikators letztlich die Methode, bekannt als Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS) kennzeichnet (siehe Kap. 3.3), kann die Erhöhung der Diskretisierungsschrittweite den Berechnungsaufwand ebenfalls verringern. Das dadurch voraussichtlich die Lösungsgüte beeinträchtigt wird, verdeutlicht eine zu große Schrittweite der Steuergrößendiskretsierung. Durch zu grobe Diskretisierung beispielsweise des EM-Moments besteht die Gefahr, Betriebspunkte günstiger Wirkungsgrade in den Kennfeldern zu überspringen [UTLK14, S. 7].

Eine weitere, in der Literatur aktuell häufig thematisierte Möglichkeit führt auf eine analytischen Lösung des Optimierungsproblems. Dieser Ansatz benötigt eine Beschreibung der instantanen Kosten $L(\cdot)$ als auch der Zustandsdifferentialgleichung $f(\cdot)$ als Funktion der Steuergröße $\overline{u}(t)$ und wird in Kapitel 3.2.3 näher betrachtet [ScGu07, S. 7]. Für detaillierte Grundlagen des PMP wird auf [Föll94, S. 131 ff.] verwiesen.

3.2.3 Approximation der Kennfelder

Ein grundsätzlich angestrebtes Ziel ist die Verringerung der Berechnungsdauer der Optimierungsmethoden. Neben verschiedenen bereits erwähnten Varianten die Schrittweite der Zustands-, Steuer- oder Zeitgrößen anzupassen, beleuchtet dieses Kapitel die analytische bzw. teil-analytische Lösung der globalen Optimierungsmethoden PMP und DP. Um die optimale Ansteuerung zu erhalten, müssen beide Verfahren ein Gütemaß minimieren. Durch analytische Beschreibung des jeweiligen Gütemaßes gelingt es, anstelle einer numerischen eine wesentlich schnellere analytische Lösung zu erreichen. Dies setzt eine explizite Beschreibung des Verhaltens der Energiewandler als Funktionen der Steuergröße voraus. Grundsätzlich eignen sich hierfür Polynome n-ter Ordnung, wobei üblicherweise $n \leq 3$ gewählt wird ([Kutt13, S. 44]). Eine verminderte Berechnungsdauer steht dabei gewöhnlich einer Verschlechterung der Lösungsqualität infolge des approximierten Modellverhaltens gegenüber.

Wie der folgende Abschnitt verdeutlicht, ist diese Vorgehensweise Thema vieler aktueller Forschungsbeiträge, da eine signifikante Steigerung der Berechnungsgeschwindigkeit bei relativ geringer Abweichung zur optimalen Lösung möglich ist.

Approximatives PMP (A-PMP)

Die HAMILTON-Funktion (siehe Gleichung (3.17)) besteht im einfachsten Fall aus der Summe zweier Terme, dem Kraftstoffmassenstrom \dot{m}_{Krst} und einem zum Batteriestrom I_{Batt} bzw. SOC-Gradienten proportionalem Term. Das Verhalten beider wird typischerweise durch Kennfelder für VM und EM beschrieben. Um die optimale Ansteuerung auszuwählen, muss die HAMILTON-Funktion für jeden Zeitschritt und jede diskretisierte Ansteuerungsalternative (z. B. EM-Moment) bei gegebener Drehzahl und Momentenanforderung separat berechnet werden¹⁵. Mittels Approximation der Kennfelder wird angestrebt, diesem relativ hohen Berechnungsaufwand entgegenzuwirken.

¹⁵ Alternativ ist auch der Einsatz numerischer Suchverfahren (z. B. Gradientenverfahren) möglich.

Die Summanden der HAMILTON-Funktion werden in Folge der Approximation explizit als Funktion der Steuergröße beschrieben. Im einfachsten Fall entsteht dadurch ein aus dem konventionellen Extremwertproblem bekannter Lösungsansatz¹⁶. Unter Beachtung der Rand- und Nebenbedingungen kann durch Nullsetzen der ersten Ableitung der HAMILTON-Funktion nach der nun kontinuierlichen Steuergröße die Lösung des Optimierungsproblems erzeugt werden (Minimierung eines Funktionals (vgl. Kap. 3.1)) [Kutt13, S. 43]. Ist die HAMILTON-Funktion nicht stetig differenzierbar, kommen dennoch nur wenige Lösungskandidaten in Frage. Für das approximative PMP (A-PMP) existieren in der Literatur diverse Ansätze, welche sich primär in der Art der Approximation der Kennfelder unterscheiden.

Abschnittsweise lineare Approximation

Als wesentliche Neuerung wird in [HOXW14] die abschnittsweise lineare Approximation des Kraftstoffmassenstroms \dot{m}_{Krst} als Funktion des VM-Moments M_{VM} eingeführt. Wie in Abbildung 3.2 links für verschiedene VM-Drehzahlen dargestellt, steigt \dot{m}_{Krst} mit wachsendem M_{VM} näherungswiese linear an, bis sich der Anstieg bei Überschreiten eines bestimmten Werts von M_{VM} vergrößert. Dieser charakteristische Verlauf wird folglich durch zwei lineare Funktionen abschnittsweise angenähert. Der Wendepunkt, also die Trennstelle der Abschnitte beider Funktionen (hier bei $M_{VM} \approx 100 Nm$), wird dem VM-Kennfeld entnommen. Hierzu dient bei gegebener Drehzahl das Drehmoment, welches den besten Wirkungsgrad aufweist.



Abbildung 3.2: Abschnittsweise lineare Approximation des Kraftstoffmassenstroms (links) und des SOC-Gradienten (rechts) für verschiedene Drehzahlen aus [HOXW14]

Die sonst übliche lineare Approximation (Willans-Ansatz vgl. [JaKK13, S. 21]) des VM-Kennfelds kann zu einer Unterbewertung des Kraftstoffverbrauchs bei hohen Lasten führen, was mit Überbewertung des VM-Wirkungsgrads in diesen Bereichen einhergeht

¹⁶ Viele Autoren führen, je nach verwendeter Approximation, in diesem Zusammenhang die Konvexe Optimierung an [HOXW14], [KMJK12]. Diese setzt zum einen die konvexen Eigenschaften der analytisch beschriebenen HAMILTON-Funktion als auch eine entsprechende Formulierung der Rand- und Nebenbedingungen voraus. Im Laufe dieser Arbeit kann jedoch nicht detaillierter auf dieses komplexe Themengebiet eingegangen werden. Ein kurzer Einblick in die Eigenschaften konvexer Funktionen als auch eine knappe allgemeine Formulierung des konvexen Optimierungsproblems ist dem Anhang A.2 zu entnehmen.

[ASSG10, S. 7]. Die abschnittsweise lineare Approximation und das Einführen eines entsprechenden Wendepunktes wirken diesem Effekt entgegen. Als zweiter Term der HAMIL-TON-Funktion wird auch die Zustandsdifferentialgleichung (SOC-Gradient) als abschnittsweise lineare Funktion approximiert (siehe Abbildung 3.2 rechts). Infolge unterschiedlicher Wirkungsgrade beim Laden bzw. Entladen der Batterie liegt der Schnittpunkt bei $M_{EM} = 0 Nm$.

Da beide Summanden mit abschnittsweise linearen Funktionen angenähert werden, ist als Summe auch die HAMILTON-Funktion abschnittsweise linear. So formuliert, vereinfacht sich die Ermittlung des Minimums deutlich, da dieses lediglich an fünf Stellen auftreten kann. Neben den jeweiligen Extremstellen der linearen Funktionen kommen in diesem Fall auch die Schnittstellen (als Turning Point (TP) bezeichnet) zwischen den Abschnitten der linear approximierten Funktion in Frage [HOXW14, S. 8]. Die Abbildung 3.3 verdeutlicht dieses Vorgehen für einen beispielhafte Momentenanforderung $M_{Rad} = Torque Req. =$ 60 Nm bei gegebener Drehzahl. Die Steuergröße Torque Split Ratio (TSR) ergibt sich aus dem Quotienten von EM-Moment M_{EM} und M_{Rad} (z. B. TSR = 1 für reine E-Fahrt, TSR < 0für LP-Anhebung). Der LAGRANGE-Multiplikator wird als bekannt vorausgesetzt.



Abbildung 3.3: Abschnittsweise lineare HAMILTON-Funktion aus [HOXW14]

Die "line e" charakterisiert den Kraftstoffverbrauch durch den VM und die "line b" den mittels des LAGRANGE-Multiplikators auf den Kraftstoffpfad projizierten äquivalenten Kraftstoffverbrauch durch die EM.

Die vier Lösungskandidaten bei eingeschaltetem VM sind mit einem Kreis gekennzeichnet. TSR_min und TSR_max repräsentieren den Betrieb mit maximaler LP-Anhebung bzw. den mit maximaler LP-Absenkung im Rahmen der Betriebsgrenzen. Da $TSR_max = 1$ ist ein Antrieb allein mittels der EM bei gegebener Momentenanforderung und Drehzahl möglich. Das zugrunde liegende Fahrzeugmodell sieht in diesem Fall eine Entkopplung des VM vom Antriebsstrang vor, weswegen dieser Lösungskandidat in Richtung "line b" verschoben ist. Die Differenz zwischen diesem und "line b" bei TSR = 1 ist dem Leerlaufverbrauch des VM geschuldet. Die Schnittstellen der abschnittsweise linear approximierten Funktionen des Kraftstoffmassenstroms (TSR_TPe) sowie des SOC-Gradienten (TSR_TPb) markieren die verbleibenden zwei Lösungskandidaten. TSR_TPe repräsentiert den Punkt der LP-Anhebung in Richtung des maximalen Wirkungsrades des VM während TSR_TPb einen rein verbrennungsmotorischen Antrieb vorsieht. Entsprechend Gleichung (3.18) entscheidet der niedrigste Wert der HAMILTON-Funktion die Ansteuerung TSR (hier $TSR = TSR_TPe$).

In der Annahme eines ausgeschalteten VM, wäre die Lösung der HAMILTON-Funktion bei TSR = 1 zudem um den Leerlaufverbrauch reduziert. Dieser fünfte Lösungskandidat ist durch ein Rechteck direkt unterhalb des mit TSR_max eingezeichneten Lösungskandidaten auf der "line b" markiert. Falls der Wert der HAMILTON-Funktion (reine E-Fahrt bei VM aus) niedriger liegt als der für $TSR = TSR_TPe$, sieht die Betriebsstrategie zwei Entscheidungsmöglichkeiten vor. Ist der VM eingeschaltet, wird $TSR = TSR_TPe$ gewählt verbunden mit der Anforderung den VM auszuschalten. Falls der VM bereits ausgeschaltet ist, wird $TSR = TSR_max$ gewählt. Ein Filter begrenzt die VM-Start/Stopp-Frequenz.

Die Berechnungsdauer der numerischen PMP von 6 h wird mit Hilfe des A-PMP bei gleichen Simulationsbedingungen (Fahrzeug, Fahrzyklus, Zeitschrittweite, Hardware, etc.) auf 4 min reduziert (-98,89 %). Der korrigierte Kraftstoffverbrauch wird mit nur 0,05 % über dem der numerischen PMP angegeben. Die Korrektur der Resultate aufgrund der minimalen Abweichungen der finalen SOC ($SOC(t_e)_{PMP}-SOC(t_e)_{A-PMP} = 0,0007 \approx 0,02 \%$) erfolgte mittels einer Regressionsgeraden. Den Versuchen liegt der NEFZ in achtfacher Wiederholung zugrunde ebenso wie ein iterativ bestimmter (initialer) LAGRANGE-Multiplikator, der entsprechend Gleichung (3.19) angepasst wurde. Das Problem, den LAGRANGE-Multiplikator online zu bestimmen oder anzupassen, wird nicht thematisiert.

Lineare und abschnittsweise quadratische Approximation

Neben der Erzeugung einer regelbasierten Betriebsstrategie (siehe Kap. 4.1.1) stellt [Ambü09] ebenfalls eine direkte analytische Lösung des PMP vor. Der Kraftstoffverbrauch (hier als Kraftstoffleistung formuliert) wird unter Verwendung des Willans-Ansatzes linear und die Änderung des SOC (hier als Batterieleistung formuliert) als abschnittsweise quadratische Funktion approximiert (Schnittpunkt ebenfalls bei $M_{EM} = 0$). Ähnlich zu dem in [HOXW14] vorgestellten A-PMP wird die einfache Struktur und die geringe Anzahl an Lösungskandidaten der HAMILTON-Funktion als Begründung des verminderten Berechnungsaufwands angeführt.

Im Vergleich zur optimalen Referenzlösung, gewonnen aus der DP, werden für drei Fahrzyklen Mehrverbräuche von 0,8 % (CADC), 1,2 % (NEFZ) bis 1,5 % (FTP-72) bei zuvor optimal festgelegten LAGRANGE-Multiplikator angegeben. Als Grund für die Differenz zur optimalen Lösung wird die Ladungsunabhängigkeit der Batteriespannung als Modellvereinfachung angegeben. Mutmaßlich liegt in der Approximation des VM-Kennfelds durch Polynome erster Ordnung ein weiterer Grund für die gestiegenen Verbräuche, denn, wie bereits erwähnt, besteht in Bereichen hoher Lasten die Tendenz den Verbrauch unterzubewerten. Hinzu kommt, dass diese Betriebspunkte laut [Kutt13, S. 44] bevorzugt Verwendung finden. Angaben zur Berechnungsdauer sind nicht ausgewiesen, jedoch wird das als selektive Minimierung der HAMILTON-Funktion bezeichnete Vorgehen als onlinefähig eingestuft. Im Kontrast zu [HOXW14] wird eine Anpassungsvorschrift des LAGRANGE-Multiplikators angegeben (vgl. Kap. 3.3.3).

Approximative DP (A-DP)

Die Vorgehensweise der numerischen DP verlangt es, für jeden diskreten Punkt des Lösungsraums (diskreter Ladungspunkt zu diskretem Zeitpunkt) ein Kostenfunktional zu minimieren. Die nachfolgend vorgestellten Betriebsstrategieansätze zeigen zwei Varianten, wie dieser hohe Berechnungsaufwand verringert werden kann. Wie auch im A-PMP setzt dies wiederum eine analytische Beschreibung des typischerweise durch Kennfelder charakterisierten Verhaltens der Energiewandler voraus.

Approximation der Gesamtkostenmatrix

Neben einer signifikant verringerten Berechnungsdauer zeigt die in [LaJE14] vorgestellte A-DP auch, dass eine deutliche Verminderung des Speicherplatzbedarfs möglich ist. Abbildung 3.4 illustriert die vorgenommene Approximation der Maschinenkennfelder. Zur Annäherung des VM-Verhaltens wird auf die gängige Linearisierung entsprechend des Willans-Ansatzes (vgl. [JaKK13, S. 21]) zurückgegriffen. Darüber hinaus werden zwei Möglichkeiten der Darstellung des EM-Verhaltens untersucht – eine abschnittsweise quadratische und eine abschnittsweise lineare Approximation.



Abbildung 3.4: Lineare Approximation des VM (links) und die Approximation der EM abschnittsweise se quadratisch (Mitte) und abschnittsweise linear (rechts) für verschiedene Drehzahlen aus [LaJE14]

Neben der ohnehin diskreten Darstellung der Gangstufe, des VM-Betriebszustands und der Zeit, ist weiterhin auch eine Diskretisierung der Ladung notwendig. Allerdings muss die Minimierung des Kostenfunktionals, bestehend aus der Summe von Übergangskosten (Kraftstoffverbrauch für den jeweiligen Ladungsschritt) und den jeweiligen hinterlegten Kosten innerhalb der Kostenmatrix nicht mehr für jede diskrete Ansteuerungsmöglichkeit separat ermittelt und daraus der niedrigste Wert ausgewählt werden. Vielmehr ergibt sich die optimale Ansteuerung für jeden Zeitschritt aus der analytischen Auswertung (Minimierung) des Kostenfunktionals.

In der Analyse zweier verschiedener Darstellungsmöglichkeiten dieses Kostenfunktionals liegt der Untersuchungsschwerpunkt des Forschungsbeitrages [LaJE14]. Einerseits erfolgt mit Variante a) die Betrachtung einer linearen Approximation der Kostenmatrix in Verbindung mit der abschnittsweise quadratischen Approximation der EM (Abbildung 3.4 Mitte) und anderseits mit Variante b) eine abschnittsweise quadratische Approximation der Kostenmatrix in Kombination mit der abschnittsweise linearen Darstellung des EM-Verhaltens (Abbildung 3.4 rechts). Die Resultate entlang eines realen Fahrzyklus weisen eine Reduktion der Berechnungsdauer für Variante a) um 98,6 % und für Variante b) um 97,5 % im Vergleich zur konventionellen numerischen DP auf. Letztere Variante zeichnet sich zudem durch einen gleichermaßen um knapp zwei Größenordnungen verminderten Speicherplatzbedarf aus, da anstelle jedes Wertes der Kostenmatrix lediglich die Parameter der Näherungsfunktion gespeichert werden. Dieser deutlichen Verbesserung steht ein geringer Mehrverbrauch von 0,04 % für Variante a) und 0,19 % für Variante b) im Vergleich zur numerischen Lösung gegenüber. Alle Varianten weisen einen identischen Zielladezustand auf.

Der nachfolgend vorgestellte Ansatz verknüpft Elemente des A-PMP und einer konventionellen DP werden.

Kombination der DP und A-PMP

Die analytische Lösung des A-PMP infolge der approximierten Darstellung der HAMILTON-Funktion in [ASSG10] als auch in [HOXW14] weist deutliche Einsparungen gegenüber der numerischen Berechnungsdauer auf. Beide genannten Beiträge setzen die Wahl der Fahrstufe als gegeben voraus und lediglich [HOXW14] beachtet den VM-Betriebszustand (mittels Filter) ohne ihn jedoch zu optimieren.

Die A-DP aus [LaJE14] optimiert neben der Momentaufteilung des parallelen HEV auch diskrete Größen wie die Gangwahl und den VM-Betriebszustand. Zwar erfolgt auch hier die Minimierung des Kostenfunktionals analytisch und daher deutlich beschleunigt, aber dennoch muss sie pro Zeitschritt für jeden diskreten Punkt des Zustandsraumes durchgeführt werden.

Indem die Diskretisierung der Ladung entfällt, verkleinert die in [NEFO14] präsentierte Methode den Zustandsraum der DP signifikant. Lediglich die über der Zeit aufgespannten diskreten Zustände bestehend aus den Gangstufen und dem VM-Betriebszustand (an/aus) verbleiben. Ein detaillierter Blick auf die Formulierung des Optimierungsproblems verdeutlicht diese Vorgehensweise.

Der Steuergrößenvektor $\overline{u}(k)$ enthält für jeden Zeitschritt $k \in \{1, 2, ..., N_t\}$ neben dem EM-Moment $M_{EM}(k)$, die Steuergrößen für die Gangstufe $u_G(k)$ und den VM-Betriebszustand $u_{VM}(k)$.

$$\overline{u}(k) = \begin{bmatrix} u_G(k) \\ u_{VM}(k) \\ M_{EM}(k) \end{bmatrix}$$
(3.24)

Letztere können die diskreten Werte $u_G(k) \in \{-1,0,1\}$ (-1 = niedrigere, 0 = unveränderte und 1 = höhere Gangstufe) bzw. $u_{VM}(k) \in \{0,1\}$ (0 = Ausschalten und 1 = Einschalten des VM) annehmen. Die entsprechenden Zustandsgrößen $\overline{x}(k)$ sind folglich der relative Ladezustand SOC(k), die Gangstufe $G(k) \in \{1,2,...,7\}$ sowie der VM-Zustand $e(k) = u_{VM}(k) \in \{0,1\}$.

$$\overline{x}(k) = \begin{bmatrix} G(k) \\ e(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix}$$
(3.25)

Der Term (3.26) beschreibt das Optimierungsproblem der A-DP. Das über den gesamten Optimierungshorizont zu minimierende Kostenfunktional enthält die Kosten $m_G(k)$ und $m_{VM}(k)$, welche hohen Schalt- bzw. VM-Ein-/Ausschalt-Frequenzen vorbeugen.

$$\min_{\substack{u_G(k), u_{VM}(k), \psi(k) \\ k \in \{1, \dots, N\}}} \sum_{k=1}^{N} \left(\min_{M_{EM}(k)} \mathcal{H}\left(k, M_{EM}(k), \psi(k)\right) + m_G(k) + m_{VM}(k) \right)$$
(3.26)

In der vorgestellten Methode sind beides konstante Kostenanteile, die in Form von Kraftstoffverbräuchen (VM-Start 0,3 g und eine Gangwechsel 0,01 g Kraftstoff) eine entsprechenden Zustandsänderung bewerten. Der dritte Summand ist die aus dem PMP bekannte HAMILTON-Funktion:

$$\mathcal{H}(M_{EM}(k),\psi(k),k) = \dot{m}_{Krst}(M_{EM}(k),k) \cdot \Delta t + \psi(k) \cdot P_{Batt}(M_{EM}(k),k) \cdot \Delta t$$
(3.27)

Polynome zweiten Grades approximieren sowohl den Kraftstoffmassenstrom $\dot{m}_{Krst}(k)$ als auch die EM-Leistung. Genau wie beim A-PMP sind beide Summanden und somit die HA-MILTON-Funktion analytisch beschrieben, weshalb bei gegebenem LAGRANGE-Multiplikator $\psi(k)$ eine schnelle analytische Lösung von $\min_{M_{EM}(k)} H(k, \overline{u}(k), \psi(k))$ aus Gleichung (3.26) ermöglicht wird. Für einen gegebenes $\psi(k)$ liefert die mittels A-DP erlangte Lösung des Terms (3.26) "optimale" Trajektorien $u_G(k)$ sowie $u_{VM}(k)$.

In der bislang beschriebenen Vorgehensweise wird die Ladung als Zustandsgröße vernachlässigt, sodass weder Ladungsneben- noch Randbedingungen berücksichtigt werden. Dafür muss der LAGRANGE-Multiplikator $\psi(k)$ sorgen. Daher besteht die verbleibende Aufgabe darin, einen passenden LAGRANGE-Multiplikator $\psi(k)$ zu finden, welcher sowohl das Erreichen der gewünschten Zielladung als auch die Einhaltung der Ladungsgrenzen gewährleistet. Im Gegensatz zur konventionellen iterativen Bestimmung, beispielsweise mittels Bisektionsverfahren, wird der LAGRANGE-Multiplikator unter Nutzung der Konvexen Optimierung bestimmt.



Abbildung 3.5: Iterationsprozess der DP-C zur Bestimmung von $\psi(k)$ nach [NEFO14]

Wie in Abbildung 3.5 dargestellt, beginnt der Iterationsprozess i = 0 mit einer ersten Annahme eines über den gesamten Testzyklus konstanten LAGRANGE-Multiplikators $\psi_{in,0}$. Die Lösung der DP liefert die Trajektorien für die Gangwahl $u_{g,0}$ und den VM-Start-Stopp $u_{St,St,0}$ und übergibt sie der Konvexen Optimierung. Die Lösung des Konvexen Optimierungsproblems erzeugt sowohl die Momentenaufteilung als auch einen neuen LAGRANGE-Multiplikator $\psi_{out,0}$, welcher die Ladungsneben- und Randbedingungen erfüllt. Dieser Vorgang wird solang wiederholt, bis $\psi_{out,i}$ und $\psi_{in,i}$ konvergieren.

Diese DP-C genannte Betriebsstrategie weist einen um maximal 0,3 % von der konventionellen DP-Lösung abweichenden Kraftstoffverbrauch für unterschiedliche Fahrzyklen auf. Die Anzahl der Schalt- und VM-Start-Stopp-Vorgänge ist vergleichbar, kann sich aber dennoch abhängig vom Testzyklus geringfügig von der konventionellen DP unterscheiden. Die Berechnungsdauer konnte um 95,5 % (CADC) bis 99,2 % (NEFZ) vermindert werden. Bei einem eng begrenzten Ladungsraum fällt der Rechenzeitgewinn mit knapp 77% (ebenfalls CADC) allerdings geringer aus. Da die Ladungstrajektorie häufiger zu Grenzwertverletzungen neigt, bedingt die Suche nach dem optimalen Verlauf des LAGRAN-GE-Multiplikators eine steigende Iterationsanzahl.

Vergleich der A-DP-Ansätze

Beide vorgestellten approximativen DP-Methoden formulieren das zu minimierende Kostenfunktional analytisch. [LaJE14] nutzt dazu eine Approximation der Kostenmatrix (hinterlegte Kosten) und der Übergangskosten (Kraftstoffverbrauch pro Ladungsschritt), wodurch eine schnellere analytische Berechnung der minimalen Kosten für den folgenden Zustandspunkt möglich ist. Allerdings besteht weiterhin die Notwendigkeit die Ladung zu diskretisieren, weshalb der Zustandsraum gegenüber der konventionellen DP unverändert bleibt. Durch Verwendung einer approximierten HAMILTON-Funktion innerhalb des Kostenfunktionals der DP wird die Ladungsdiskretisierung in [NEFO14] überflüssig. Aufgrund des deutlich verkleinerten Zustandsraums erfolgt die Berechnung der DP stark beschleunigt. Diesem Vorteil steht wiederum die Notwendigkeit eines optimalen LAGRANGE-Multiplikators gegenüber. Während in [LaJE14] die Ladungsdiskretisierung zwangsläufig das Einhalten der Ladungsgrenzen und das Erreichen des gewünschten Zielladezustands zur Folge hat, muss in [NEFO14] der optimale LAGRANGE-Multiplikator zyklusabhängig bestimmt werden. Im Gegensatz zum gängigen Bisektionsverfahren erfolgt die Bestimmung mittels Konvexer Optimierung, die iterativ durchgeführt wird, bis ein Konvergenzkriterium erfüllt ist.

Obwohl der Berechnungsaufwand der Dynamischen Programmierung durch die teilanalytische Vorgehensweise deutlich gesenkt werden kann, besteht dennoch die Notwendigkeit den Fahrzyklus a priori bereitzustellen. Bei beiden Varianten handelt es sich demnach um Offline-Verfahren. Gleichwohl stellt ein Online-Einsatz im Rahmen einer MPC, beispielsweise zur Bereitstellung des Äquivalenzfaktors ähnlich der GPO (siehe Kap. 3.3), sicherlich eine interessante Anwendungsmöglichkeit der A-DP dar.

3.2.4 Suchheuristiken

Auf der Suche nach der optimalen Ansteuerung eines HEV begegnet man häufig naturinspirierten Algorithmen, die sich an biologischen Phänomenen orientieren. Auch als randomisierte Suchheuristiken bezeichnet, sind die Evolutionären Algorithmen wohl der bekannteste Vertreter dieser Klasse, in der auch die Genetischen Algorithmen einzuordnen sind. Unter einer Heuristik kann nach [Niss97, S. 18] "(…) eine nichtwillkürliche und häufig iterative Methode (…)" verstanden werden "(…), die darauf abzielt, für gegebene Problemstellungen in begrenzter Zeit eine oder mehrere möglichst gute Lösungen zu finden, ohne dass garantiert werden kann, eine global optimale Lösung zu finden."

Algorithmen, die den als besonders effizient angesehenen Prinzipien der biologischen Evolution folgen, erfreuen sich in verschiedenen Themengebieten wachsender Beliebtheit. Ähnliche Ansätze ahmen das Verhalten von Tieren, beispielsweise Vogelschwärmen (Partikelschwarmoptimierung), Ameisenkolonien oder Honigbienen bei der Futtersuche (Bienenalgorithmus) nach [Lede12, S.31], [Witt04, S. 9]. Diese auf Schwarmintelligenz basierenden Ansätze ähneln sich in ihrem groben Ablauf, der wie folgt beschrieben werden kann.

Einer bestimmten Initialisierungsregel folgend (oft Zufallswahl), wird eine erste Population festgelegt. Unter einer Population versteht man eine zumeist konstante Menge an Suchpunkten, die der Algorithmus zu einem Zeitpunkt vorhält. Ein Suchpunkt, auch Individuum (Partikel, Ameise, Biene, Chromosom etc.) genannt, stellt eine potenzielle Lösung des Optimierungsproblems dar, dessen Güte anhand einer Zielfunktion bewertet wird. In einem iterativen Vorgehen entstehen fortan neue Generationen von Populationen. Zu Beginn jeder Generation (Iteration) wird aus der vorhergehenden Population eine Menge von Individuen (Lösungskandidaten) ausgewählt, aus der die nächste Population gebildet wird (Eltern). Bei Genetischen Algorithmen wird dieser Vorgang als Selektion zur Reproduktion bezeichnet und berücksichtigt das zuvor erreichte Gütemaß bzw. die Fitness des Indiviuums (Lösungsgüte). Die ausgewählten Individuen werden nun einer Variation unterworfen. Darunter ist einerseits die Mutation, die aus einem Individuum ein neues erzeugt und anderseits die Rekombination (manchmal auch als Crossover bezeichnet) zu verstehen, welche auf Basis zweier Individuen ein neues erschafft [Witt04, S.10].

In dem Selektionsverfahren sowie in der Generierung neuer für die folgende Population verwendeter Suchpunkte unterscheiden sich die einzelnen Verfahren. Während beispielsweise bei der Partikelschwarmoptimierung der Lösungsraum kontinuierlich durchquert wird, springen Individuen der Genetischen Algorithmen infolge der zufälligen Mutation/Rekombination innerhalb des Lösungsraums [Lede12, S.36]. Der Bienenalgorithmus hingegen verbindet die lokale Nachbarschaftssuche der Partikelschwarmoptimierung und eine stochastische Durchsuchung des Lösungsraums [LoNh12]. Im Allgemeinen ist die Optimierung beendet, sofern ein Konvergenzkriterium bzw. eine angestrebte Lösungsqualität oder die vorgegebene maximale Anzahl an Generationen erreicht wurde.

Die Konvergenzrate, d.h. die Anzahl der benötigten Generation um zu einer Lösung zu gelangen, ist abhängig vom Verfahren, den jeweiligen Optimierungseinstellungen und Startwerten [Kutt13, S.25]. Obwohl das Auffinden einer global optimalen Lösung möglich ist, kann im Allgemeinen dafür keine Garantie gegeben werden. Trotz der fehlenden Fundierung ihrer Effizienz erreichen diese universell einsetzbaren Verfahren auch bei gerin-

ger oder fehlender Kenntnis der Problemstruktur (Black-Box-Szenario) brauchbare Lösungen selbst in großen Suchräumen¹⁷ [Witt04, S.2], [BuLo04, S. 7].

Zwar werden Suchheuristiken ebenfalls den globalen Optimierungsverfahren zugeteilt (siehe [Salm07, S. 8], [SeRO11, S. 1], [Kutt13, S. 25]), allerdings werden sie im Gegensatz zur DP oder dem PMP nicht dazu verwendet, die global optimale Ansteuerung eines HEV direkt zu finden. Vielmehr dienen sie der Verbesserung und Anpassung regelbasierter Ansätze, da sie sich besonders gut zur Lösung solcher Multiparameterprobleme eignen. Im Unterschied zu der durch die Variationsrechnung vorgenommenen Strukturoptimierung spricht man in diesem Anwendungsfall von einer Parameteroptimierung, die als eigene Disziplin aus der Regelungstechnik bekannt ist. Dabei wird die Reglerstruktur nicht verändert, sondern lediglich Parameter einer vorgegebenen Reglerstruktur optimiert [Föll94, S. 13], [BuLo04, S. 7]. Hierzu gibt das Kapitel 4 ein konkretes Beispiel.

3.3 Lokale optimierungsbasierte Betriebsstrategien

Im Gegensatz zur Methoden der globalen Optimierung sind bei lokalen Ansätzen Informationen über den künftigen Fahrtverlauf nicht erforderlich. Vielmehr wird ausgehend von dem aktuellen Fahrerwunsch diejenige Ansteuerung gewählt, welche die Zielfunktion zu eben diesem Zeitpunkt minimiert. Die Verknüpfung der zeitlich lokalen oder auch instantanen Lösungen führt zu einer Lösung des zeitlich globalen Optimierungsproblems (siehe Gleichung (3.2)) [Kutt13, S. 27]. Anstelle des Begriffs lokal findet zuweilen der Begriff kausal Verwendung (vgl. akausal in Kap. 3.2). Dieser soll implizieren, dass die Wahl der Ansteuerung ausschließlich auf Informationen der Gegenwart bzw. der Vergangenheit beruht [Ambü09, S. 46].

An dieser Stelle sei angemerkt, dass sich die Begriffe lokal und global in Verbindung mit der Einteilung der Optimierungsverfahren auf den benötigten zeitlichen Optimierungshorizont und nicht direkt auf die Lösungsgüte beziehen. Letztlich lösen auch lokale Optimierungsmethoden das globale Optimierungsproblem, allerdings können nur globale Optimierungsverfahren zu einem globalen Minimum der Gütefunktion und so zu einer optimalen Ansteuerung führen, während lokale Optimierungsverfahren dies nicht erreichen. Sie führen in der Regel zu einer global suboptimalen Lösung (nicht zu verwechseln mit einem lokalen Minimum). Da laut Kapitel 2.3.3 eine methoden- anstelle einer kriterienorientierten Einteilung angestrebt wird, ist dieses Unterscheidungsmerkmal allerdings nicht erwünscht, zumal auch globale Optimierungswethoden nicht per se eine global optimale Lösung erreichen. Neben der Lösungsgüte birgt auch die Verwendung von Prädiktionsinformationen Diskussionspotenzial.

Obwohl Vorausschauinformationen von lokalen Optimierungsmethoden grundsätzlich nicht vorausgesetzt (und bei der Verwendung des Begriffs kausal sogar ausgeschlossen) werden, besteht dennoch die Möglichkeit, Informationen des künftigen Fahrtverlaufs zu nutzen, wie das Kapitel 3.3.3 ausführt. Vor diesem Hintergrund wird eine exakte Abgren-

¹⁷ Natürlich unterscheiden sich die einzelnen Lösungsalgorithmen in Lösungswahrscheinlichkeit, -qualität, Ressourcenbedarf als auch dem Grad ihrer Anwendbarkeit auf variierende Problemstellungen. Dennoch wird diese allgemeine Aussage im Kontext dieser Arbeit als ausreichend betrachtet.

zung zu rein globalen Optimierungsverfahren schwierig. Als ergänzendes Unterscheidungsmerkmal wird daher zusätzlich die Online-Fähigkeit des Ansatzes angeführt. Bei Methoden der lokalen Optimierung handelt es sich gemeinhin um online-fähige Ansätze, wohingegen globale Methoden nur in Ausnahmefällen (vgl. MPC-Ansatz Kap. 3.2) onlineeinsetzbar wären. Die Herausforderung in der Einteilung der optimierungsbasierten Betriebsstrategieansätze wird auch in der Equivalent Consumption Minimization Strategy deutlich. Sie hat sich als die wesentliche Methode der lokal optimierungsbasierten Betriebsstrategien etabliert und wird nachfolgend detaillierter vorgestellt.

3.3.1 Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS)

Paganelli stellte in [PGDS00] mit der Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS) eine echtzeitfähige Betriebsstrategie vor, die das Steuerungsproblem zeitlich lokal bzw. instantan betrachtet. Unter der Annahme einer ausgeglichen Ladungsbilanz bildet die Analyse des Leistungsflusses in einem autarken HEV den Ausgangspunkt der ECMS. Dabei werden zwei Fälle unterschieden- die ladende und die entladende Nutzung der Batterie. Während das Entladen der Batterie einen künftigen zusätzlichen Kraftstoffverbrauch bedingt, führt das Laden der Batterie entsprechend zu einer bevorstehenden Kraftstoffersparnis. Beiden Fällen kann eine äquivalente Kraftstoffleistung zugeteilt werden, weshalb die Batterie auch als kleiner bidirektionalen Zusatztank interpretiert wird [PGDS00, S. 5 ff.]. Daraus ergibt sich der Grundgedanke der ECMS: Die in der Batterie gespeicherte elektrische Energie eines autarken HEV kommt aus der Kraftstoffenergie.

Folglich bildet die Summe der instantan vom VM umgesetzten Kraftstoffleistung P_{Krst} und der Batterieleistung P_{Batt} die äquivalente Leistung P_{λ} [UTLK14, S. 4].

$$P_{\lambda} = P_{Krst}(M_{VM}, n_{VM}, t) + \lambda \cdot P_{Batt}(M_{EM}, n_{EM}, t)$$
(3.28)

Mitunter wird P_{Krst} als reelle und $\lambda \cdot P_{Batt}$ als virtuelle Kraftstoffleistung/-verbrauch bezeichnet [SeRO11, S. 6]. Die Wahl der Steuergröße \overline{u}_{ECMS} , welche in diesem simplen Anwendungsfall abermals der Wahl des EM-Moments M_{EM} entsprechen soll,

$$\overline{u}_{ECMS}(t) = M_{EM}(t) = \underset{M_{EM}}{\operatorname{argmin}}(P_{\lambda})$$
(3.29)

sodass die äquivalente Leistung P_{λ} zu jedem Zeitpunkt minimal wird, führt zur Lösung des Optimierungsproblems. Die Äquivalenz zwischen der im Kraftstoff und der in der Batterie gespeicherten Energie bzw. deren Leistungen stellt der positive, dimensionslose Äquivalenzfaktor λ her. Er projiziert die elektrische Leistung als eine äquivalente Kraftstoffleistung auf den Kraftstoffpfad, wodurch mit Gleichung (3.28) ein gemeinsames quantitatives Bewertungsmaß entsteht [Kutt13, S. 42], [UTLK14, S. 4].

3.3.2 Gegenüberstellung ECMS und PMP

Gemeinsamkeiten

Die ursprünglich aus den Überlegungen und Analysen bezüglich des Leistungsflusses eines HEV entstandene Betriebsstrategie wurde zu einem späteren Zeitpunkt aus dem in Kapitel 3.2 vorgestellten PMP abgeleitet [GuSc13], [UTLK14, S. 4]. Wie auch die HAMIL-TON-Funktion (3.17) besteht die äquivalente Leistung (3.28) aus der Summe zweier Terme. Erster entspricht dem Kraftstoffmassenstrom \dot{m}_{Krst} bzw. mit der Kraftstoffleistung P_{Krst} einem dazu proportionalem Term, welcher sich gemäß Gleichung (3.30) durch Multiplikation von \dot{m}_{Krst} mit dem unteren Kraftstoffheizwert $H_u = const.$ ergibt.

$$P_{Krst} = \dot{m}_{Krst} \cdot H_u \tag{3.30}$$

Der zweite Summand ist proportional zum Batteriestrom I_{Batt} bzw. dem SOC-Gradienten. Da der LAGRANGE-Multiplikator $\psi(t)$ frei ist, kann er unter Beachtung von Gleichung (3.20) und (3.21) mit

$$\psi_0 = \lambda \cdot Q_{Batt,max} \cdot U_{Batt} \tag{3.31}$$

substituiert werden [UTLK14, S. 6]. Die maximale Batterieladung $Q_{Batt,max}$ sowie die Systemeigenschaften der Batterie (Leerlaufspannung U_{Batt} , Innenwiderstand) seien an dieser Stelle konstant (vgl. Kap. 3.2.2). Durch Einsetzen von Gleichung (3.31) in die HAMILTON-Funktion (3.17) sowie der Verwendung von (3.30) anstelle von \dot{m}_{Krst} entspricht

$$\mathcal{H} = P_{\lambda} = P_{Krst}(M_{VM}, n_{VM}, t) + \lambda \cdot P_{Batt}(M_{EM}, n_{EM}, t)$$
(3.32)

und demnach der äquivalenten Leistung aus Gleichung (3.28) [UTLK14, S. 5 f.]. Ebenso ist alternativ eine Darstellung von Gleichung (3.32) bzw. (3.28) als äquivalenter Kraftstoffverbrauch \dot{m}_{λ} möglich (siehe [SeRO11, S. 6]). Wie auch im PMP sind beliebige weitere Betriebsziele (z. B. Emissionen) abbildbar, solange sie mittels eines entsprechenden Äquivalenzfaktors in das gemeinsame Bewertungsmaß (3.28) überführt werden können [Kutt13, S. 179].

Die Lösungsgüte der ECMS ist maßgeblich von der Wahl des Äquivalenzfaktors abhängig, für die es verschiedenartige Methoden gibt. Wie Kapitel 3.3.3 ausführt, ist nur bei einer theoretischen Betrachtung das Auffinden eines optimalen Äquivalenzfaktors und demnach eine optimale Betriebsführung (vgl. PMP) möglich. In Anbetracht der im Folgenden vorgenommenen Abgrenzung zum PMP erzeugt die ECMS stets eine suboptimale Lösung

$$\overline{u}_{ECMS}(t) \neq \overline{u}^{*}(t).$$
(3.33)

Analog zu den globalen Verfahren DP und PMP kann die Lösung der ECMS ebenfalls numerisch oder analytisch erfolgen. Während die analytische Lösungsgüte abhängig von der Approximation der Kennfelder ist, wird die numerische entsprechend durch die Diskretisierungsschrittweite beeinflusst. So steht der verringerte Speicherplatzbedarf bei grober Diskretisierung der Gefahr einer verminderten Lösungsqualität gegenüber. Im Falle einer erhöhten Schrittweite (beispielsweise des Drehmoments) könnten Betriebspunkte mit günstigem Wirkungsgraden übersprungen werden [UTLK14, S. 7].

Um Aspekten der Fahrbarkeit oder des Komfortempfindens gerecht zu werden, ist es üblich die äquivalente Leistung um sogenannte Strafkosten zu ergänzen. Diese verhindern beispielsweise große Momentgradienten oder unerwünscht häufige Zustandswechsel, sofern die Optimierung der Gangwahl oder des VM-Betriebszustands Bestandteil der Betriebsstrategie sind. Detaillierter Ausführungen dazu gibt der Abschnitt 6.3.

Abgrenzung

Im Hinblick auf die Abgrenzung der ECMS vom PMP besteht in der Literatur kein eindeutiger oder zumindest kein einheitlicher Konsens. Die Entwicklung der ECMS durch Paganelli geschah anscheinend unabhängig vom PMP und dennoch weisen beide Methoden im Prinzip identische Eigenschaften auf. Wie gezeigt, können beide Gütemaße (HAMILTON-Funktion und äquivalente Leistung) ineinander überführt oder sogar identisch formuliert werden, beide werden instantan minimiert und beide benutzen einen Faktor (LAGRANGE-Multiplikator bzw. Äquivalenzfaktor), um die Äquivalenz zwischen elektrischer und chemischer Energie auszudrücken bzw. ein einheitliches guantitatives Bewertungsmaß zu erzeugen. Dennoch soll im Kontext dieser Arbeit die folgende Abgrenzung vorgenommen werden. Da die ECMS ursprünglich als online-fähige Betriebsstrategie eingeführt wurde und obwohl es sich im Kern um den gleichen Ansatz handelt, soll die ECMS gemäß [Se-RO11, S. 8] als online-fähige Implementierung des PMP verstanden werden. Deutlich wird dies am LAGRANGE-Multiplikator bzw. dem Äquivalenzfaktor. Wie beim PMP besteht die Herausforderung auch in der ECMS darin, diesen Faktor(en) zu bestimmen. Genügt diese Bestimmung den Echtzeitanforderungen eines Fahrzeugs, handelt es sich um eine ECMS. Das schließt ein iteratives Vorgehen, welches im PMP anhand eines vollständig a priori bekannten Fahrprofils zum Auffinden des LAGRANGE-Multiplikators üblicherweise angewendet wird, aus. Hierbei wird nochmals die bereits in der Einführung lokaler Optimierungsansätze (vgl. Kap. 3.3) angedeutete Schwierigkeit bei der exakten Abgrenzung globaler von lokalen optimierungsbasierten Betriebsstrategieansätzen deutlich. Als wichtiges Bewertungskriterium wird deshalb behelfsmäßig die Online-Fähigkeit herangezogen.

Der folgende Abschnitt verdeutlicht die Wichtigkeit der Anpassung des Äquivalenzfaktors und zeigt, dass dafür diverse Methoden existieren.

3.3.3 Bestimmung des Äquivalenzfaktors

Das Verständnis der grundlegenden Eigenschaften des Äquivalenzfaktors bildet die Basis der nachfolgend betrachteten Bestimmungsmethoden. Eine knappe Diskussion der wesentlichen Eigenschaften soll daher der Vorstellung einzelner Bestimmungsmethoden vorangestellt sein.

Grundlegende Eigenschaften des Äquivalenzfaktors

Offensichtlich beeinflusst der Wert des Äquivalenzfaktors den Verlauf des Gütemaßes (3.28). Demzufolge bestimmt er auch die Wahl der Steuergröße und übt somit Einfluss auf den Kraftstoffverbrauch aus. Gegenüber der Kraftstoffleistung stellt der Äquivalenzfaktor eine Art Wertigkeit der elektrischen Leistung dar. Ist sein Wert und somit die Wertigkeit der elektrischen Leistung hoch, wird tendenziell weniger elektrische Energie zum Vortrieb des Fahrzeugs verwendet ¹⁸. Gleichermaßen tendiert die Betriebsstrategie dazu, die Batterie infolge des negativen Vorzeichens von P_{Batt} vermehrt zu laden. Es entsteht eine Art Überkompensation des zusätzlichen Kraftstoffverbrauchs durch die Überbewertung der elektrischen Leistung. Dies führt zur vermehrten LP-Anhebung unter Nutzung

¹⁸ Das steht natürlich im direkten Zusammenhang mit der Definition des Vorzeichens der elektrischen Leistung P_{Batt} . Hier: $P_{Batt} > 0$ sofern $M_{EM} > 0$ (el. Vortrieb) und umgekehrt (Annahme: $P_{BNHV} = 0$).

ungünstiger Betriebspunkte und gleichsam zu einem tendenziell steigenden SOC. Umgekehrt verursacht eine Unterbewertung der elektrischen Energie, die sich in einem geringen Wert des Äquivalenzfaktors äußert, eine häufigere Nutzung elektrischer Traktionsleistung und eine geringere Neigung elektrische Energie durch LP-Anhebung in den Speicher einzubringen. Dieses Verhalten bewirkt folglich einen tendenziell sinkenden SOC. Mit dem Ziel eines ladungserhaltenden Betriebs gilt es demzufolge einen passenden Äquivalenzfaktor zu bestimmen. Dieser sollte dem optimalen Äquivalenzfaktor λ_{opt} , welcher das Erfüllen der Ladungsrand- und Nebenbedingungen gewährleistet, möglichst nah kommen (vgl. LAGRANGE-Multiplikator in Kap. 3.2.2). Herausfordernd wirkt dabei, dass λ_{opt} abhängig vom Fahrprofil aber auch durch veränderliches Komponentenverhalten infolge wechselnder Umgebungsbedingungen (z. B. Temperatur) oder Alterung variiert bzw. in realen Anwendungen unbekannt ist [PeLe13]. Weitere Informationen zum Einfluss des Äquivalenzfaktor auf das Verhalten der Steuergröße und des Ladezustands können in [Kutt13, S. 46 ff.] erlangt werden.

Bestimmungsmethoden

Im Kontrast zu der innerhalb globaler Optimierungsmethoden vorausgesetzten vollständigen a priori Kenntnis des Fahrprofils, ist das Wissen um den künftigen Fahrtverlauf in der Realität nicht oder zumindest eingeschränkt (begrenzter Prädiktionshorizont, eingeschränkte Prädiktionsdatengüte, Störeinflüsse etc.) vorhanden. Die Möglichkeiten zur Bestimmung des Äquivalenzfaktors λ lassen sich entsprechend Abbildung 3.6 gliedern.



Abbildung 3.6: Möglichkeiten der Bestimmung des Äquivalenzfaktors λ nach [Kutt13, S. 57]

Statische Bestimmung

In der simpelsten Annahme existiert ein konstanter Äquivalenzfaktor $\lambda(t) = const.$, welcher für alle Fahrzyklen gilt. Eine Möglichkeit einen statischen Äquivalenzfaktor zu bestimmen, ist die Verwendung gemittelter Komponentenwirkungsgrade [PeLe13, S. 5]. Sie repräsentieren die Effizienz zwischen dem Kraftstoffmehrverbrauch bei der Erzeugung von elektrischer Energie und umgekehrt [SeRO11, S. 6].

$$\lambda = \frac{\tilde{b}_e}{\tilde{\eta}_{Batt} \cdot \tilde{\eta}_{EM} \cdot \tilde{\eta}_{Inv}} \cdot H_u$$
(3.34)

Der gemittelte spezifische Kraftstoffverbrauch \tilde{b}_e sowie die gemittelten Wirkungsgraden $\tilde{\eta}$ der Batterie, der EM und des Inverters können mittels DP offline für einen oder mehrere Fahrzyklen generiert werden.

Aus einem statischen Äquivalenzfaktor resultieren allerdings zwei wesentliche Einschränkungen. Einerseits führt die Annahme eines konstanten λ bei variierenden Fahrprofilen zu unterschiedlichen finalen SOC. Ein ladungserhaltender Betrieb ist aufgrund der Fahrzyklusabhängigkeit des Äquivalenzfaktors folglich nicht garantiert. Anderseits beeinflusst der Äquivalenzfaktor neben dem finalen SOC auch die gesamte Ladungstrajektorie. Vergleichbar mit dem Verhalten des LAGRANGE-Multiplikators, beschrieben in Kapitel 3.2, führt die Annahme eines konstanten Werts ggf. zur Verletzung der Ladungsgrenzen. Folglich ist diese statische Variante lediglich im Rahmen theoretischer Untersuchungen für invariante Fahrzyklen relevant [ScGu07, S. 7], [Kutt13, S. 57]. Untersuchungen in [PeLe13] deuten an, dass die mit Gleichung (3.34) ermittelten Faktoren deutliche Differenzen zum optimalen Wert λ_{opt} zeigen. Dies äußert sich in Kraftstoffverbräuchen, die bis zu 30 % von der optimalen Lösung abweichen können.

Für reale Anwendungen muss sich der Äquivalenzfaktor somit nicht nur bezüglich der Ladungsrandbedingung (z. B. Ladungsausgleich) an variierende Fahrprofile anpassen, sondern auch das Einhalten der Ladungsnebenbedingungen (Ladungsgrenzen) gewährleisten. Gemäß der Nutzung von Informationen über den zukünftigen Fahrtverlauf erfolgt eine Kategorisierung in nichtprädiktive und prädiktive dynamische Methoden.

Nichtprädiktive Bestimmung

Werden ausschließlich aktuell im Fahrzeug bekannte Zustands- und Steuergrößen zur Bestimmung bzw. Anpassung des Äquivalenzfaktors verwendet, handelt es sich um eine nichtprädiktive Methode¹⁹.

Entsprechend seiner Auswirkungen auf den Ladezustand orientieren sich die meisten dynamischen Verfahren bei der Anpassung des Äquivalenzfaktors am aktuellen Ladezustand, sodass $\lambda(t) = f(SOC(t))$.

Als einer der trivialsten Ansätze verwendet [Stie08, S. 48 ff.] eine lineare Anpassung des Äquivalenzfaktors.

$$\lambda(t) = -m \cdot SOC(t) + n \tag{3.35}$$

Die Steigung *m* der Geraden hat dabei wesentlichen Einfluss auf den SOC-Ausgleich und den Verbrauch. Nach diversen Untersuchungen schlussfolgert der Autor, dass steilere Geraden eine stabilisierende Wirkung auf den SOC haben, während dadurch im Vergleich zu flacheren Anstiegen ein größerer Verbrauchsnachteil erzeugt wird. Ein ähnlicher Ansatz wird auch in [KMJK12] verwendet. Auch hier erfolgt die Adaption des Äquivalenzfak-

¹⁹ In [Kutt13] findet hierfür der Begriff Adaption Verwendung. Andere Autoren benutzen dagegen den Begriff adaptiv (adaptive/A-ECMS) sobald eine dynamische Anpassung des Äquivalenzfaktors erfolgt ohne dabei prädiktive Ansätze auszugrenzen (vgl. [SeRO11]) oder der Begriff adaptiv ist für die Anpassung eines Referenzbzw. Zielwertes (vgl. [PeLe13]) vorgesehen. Im Folgenden sei der Begriff Adaption ein Synonym für Anpassung ohne die Beschränkung auf nichtprädiktive Ansätze oder die Anpassung eines Referenz- bzw. Zielwertes.

tors (Stellgröße) linear anhand der Abweichung des aktuellen SOC (Regeldifferenz) zu einem zunächst konstanten Referenzwert SOC_{ref} (vgl. [GuSc13, S. 261].

$$\lambda(t) = \lambda_0 + K \left(SOC_{ref} - SOC(t) \right)$$
(3.36)

Mit der Verstärkung *K* und dem Initialwert λ_0 existieren zwei Parameter, die offline unter Beachtung eines gewünschten Ziel-SOC angepasst werden. Weitere Verbesserung im Erreichen des finalen SOC kann durch die gezielte Beeinflussung der Ziel- oder Sollladezustände erreicht werden. Die Möglichkeit den Referenzwert SOC_{ref} an den Fahrtverlauf unter Berücksichtigung kinetischer und potentieller Energie des Fahrzeugs anzupassen, wird in [KMJK12] untersucht. Gemäß der Gleichung (3.37) geschieht dies unter Verwendung der Fahrzeugmasse *m*, der Fahrzeuggeschwindigkeit *v* und der Höhendifferenz der momentanen Höhe *h* zu einer beispielsweise zu Fahrtbeginn gemessenen Referenzhöhe h_0 .

$$SOC_{Ref}(t) = SOC_{Ref_0} - K_1 \frac{1}{2}mv^2 - K_2 mg(h(t) - h_0)$$
(3.37)

Ähnlich zu Gleichung (3.37) verwendet der Ansatz in [JaKK13, S. 105] anstelle der Fahrbahnhöhe die Fahrbahnsteigung.

Dennoch ist die Leistungsfähigkeit eines linearen Ansatzes bezüglich der Einhaltung der Ladungsrand- und Nebenbedingung sowie der erzielbaren Lösungsgüte als begrenzt einzuschätzen. In vielen Fällen erfolgt daher eine Erweiterung von Gleichung (3.36) um einen integralen Anteil zu einem PI-Regler.

$$\lambda(t) = \lambda_0 + K_P \left(SOC_{ref} - SOC(t) \right) + K_I \int_{t_0}^t \left(SOC_{ref} - SOC(\tau) \right) d\tau$$
(3.38)

Die Wahl der Parameter K_p und K_I beeinflusst die Lösungsgüte dabei signifikant. Eine aggressive Reglerparametrierung mit großen Verstärkungen bzw. niedrigen Zeitkonstanten hat eine geringe Regelabweichung und somit eine gute Annäherung an den gewünschten Ladezustands SOC_{ref} zufolge. Allerdings kann dies zu einer eingeschränkten Nutzung der Batterie als Pufferspeicher und somit zu einer verminderten Lösungsgüte führen. Zudem reagiert die Anpassung sensibler auf kleine Störungen (z. B. durch Messfehler). Andererseits äußern sich zu geringe Verstärkungen bzw. hohe Zeitkonstanten in einer schlechteren Annäherung an die gewünschte Zielladung oder ggf. sogar in der Nichteinhaltung der Ladungsnebenbedingung [Kutt13, S. 57]. Eine Vielzahl unterschiedlicher Fahrprofile bei der Reglerparametrierung kann zu einer robusten Kompromissauslegung verwendet werden [Kutt13, S. 147 ff.].

In [EbEG12] wird eine ECMS vorgestellt, die neben der Minimierung des Kraftstoffverbrauchs eine Erhöhung der Batterielebensdauer anstrebt. Mit dem State of Health (SOH) kommt zu dem SOC eine weitere Zustandsgröße und mit λ_{SOH} ein zweiter Äquivalenzfaktor hinzu. Im Unterschied zu [Kutt13] wird λ_{SOH} nicht konstant vorgegeben, sondern mit folgendem PI-Regler angepasst:

$$\lambda_{SOH}(t) = \lambda_{SOH,0} + K_{SOH} \left[\left(SOH_{ref} - SOH(t) \right) + \frac{1}{T_{SOH}} \int_{t_0}^t \left(SOH_{ref} - SOH(\tau) \right) d\tau \right]$$
(3.39)

Anhand der aktuell vom Fahrzeug zurückgelegten Strecke d(t) und einer vom Fahrzeug während seiner Lebensdauer angenommenen Gesamtlaufleistung D = 160000 km erfolgt zudem eine Anpassung von SOH_{ref} nach

$$SOH_{ref} = SOH_{ref} - \frac{d(t)}{D}$$
(3.40)

wodurch das Ende der Batterielebensdauer nach eben dieser Gesamtlaufleistung erreicht sein soll²⁰. Die Berücksichtigung des SOH verhindert hohe Batterieströme und führt somit zu einer Ladungstrajektorie mit geringeren SOC-Gradienten. Die um das Achtfache erhöhte Lebensdauer der Batterie steht einem deutlich gestiegenen Kraftstoffverbrauch gegenüber. Für die Zyklen FTP-72 und CADC (jeweils über eine Distanz von $\frac{1}{2}D = 80000 \text{ km}$) entstanden so Mehrverbräuche von ca. 50 % bzw. 17 % im Vergleich zu den Ergebnissen ohne Berücksichtigung der Batteriedegeneration. Die Kostenersparnis durch den Wegfall der Batteriewechsel soll die gestiegenen Kraftstoffkosten dennoch deutlich übersteigen.

Mehr Freiheit im Verhalten der Ladungstrajektorie erlauben nichtlineare Ansätze. Mit einem als konstant angenommenen Referenzwert SOC_{ref} stellt [Ambü09, S. 2] diesen allgemeinen Ansatz vor, dessen Parameter in [ASSG10, S. 9] entsprechend des verwendeten Fahrzeugmodells gewählt wurden.

$$\lambda(t) = \lambda_0 + \int_0^t \frac{SOC_{ref} - SOC(\tau)}{T_i} d\tau + \tilde{\alpha} \cdot \frac{\left(SOC_{ref} - SOC(t)\right)^{2q-1}}{Q_{Batt,max} \cdot U_{Batt}(SOC(t))}$$
(3.41)

Für die Auswahl und die Berechnung der Parameter wird auf die genannten Quellen verwiesen.

Eine weitere gängige Methode ist die Verwendung des Tangens oder Tangens Hyperbolicus. Dadurch kann ein Verhalten erzeugt werden, dass die Ladungstrajektorie nahe dem gewünschten Referenzwert gering und im Bereich der Ladungsbegrenzungen deutlicher einschränkt. Dies soll sowohl einen guten Kraftstoffverbrauch durch ausreichend Spielraum der Ladungstrajektorie innerhalb des bevorzugten SOC-Bereichs als auch das Einhalten der Ladungsnebenbedingung gewährleisten. Beispiele dafür können unter Anderem in [SeRO11] oder [Kutt13, S. 57 f.] gefunden werden. [PeLe13] verwenden diesbezüglich folgenden Ansatz:

$$\lambda(t) = \lambda_{ref} - a \cdot \tan\left(\frac{\pi}{b + 0.02} \cdot \left(SOC(t) - SOC_{ref}\right)\right)$$
(3.42)

Abbildung 3.7 veranschaulicht den Einfluss des Skalierungsfaktor *a* mit dem Referenzwert des Äquivalenzfaktors $\lambda_{ref} = 240 \frac{g}{kWh}$, dem Referenzwert der Ladung $SOC_{ref} = 0,6$ und einer bevorzugten Ladungsbandbreite b = 0,4.

²⁰ $SOH_{Ref} = 0$ bedeutet, dass die Batteriekapazität um 20 % gesunken ist.



Abbildung 3.7: Einfluss des Skalierungsfaktor a auf die Äquivalenzfaktoranpassung

Gemäß dem Definitionsbereich²¹ beugt die Addition von 0,02 im Nenner des Tangenswinkels Singularitäten vor. Untersuchungen mit unterschiedlichen $\lambda_{ref} = const.$ entlang des UDDS Zyklus führen zur Wahl des Skalierungsfaktors a = 100, aufgrund der stabiliserenden Auswirkungen auf die Ladungstrajektorie und der guten Lösungsqualität hinsichtlich des erzielten Verbrauchs im Vergleich zur optimalen Referenzlösung generiert durch die DP. Allerdings reagiert der so erreichte Zielladezustand sensibel auf die Wahl von λ_{ref} . Unterscheidet sich der Wert erheblich vom optimalen Äquivalenzfaktor λ_{opt} wird nicht nur der gewünschte Zielladezustand deutlich verfehlt, sondern auch ein ungünstiger Kraftstoffverbrauch erzielt. Deswegen erfolgt mit

$$\lambda_{ref,new} = \lambda_{ref} + K_p (SOC_{ref} - SOC_{sma})$$
(3.43)

eine Adaption des Referenzwerts λ_{ref} mit der Proportionalverstärkung K_p und einem gleitenden Mittelwert²² SOC_{sma} , welcher jeweils über die zurückliegenden zehn Zeitschritte ermittelt wird. Die Neuberechnung von $\lambda_{ref,new}$ erfolgt entsprechend mit gleicher Häufigkeit. Diese Bestimmungsvorschrift bestehend aus Gleichung (3.42) in Kombination mit (3.43) soll sich durch ein robustes Verhalten gegenüber stark vom optimalen Äquivalenzfaktor abweichenden λ_{ref} und einer gleichsam guten Lösungsgüte auszeichnen. Die erzielten Verbrauchswerte werden selbst bei unvorteilhafter Wahl von λ_{ref} im Vergleich zu λ_{opt} für diverse Fahrzyklen (LA92, NYCC, US06, HWFET und UDDS) mit einer maximalen Abweichung von 2 % zur optimalen Lösung, generiert durch die DP, angegeben. Untersuchungen mit einer leistungsverzweigten Hybridarchitektur zeigen eine vergleichbare Lösungsgüte.

²¹ $D = \mathbb{R} \setminus \{k\pi + \frac{\pi}{2}, k \in \mathbb{Z}\}$

²² engl. simple moving average (sma)

Außer der bislang vorgestellten ladungsabhängigen Bestimmung des Äquivalenzfaktors existieren noch weitere nichtprädiktive Methoden. Die Möglichkeit anhand mehrerer repräsentativer Fahrzyklen den optimalen Äquivalenzfaktor offline zu bestimmen und anhand von Informationen über den vergangenen Fahrtverlauf (Durchschnittsgeschwindigkeit, Stillstandszeit etc.) online einen passenden Faktor auszuwählen, soll an dieser Stelle nicht unerwähnt bleiben [GuSc13, S. 260]. In einigen regelbasierten Betriebsstrategien wird ein vergleichbarer Ansatz (Fahrzykluserkennung, Driving Pattern Recognition) verfolgt (vgl. [GBKR14], [KMJK12] Kap. 4.1.2 oder [WuZC12] Kap. 4.2).

All diese Ansätzen ist gemein, dass sie erst zeitlich verzögert, also nachdem eine gewisse Abweichung im SOC eingetreten ist, eine Anpassung des Äquivalenzfaktors vornehmen. Die Verwendung von Vorausschauinformationen kann hierbei die Möglichkeit bieten, bereits im Vorfeld auf mögliche Änderungen zu reagieren, um so weiteres Verbrauchsreduktionspotential freizusetzen [Kutt13, S. 59].

Prädiktive Bestimmung

Als einfachstes Beispiel wird dabei meistens der Fall einer bevorstehenden Rekuperationsphase (z. B. Bergabfahrt) genannt. In dem Wissen künftig kinetische in elektrische Energie umwandeln zu können, leiten prädiktive Maßnahmen eine rechtzeitige Verringerung des SOC durch entsprechende Senkung des Äquivalenzfaktors ein, um möglichst viel Bremsenergie unter Beachtung der Ladungsgrenzen zurückgewinnen zu können [ScGu07, S. 261]. Darüber hinaus kann bereits die Kenntnis über die Fahrtdauer bzw. Fahrstrecke für eine prädiktive Anpassung genutzt werden. Da dem Ende einer Fahrt normalerweise eine Verzögerung vorausgeht und somit ein rekuperationsbedingter Ladungshub zu erwarten ist, kann eine entsprechende Ladungsreserve hinsichtlich des Zielladezustands vorgehalten werden [Kutt13, S. 59]. Die nichtprädiktive Adaption des Referenzwertes in Gleichung (3.37) beruht grundsätzlich auf der gleichen Idee.

Bei lückenloser a priori Bereitstellung der gesamten Radleistungstrajektorie und einer exakten Anpassung des Äquivalenzfaktors korreliert die Lösungsgüte der ECMS mit der des PMP [Kutt13, S. 28]. Demnach ist im Idealfall das Auffinden des global optimalen Äguivalenzfaktors unter vollständiger Kenntnis der zukünftigen Fahrleistungstrajektorie und somit eine optimale Betriebsführung möglich. In der Realität begrenzen allerdings zahlreiche Einflussfaktoren der natürlichen Umwelt (Witterung, Lichtverhältnisse, Landschaft), der gestalteten Umwelt (Straßennetz, Verkehrsführung) und insbesondere der sozialen Umwelt in Form anderer Verkehrsteilnehmer die Beobacht- und Vorhersagbarkeit [Kutt13, S. 60], [BeKä84], [Helb13, S. 36]. Im Hinblick auf die Verkehrsteilnehmer spielen weitere Faktoren wie der Zustand (Wachsamkeit, Müdigkeit, Krankheit) als auch die physischen (sensorische und motorische Fähigkeiten) sowie psychischen (Emotionen, Belastbarkeit) Eigenschaften eine Rolle. Bei dem prädizierten Fahrtverlauf handelt es sich somit stets um eine Abschätzung, dessen Güte primär von den verwendeten Prädiktionsdatenquellen und dem Prädiktionshorizont abhängt. Eine weiterführende Diskussion soll an dieser Stelle nicht stattfinden. Eine Gegenüberstellung verschiedener Prädiktionsdatenquellen kann beispielsweise in [Kutt13, S. 61 ff.] eingesehen werden.

Als Prädiktionsdaten werden in der Regel GPS-Informationen, inklusive Höhenprofilen, Kurvenradien und Geschwindigkeitsbegrenzungen, angenommen, aus denen die Fahrleistungstrajektorie prädiziert wird. Innerhalb eines begrenzten Vorausschauhorizonts erfolgt in [PiRi07] eine prädiktive Anpassung des Äquivalenzfaktors auf Grundlage des aktuellen Betriebszustands und einem mittels GPS-Daten generierten erwarteten Fahrtverlaufs. Für diesen prädizierten Fahrtverlauf löst ein sogenannter Adaptor-Block das Optimierungsproblem, woraus der bestmögliche Äquivalenzfaktor generiert und der ECMS online bereitgestellt wird. Die globale Lösung des Optimierungsproblems für den Prädiktionshorizont innerhalb eines MPC-Ansatzes zu nutzen, um daraus den Äquivalenzfaktor für die Online-Nutzung der ECMS auszugeben, ist ebenso Grundlage der GPO (Globale PONTR-JAGIN Optimierung) vorgestellt in [Kutt13].

Die GPO basiert auf dem PMP und findet den Äquivalenzfaktor, der dem Optimum entlang des gegebenen Vorausschauhorizonts am nächsten liegt. Für einen uneingeschränkten Ladungsraum führt dies auf einen konstanten Äquivalenzfaktor, welcher die Ladungsrandbedingung (gewünschter Zielladezustand) erfüllt und mittels eines robusten Einschlussverfahrens iterativ bestimmt wird. Wie bereits in 3.2 erwähnt wird hierfür das Bisektionsverfahren, infolge des geringsten Erwartungswerts für die Anzahl erforderlicher Iterationen, genutzt. Die Annahme eines konstanten Äquivalenzfaktors ist aufgrund endlicher Ladungsgrenzen in realen Anwendungen nicht ausnahmslos gültig. Um Verletzungen der Ladungsnebenbedingungen zu vermeiden, muss der Äquivalenzfaktor ggf. angepasst werden. Die GPO löst das Optimierungsproblem zunächst unter Vernachlässigung der Ladungsnebenbedingung entlang des gesamten Prädiktionshorizonts und liefert folglich einen skalaren Äquivalenzfaktor, der zu einer ausgeglichenen Ladungsbilanz führt²³.



Abbildung 3.8: Behandlung von Grenzwertverletzungen der GPO

aus [UTLK14, S. 8]

Verletzt die daraus resultierende Ladungstrajektorie \vec{q} die obere Q_{max} bzw. untere Ladungsgrenze Q_{min} , erfolgt eine Unterteilung des Problems zum Zeitpunkt der betragsmäßig größten Grenzwertverletzung (hier t_{s2}) in zwei unabhängige Teilprobleme I. und II. (siehe Abbildung 3.8).

Unter der Annahme eines abschnittsweise konstanten Äquivalenzfaktors erfolgt nun iterativ für jeden Abschnitt separat eine Äquivalenzfaktorbestimmung. Als Zielladezustand für Abschnitt I. bzw. als Startladezustand für Abschnitt II. dient der an der Trennstelle zuläs-

²³ Durch Vorgabe einer Zielladung ungleich des Startladezustands kann auch der entladende Betrieb eines PHEV realisiert werden [Kutt13, S. 59].

sige Grenzwert der Batterieladung (hier Q_{max}). Ergeben sich aus den resultierenden Ladungstrajektorien innerhalb der Abschnitte erneut Grenzwertverletzung, wird damit gleichermaßen verfahren. Die einzelnen Äquivalenzfaktoren werden schließlich zu einem Äquivalenzfaktorverlauf zusammengesetzt [UTLK14, S. 6 ff.]. Allerdings weichen die Äquivalenzfaktoren aus der GPO infolge rechenzeitbedingter Modellvereinfachungen selbst mit idealen Prädiktionsdaten von den optimalen Werten ab. Eine Korrekturfunktion ermöglicht es diesem Verhalten entgegenzuwirken [Kutt13, S. 61, 156 ff.]. Eine zusätzliche nichtprädiktive Rückfallebene macht diesen Ansatz robust bezüglich des Ausfalls von Prädiktionsdaten. Für detaillierte Informationen zur GPO sei auf [UTLK14] und [Kutt13] verwiesen.

Neben den erwähnten Modellvereinfachungen zur Gewährleistung der echtzeitfähigen Bereitstellung der Äquivalenzfaktoren liegt das wesentliche Fehlerpotential bei prädiktiven Ansätzen in der Güte der Vorausschauinformationen. Weichen die tatsächlichen Betriebspunkte von den vorhergesagten ab, wird sich die Lösungsgüte verschlechtern.

3.4 Zusammenfassung der Vor- und Nachteile optimierungsbasierter Ansätze

Dieser Abschnitt fasst die in den Kapiteln 3.2 und 3.3 vorgestellten optimierungsbasierten Strategieansätze zusammen. Die Tabelle 3.1 stellt die Ansätze anhand der in Kapitel 2.3.2 ausgearbeiteten Bewertungskriterien gegenüber, wobei primär die innerhalb der jeweiligen Quelle angegebenen Resultate als Bewertungsgrundlage dienen.

Lösungsgüte

Verfahren der globalen Optimierung erlauben das Auffinden einer global optimalen Lösung, weshalb diese Verfahren häufig zur Bereitstellung einer Referenzlösung verwendet werden. Als maßgebende Methoden zeichnen sie sich folglich durch eine bestmögliche Lösungsgüte aus. Verglichen mit dieser, weisen approximative Verfahren üblicherweise eine schlechtere Lösungsqualität auf, die auf die verminderte Abbildungsgüte der Maschinenkennfelder infolge der verwendeten Näherungsfunktionen zurückzuführen ist.

Aufgrund der ansatzbedingt suboptimalen Trajektorie des Äquivalenzfaktors ist grundsätzlich auch die Ansteuerung der ECMS als suboptimal zu bewerten. Wie in [Kutt13] gezeigt wird, kann bei vollständiger Bereitstellung der zukünftigen Radleistungstrajektorie die Ergebnisgüte durch entsprechende prädiktive Bestimmung des Äquivalenzfaktors in Richtung des globalen Optimums verschoben werden. Mit welcher Qualität und in welchem Umfang die dazu notwendigen Informationen im realen Einsatz bereitgestellt werden können, bleibt abzuwarten. [PeLe13] verdeutlichen, dass trotz nichtprädiktiver Bestimmung des Äquivalenzfaktors nur geringe Mehrverbräuche im Vergleich zur optimalen Lösung entstehen.

Ziel-SOC

Ansatzbedingt erfüllen die globalen Verfahren die Ladungsrandbedingung, weshalb keine nachträgliche Korrektur der Ergebnisse notwendig wird. Neben dem für das PMP üblicherweise angewendeten Bisektionsverfahren, zeigt [NEFO14] eine alternative Variante den ladungserhaltenden LAGRANGE-Multiplikator iterativ zu finden. Wie auch die in [Kutt13] vorgestellte GPO erlaubt es dieses Verfahren, Grenzwertverletzungen der Ladung zu vermeiden. Lokale optimierungsbasierte Ansätze mit nichtprädiktiver Anpassung des Äquivalenzfaktors können hingegen keine ausgeglichene Ladungsbilanz aufweisen. Während in [Kutt13] eine ladungsabhängige Korrektur des Kraftstoffverbrauchs vorgenommen wird, verfolgt [PeLe13] einen anderen Weg. Durch wiederholtes Durchfahren der Normzyklen gelingt es, den Einfluss der Ladungsabweichung soweit abzuschwächen, bis eine nachträgliche Korrektur des Kraftstoffverbrauchs überflüssig wird.

Online-Fähigkeit

Die gute Lösungsgüte globaler Betriebsstrategien steht einem gemeinhin großen Berechnungsaufwand gegenüber. Obwohl dieser infolge des analytischen Ansatzes deutlich reduziert werden kann, ist ein echtzeitfähiger Einsatz nur bedingt realisierbar. Im Falle der A-PMP Methoden würde das eine echtzeitfähige Bestimmung des LAGRANGE-Multiplikators voraussetzen. Während [HOXW14] diesen Aspekt nicht beleuchtet und somit lediglich eine iterative Bestimmung nutzt, stellt [ASSG10] eine online-fähige Bestimmungsvariante vor. Gemäß der in Kapitel 3.3.2 erläuterten Gegenüberstellung wäre dieser Ansatz dann als online-fähige approximative ECMS einzustufen.

Bei den vorgestellten A-DP Methoden handelt es sich hingegen um typische Offline-Verfahren. Lediglich im Rahmen eines modellprädiktiven Ansatzes (MPC), der entsprechenden Bereitstellung eines Vorhersagehorizonts und verschiedenen Einschränkungen bezüglich der Systemdynamik und -komplexität sowie des Lösungsraums wäre ein Online-Einsatz denkbar [Kutt13, S.26], [UTLK14, S.3]. Eine durchaus interessante Anwendungsmöglichkeit der A-DP-Ansätze stellt beispielsweise die Bereitstellung des Äquivalenzfaktors ähnlich der GPO (siehe Kap. 3.3) dar.

Robustheit, Stabilität

Eine Abschätzung der Robustheit und Stabilität der Ansätze erscheint allein in Verbindung mit Online-Strategien sinnvoll. Um nicht nur eine komfortable sondern auch stabile Änderung der Betriebszustände des VM und der Gangstufe zu erreichen, führt [Kutt13] neben Strafkosten auch Mindestverweilzeiten für die jeweiligen Zustände ein. Die Robustheit ist nicht zuletzt von der Bereitstellung der Prädiktionsinformationen abhängig. Das Vorhandensein einer nichtprädiktiven Rückfallebene für die Bereitstellung des Äquivalenzfaktors erzeugt eine Redundanz und sorgt somit für eine gesteigerte Robustheit.

Aufgrund der fehlenden Optimierung der Gangwahl oder des VM-Betriebszustands in [Pe-Le13] sind diesbezüglich keine Ansteuerungen zu erwarten, die zu instabilen Systemverhalten führen können. Die vorgestellte Bestimmungsmethode des Äquivalenzfaktors soll allerdings nicht nur zu einem guten Kraftstoffverbrauch führen, sondern sich auch durch eine besondere Robustheit auszeichnen. Als Begründung hierür wird die Erweiterung um eine Referenzwertanpassung des Äquivalenzfaktors angeführt, die selbst eine sehr unpassende Wahl des initialen Referenzwertes ausgleicht. Darüber hinaus sollen auf diese Weise wechselnde Umgebungsbedingungen (z. B. Temperaturschwankungen) und sich ändernde Aggregateigenschaften (z. B. durch Alterung) abgefangen werden.

Anpass-/ Erweiterbarkeit

Die infolge des approximierten Aggregateverhaltens gesteigerte Berechnungsleistung steht einer verschlechterten Anpassbarkeit der approximativen Ansätze gegenüber. Eine Änderung der Antriebskomponenten VM oder EM würde nicht nur das Hinterlegen neuer Kennfelder (wie bei den numerischen ECMS-Ansätzen) bedeuten, sondern auch eine erneute Approximation eben jener notwendig machen. Das wirft, wie bereits in [Kutt13, S. 44] angemerkt, die Frage auf, inwiefern unterschiedliche Aggregate durch eine analytische Funktion abgebildet werden können. So ist es denkbar, dass sich die Abbildungsgüte und somit auch die Qualität der Ansteuerung bei unterschiedlichen Aggregaten ändern werden. Ob eine Approximationsvorschrift angewendet auf beliebige Aggregate eine gleichbleibend hohe Ansteuerungsgüte aufweist, ist folglich schwer einschätzbar.

In der Erweiterbarkeit um zusätzliche Betriebsziele ähneln sich die Ansätze. Sofern nicht bereits umgesetzt, ist durch Erweitern des Zustandsraums beispielsweise eine Optimierung der Übersetzungsstufe als auch des VM-Betriebszustands bei allen Methoden möglich. Die Berücksichtigung weiterer Betriebsziele, wie etwa die Minimierung der Abgasemissionen, ist ebenfalls möglich, falls diese innerhalb der jeweiligen Kostenfunktionen berücksichtigt werden können. Das PMP als auch die ECMS benötigen hierzu ggf. einen entsprechenden LAGRANGE-Multiplikator bzw. Äquivalenzfaktor, der die Überführung in ein gemeinsames Bewertungsmaß ermöglicht. Tabelle 3.1: Wertender Vergleich ausgewählter optimierungsbasierter Betriebsstrategien für parallele HEV

	Global				Lokal	
Quellen	А-РМР		A-DP		ECMS	
Kriterien	[HOXW14]	[ASSG10]	[LaJE14]	[NEFO14]	[PeLe13]	[Kutt13]
Betriebsziele ¹	1 und (2)	1	1, 2 und 3	1, 2 und 3	1	1, 2, 3 und 4
Qualität						
Zielerfüllung, Optimalität	++	0	++	+	о	0/+ ³
	0,05 % ⁴	< 1,5 % ⁴	< 0,2 % ⁴	< 0,3 % ⁴	< 2 % ⁴	1,5/0,8 % ^{3,4}
Ziel-SOC	+2	0	++2	+	+	+/++3
Online- Fähigkeit	-	0	-/0	-/o	+	+
Robustheit, Stabilität					++	+
Anpass-/ Erweiter- barkeit	-/+	-/+	-/+	-/+	+/+	+/+
Simulation	Pkw	Pkw	Pkw	Pkw	Pkw	Pkw
Fahrzeug	1500 kg PHEV	1580 kg	1720 kg PHEV	1800 kg	1380 kg	1200 kg
VM	63 kW	75 kW	65 kW	150 kW	64 kW	55 kW
EM	60 kW	25 kW	60 kW	40 kW	50 kW	12,4 kW
Speicher	12,4 Ah	6,2 Ah	8 kWh	7,64 Ah	10 Ah	6,9 Ah
Testzyklen	NEFZ	NEFZ, FTP-72, CADC	k. A.	NEFZ, FTP-75, CADC	LA92, NYCC, US06, HWFET, UDDS	NEFZ, FTP- 72, NYCC, LA92, reale

¹ Betriebsziele: 1 Minimierung des Kraftstoffverbrauchs, 2/3 Berücksichtigung (Optimierung) VM-Start-Stopp-Verhalten/Übersetzungsstufe, 4 Erhöhung der Batterielebensdauer

² entladender Betrieb, ³ mit Prädiktion, ⁴ Prozentualer Mehrverbrauch gegenüber Referenz aus numerischer DP bzw. PMP

4 Regelbasierte Betriebsstrategien

Regelbasierte Betriebsstrategien verwenden bei der Entscheidungsfindung bestimmte vorab definierte Gesetzmäßigkeiten. Diese Regeln werden aus der Analyse von Effizienzoder Verbrauchskennfeldern, dem Energiefluss im Antriebsstrang und nicht zuletzt dem Wissen und der Intuition des Entwicklungsingenieurs festgelegt. Generell folgt die Regeldefinition dabei zwei Grundprinzipien [GuSc13, S. 246].

Das erste Grundprinzip der meisten regelbasierten Betriebsstrategien strebt an, den Verbrennungsmotor möglichst in Bereichen hoher Wirkungsgrade zu betreiben. In für den VM ungünstigen Betriebszuständen wird der elektrische Antrieb forciert und, wenn möglich, der VM ausgeschaltet [GuSc13, S. 246]. Gleiches gilt im Falle einer Lastpunktverschiebung. Diese bewegt den Betriebspunkt des VM vorwiegend vom Teillast- in Richtung eines effizienteren Volllastbetriebs, um so beispielsweise den elektrischen Speicher aufzuladen [Salm07, S.2]. Die Entscheidung wann dem Speicher Energie zugeführt bzw. entnommen werden darf, bildet das zweite Grundprinzip. Dies sieht in den meisten Fällen vor, den SOC innerhalb eines gewissen vordefinierten Bereichs zu halten. Unterschreitet der Ladezustand den unteren Schwellwert, wird entsprechend ein aufladender Betrieb durch vermehrte LP-Anhebung und geringere Nutzung elektrische Traktion angestrebt, während bei Überschreiten eines Schwellwerts vermehrt elektrische Energie zum Vortrieb verwendet wird [GuSc13, S. 246].

Der prominenteste und am häufigsten genutzte Ansatz einer regelbasierten Betriebsstrategie ist als "Power Follower" oder auch "Electric Assist Control Strategy" (EACS) bekannt [WWYC11, S.2]. Entsprechend der Grundprinzipien regelbasierter Betriebsstrategien wird der Betrieb des VM in Bereichen hoher Wirkungsgrade angestrebt. Die Wirkungsweise lässt sich anschaulich in einem VM-Momentenkennfeld (siehe Abbildung 4.1) darstellen und kann durch die folgenden vier Punkte beschrieben werden:

- 1. Unterhalb einer definierten Fahrzeuggeschwindigkeit/VM-Drehzahl ω_{VM} und einer definierten Momentenanforderung M_{Rad} erfolgt der Antrieb rein elektrisch (E-Fahren).
- 2. Ist das geforderte Antriebsmoment größer als das maximale VM-Moment, erzeugt die EM ein zusätzliches Antriebsmoment (Boosten).
- 3. Der Betriebspunkt (A) des VM wird in Richtung hoher Wirkungsgrade (B) verschoben (Dargestellt ist eine Lastpunktanhebung zum Laden der Batterie).
- 4. Laden des elektrischen Speichers durch Rekuperation beim Bremsvorgang ($M_{Rad} < 0$).

Die Betriebszustände, beschrieben durch die Punkte 1-4, werden natürlich unter Beachtung des aktuellen SOC ausgewählt. Die Grenzwerte zwischen den einzelnen Betriebsmodi (z. B. E-Fahren, VM-Betrieb) können entsprechend des zweiten Grundprinzips abhängig vom aktuellen SOC verschoben werden. Zudem ist in praktischen Anwendungen ein Hysteresebereich üblich, um häufige Zustandswechsel (VM-Start/Stopp-Frequenz) zu limitieren [Gutt04], [WWYC11].



Abbildung 4.1: Prinzipielle Darstellung einer regelbasierten Betriebsstrategie (Power Follower) im Falle einer LP-Anhebung mit auf die Kurbelwelle projizierten Radmoment M_{Rad}^* nach [Hofm10, S. 213]

Aufgrund ihrer tendenziell einfachen Umsetzung, der robusten und insbesondere echtzeitfähigen Wirkungsweise finden regelbasierte Betriebsstrategien weite Verbreitung in kommerziellen HEV [ScGu07, S.10], [WuZC12, S. 1], [UTLK14, S. 3]. Das Erreichen eines Betriebsziels (z. B. Minimierung des Kraftstoffverbrauchs) wird bei diesen Ansätzen im Gegensatz zu optimierungsbasierten Strategien indirekt verfolgt. Diese Herangehensweise verlangt keine tiefergehende Kenntnis des Systems oder dessen mathematische Beschreibung, um die Regeln zu definieren. Daher findet auch die Bezeichnung als heuristische Betriebsstrategie häufig Verwendung.

Mittlerweile ist das Vorgehen, die Regeln mit Hilfe von globalen Optimierungsverfahren an bestimmte Betriebsszenarien zu adaptieren oder sie gänzlich aus den optimalen Lösungen zu generieren, weitverbreitet. Entgegen der ursprünglichen Herangehensweise setzt dieser Prozess in Abhängigkeit des verwendeten Optimierungsverfahrens (z. B. DP, PMP) durchaus eine tiefergehende Kenntnis des Systems und eine mathematische Beschreibung dessen in Form von Systemgleichungen voraus. Dennoch erzeugen regelbasierte Betriebsstrategien generell keine optimale Lösung. Die Regeln sind stets an ein oder wenige ausgewählte Nutzungsszenarien angepasst und können so für beliebige andere Fahrprofile weder eine optimale Momentenaufteilung noch eine ausgeglichene Ladung garantieren [ScGu07, S.10].

Die Wahl der Ansteuerung erfolgt zumeist anhand weniger Eingangsgrößen (z. B. Momentenanforderung, Fahrzeuggeschwindigkeit und SOC). Sie kann entweder deterministisch, mit Hilfe von Fuzzy-Logik oder neuronalen Netzwerken erfolgen. Da Letzteres aufgrund der aufwendigen "Einübung" der Kanten und einer erwartungsgemäß hohen Komplexität ohne Vorteil in der Ergebnisgüte selten implementiert wird [Stie08, S. 36], konzentrieren sich die folgenden Ausführungen auf deterministische und Fuzzy-Logik-Ansätze²⁴.

4.1 Deterministisch

Deterministische regelbasierte Betriebsstrategien stellen den Zusammenhang zwischen Ein- und Ausgangsgrößen in Form von Zustandsautomaten oder, wie in den häufigsten Fällen, als Lookup-Tabelle (LUT) dar (siehe Abbildung 4.2). Während Zustandsautomaten in erster Linie die Wahl zwischen verschiedenen HEV-Betriebsmodi steuern (Aufladen durch LP-Anhebung, Boosten, E-Fahren etc.) (vgl. [PiRi07] oder [GuSc13, S.249]), sind in LUTs direkt quantitative Ausgangsgrößen enthalten. Die Ansteuerung u repräsentiert beispielsweise ein EM-Moment, das entsprechend der Eingangsgrößen v (z. B. aktuelle Fahrzeuggeschwindigkeit) und M



zip einer Lookup-Tabelle

(z. B. gefordertes Antriebsmoment) ausgewählt wird. Neben der zweidimensionalen, sind unter Verwendung zusätzlicher Eingangsparameter (z. B. SOC, VM-Temperatur etc.) auch mehrdimensionale LUTs üblich, wobei in praktischen Anwendungen die Anzahl an Eingangsgrößen begrenzt ist [GuSc13, S. 248].

Wie leicht nachzuvollziehen ist, hängt die Lösungsgüte maßgeblich von den innerhalb der LUT hinterlegten vordefinierten Gesetzmäßigkeiten ab. Um bestmögliche Ergebnisse zu erzielen, bedient man sich daher häufig globaler Optimierungsverfahren. Einerseits können aus den offline berechneten Lösungen, erzeugt durch Methoden der Variationsrechnung, Regelsätze generiert werden. Diesbezüglich stellt der Abschnitt 4.1.2 Ansätze vor, die dazu den aus dem Kapitel 3.2.2 bekannten PMP-Ansatz nutzen. Andererseits können die ursprünglich aus der Intuition, dem Expertenwissen bzw. aus Effizienzanalyse entstandenen Regeldefinitionen mittels Suchheuristiken (vgl. Kap. 3.2.4) angepasst werden. Diese Adaption bereits vorhandener Regeln (vorgegebene Reglerstruktur) ist Thema des folgenden Abschnitts.

4.1.1 Regeladaption mittels Suchheuristiken

Ausgehend von einer Basiskonfiguration der in Abbildung 4.1 dargestellten EACS, präsentieren [LoNh12] und [WWYC11] eine Möglichkeit mittels Suchheuristiken den Kraftstoffverbrauch und die Emissionen zu senken. Dazu werden die Grenzen zwischen den HEV-Betriebsmodi parametriert, sodass beispielsweise die Ausschaltschwelle für den VM, die minimale und die maximale SOC-Grenze variiert werden können. Während [LoNh12] zur Lösung dieser Multi-Parametervariation den Bienenalgorithmus nutzt, wird in [WWYC11] ein Genetischer Algorithmus verwendet (vgl. Kap. 3.2.4). Jede Population (Menge an Suchpunkten) bestimmt folglich eine Kombination an Parameterwerten, deren Auswirkungen auf den Verbrauch und die Emissionen (also deren Fitness/Güte) anschießend für verschiedene Fahrzyklen simulativ ausgewertet werden. Dieses iterative Vorgehen wird

²⁴ Lediglich zur Lösung von Teilaufgaben (siehe Kap. 4.2) wird auf neuronale Netzwerke zurückgegriffen.

solange fortgesetzt, bis ein gewisses Konvergenzkriterium oder die maximale Anzahl an Generationen erreicht ist.

Zusätzlich zur Adaption der Schwellwerte, erfolgt eine Anpassung wesentlicher HEV-Antriebskomponenten. So erweitern Skalierungsfaktoren für die Batteriekapazität, die maximale VM- und EM-Leistung den Suchraum der verwendeten Algorithmen. Die Komponentenauslegung geschieht dabei unter Berücksichtigung einer geforderten minimalen Fahrleistung des Testfahrzeugs.

Beide Beiträge zeigen, dass die Lösungsgüte einer auf Intuition oder der Effizienzanalyse der Antriebsaggregate basierenden Betriebsstrategie, durch Adaption der Schwellwerte und Grenzen verbessert werden kann. Gegenüber der jeweiligen Basiskonfiguration gelingen deutliche Einsparungen sowohl im Kraftstoffverbrauch als auch bezüglich der Abgasemissionen. Eine objektive Bewertung kann aufgrund fehlender Angaben einer optimalen Referenzlösung²⁵ jedoch nicht vorgenommen werden. Durch Variieren des initialen SOC bis ein ladungserhaltener Betrieb erzielt wird, versuchen die Autoren den Einfluss der Batterieladung auf die Ergebnisse zu eliminieren. Zwar wird deshalb eine nachträgliche Korrektur der Verbrauchs- und Emissionswerte überflüssig, allerdings bleibt fraglich, inwiefern die Ergebnisse vergleichbar bleiben, wenn unterschiedliche Anfangsbedingungen vorliegen.

4.1.2 Regeldefinition mittels PMP/ECMS

Die Entwicklung einer regelbasierten Betriebsstrategie orientiert sich häufig an der energetischen Bewertung der einzelnen Betriebsmodi des Hybrid-Antriebsstrangs. Anhand von Wechselkursen oder Kostenfaktoren, die den Mehraufwand an Kraftstoffleistung mit der erzeugten Batterieladung bei LP-Anhebung oder die Kraftstoffeinsparung mit der investierten Batterieladung bei LP-Absenkung/E-Fahren ausdrücken, erfolgt eine Auswahl des Betriebsmodus [Mert10, S.309]. Eine solche Energieeffizienzanalyse für die unterschiedlichen Hybridmodi steht auch am Anfang der in [GBKR14] vorgestellten Betriebsstrategie. Wie für eine deterministische regelbasierte Betriebsstrategie üblich, legen mehrere Lookup-Tabellen die Momentenaufteilung fest. Die innerhalb der LUT hinterlegten Ansteuerungen stammen aus der Lösung des Optimierungsproblems unter Anwendung des PMP (siehe Kap. 3.2.2). Der für diese Lösungsmethode typische LAGRANGE-Multiplikator ψ dient neben der Momentenanforderung M_{Rad} und der Getriebedrehzahl ω als Eingangsgröße. Der LAGRANGE-Multiplikator hat dabei durchaus Parallelen zu den aus der Energieeffizienzanalyse stammenden Kostenfaktoren, denn auch er wichtet die elektrische Energie der Batterie mit der chemischen Energie des Kraftstoffs [ASSG10, S.4].

Die Entscheidungsfindung wird wiederum in zwei Teilprobleme untergliedert, deren Ablaufplan Abbildung 4.3 beschreibt. Zum einen richtet sich die Entscheidung wann rein elektrisch gefahren wird nach dem Wert von ψ . Andernfalls erfolgt die Momentenaufteilung mittels mehrerer für unterschiedliche Werte des LAGRANGE-Multiplikators vordefinierter Lookup-Tabellen. Beiden Entscheidungsinstanzen unterliegen einer Anpassung an

²⁵ Das Festlegen einer "optimalen" Referenzlösung ist infolge dieses multikriteriellen Ansatzes ohnehin schwierig.

zusätzliche Randbedingungen, wie der Temperatur der Batterie oder des VM (nicht in Abbildung 4.3 dargestellt). Ausschlaggebend für die Güte dieses Ansatzes ist die dynamische Anpassung von ψ . Der Autor verweist auf verschiedene Möglichkeiten ψ mittels des SOC oder prädiktiven Informationen beispielsweise durch GPS-Informationen anzupassen ohne eine Lösungsmöglichkeit differenziert zu betrachten.



Abbildung 4.3: Ablaufplan der regelbasierten Betriebsstrategie nach [GBKR14]

Die präsentierten Verbrauchswerte der regelbasierten Betriebsstrategie liegen innerhalb von 1 % zur optimalen Lösung der DP für diverse nicht genormte reale Fahrzyklen. Als wesentlicher Grund für diese Abweichung wird die nicht Berücksichtigung des VM-Start/Stopp-Verhaltens ausgemacht, welche im Vergleich zur Referenzlösung der DP zu häufigeren Ein- und Ausschaltvorgängen führt. Die fehlende Transparenz in der Generierung von ψ , der Differenz oder Berücksichtigung einer eventuellen Ladungsabweichung und der verwendeten Fahrzyklen steht diesem Resultat gegenüber. Ebenso wird die gute Anpassungsfähigkeit an andere Antriebskomponenten und Fahrzeugarchitekturen hervorgehoben, wobei dies zumindest eine Neuberechnung des in den LUT hinterlegten Regelsatzes nach sich ziehen würde.

Eine ähnliche Vorgehensweise verfolgt der in [KMJK12] vorgestellte Ansatz. Auch in dieser Veröffentlichung führt die Lösung des Optimierungsproblems mit Hilfe des PMP zu einer regelbasierten Betriebsstrategie. Kennfelder der EM und des VM bilden die Grundlage der offline errechneten Ansteuerung. Letztlich resultiert daraus für 17 verschiedene Co-Zustände je eine Lookup-Tabelle der Dimension 32 x 16 (Momentenanforderung x VM-Drehzahl). Im Gegensatz zu [GBKR14] wird eine Anpassung des LAGRANGE-Multiplikators ψ präsentiert. Die Adaption von ψ an den aktuellen Betriebszustand des Fahrzeugs erfolgt linear anhand der Abweichung des aktuellen SOC zu einem zunächst konstanten Referenzwert ψ_0 (vgl. 3.3.3).

$$\psi = \psi_0 + K \left(SOC_{Ref} - SOC(t) \right) \tag{4.1}$$

Mit dem Parameter *K* und dem Initialwert ψ_0 existieren zwei Variablen, die iterativ unter Beachtung eines gewünschten Ziel-SOC letztlich in einer Kompromisslösung aus den besten Resultaten für verschiedene Fahrzyklen angepasst werden. Auch die Möglichkeit den Referenzwert SOC_{Ref} an den Fahrtverlauf unter Berücksichtigung kinetischer und potentieller Energie des Fahrzeugs anzupassen wird untersucht. Gemäß der Gleichung (4.2) geschieht dies unter Verwendung der Fahrzeugmasse *m*, der Fahrzeuggeschwindigkeit *v* und der Höhendifferenz der momentanen Höhe *h* zu einer beispielsweise zu Fahrtbeginn gemessenen Referenzhöhe h_0 .

$$SOC_{Ref} = SOC_{Ref_0} - K_1 \frac{1}{2}mv^2 - K_2 mg(h(t) - h_0)$$
(4.2)

Im Gegensatz zu den meisten Untersuchungen erfolgt die Validierung der Betriebsstrategie prototypisch an einem Rollenprüfstand. Dem Vergleich der Verbrauchswerte liegt der Fahrzyklus FTP-75 zugrunde, welcher durch ein synthetisches Höhenprofil mit variablen Steigungswinkeln ergänzt wird. Ebenfalls werden Verbrauchswerte im Bereich von lediglich 1,5 % über der optimalen Lösung ausschließlich unter Nutzung der linearen Anpassung nach Gleichung (4.1) angegeben. Eine zusätzliche Anpassung des SOC-Referenzwertes gemäß Gleichung (4.2) führt geringen nicht quantifizierten Verbrauchsvorteilen bei geringen bis mittleren Steigungen. Zusätzlich erfolgt eine Gegenüberstellung der Einsparungen zu einer kommerziellen regelbasierten Betriebsstrategie, wobei der vorgestellte Ansatz bis zu 3 % sparsamer, aber bei gewissen Höhenprofilen sogar verbrauchsintensiver, agiert.

Eine fehlende Bewertung der erreichten Ladezustände am Ende des Testzyklus erschwert die objektive Einschätzung der Resultate ebenso, wie die nicht vorhandene Dokumentation der kommerziellen regelbasierten Vergleichsstrategie. Ob ein Ladungsausgleich durch den vorgestellten Ansatz erreicht werden kann und inwiefern eventuelle Ladungsabweichungen bei den Verbrauchsangaben berücksichtigt wurden, ist fraglich.

Obwohl mit dem LAGRANGE-Multiplikator eine Möglichkeit besteht den Regelsatz an variable Fahrprofile anzupassen, bleibt der zu erwartende Aufwand in der Anpassung an veränderliche Antriebsstrangkomponenten bestehen. Eine Möglichkeit die Anpassungsfähigkeit des Regelsatzes zu verbessern wird in [ASSG10] vorgestellt. Die darin vorgestellte regelbasierte Betriebsstrategie kennzeichnet sich durch einen Regelsatz, der anstelle von vordefinierten numerischen Werten durch geschwindigkeitsabhängige Parameter des Antriebsstrangs definiert ist (siehe Abbildung 4.4). Im Kontrast zu vielen anderen Betriebsstrategien dieser Art, kann so eine relativ einfache Anpassung an verschiedene Antriebsstrangkomponenten erfolgen ohne den Regelsatz neu entwerfen zu müssen. Der guten Anpassbarkeit an andere Fahrzeugarchitekturen steht jedoch der gestiegene Berechnungsaufwand gegenüber, denn die Grenzwerte müssen online fortlaufend neu berechnet werden. Aufgrund fehlender Angaben ist eine Bewertung der Lösungsgüte nicht möglich.



Abbildung 4.4: Regelsatz definiert durch Parameter des Antriebsstrangs bei optimalem Co-Zustand s für den CADC aus [ASSG10]

Für die erzielbare Lösungsgüte sind die offline definierten Regelsätze und Schwellwerte ausschlaggebend. Bei entsprechender Anpassung der Regelsätze belegen die in [GBKR14], [KMJK12] vorgestellten Ergebnisse, dass recht gute Ergebnisse erreicht werden, die der offline generierten optimalen Referenzlösung durchaus nahe kommen können. Die Regeln können sich nach der Anpassung auf unterschiedliche Fahrprofile jedoch deutlich unterscheiden. Mit dem aus dem PMP bekannten LAGRANGE-Multiplikator wird daher versucht, aus mehreren für verschiedene Fahrzyklen angepassten Regelsätzen entsprechend des Fahrprofils den passenden auszuwählen. Das soll eine für beliebige Betriebsszenarien hohe Lösungsqualität gewährleisten. Wie auch innerhalb der Online-Betriebsstrategie ECMS entsteht die Herausforderung den LAGRANGE-Multiplikator/Äquivalenzfaktor online anzupassen bzw. auszuwählen (vgl. 3.3.3).

4.2 Fuzzy-Logik

Eine andere Variante der Entscheidungsfindung regelbasierter Betriebsstrategien verwendet anstelle von vorabdefinierten LUT die sogenannte Fuzzy-Logik bzw. einen Fuzzy-Regler. Der Beurteilung solcher Ansätze, ist zunächst eine kurze Einführung in die Grundlagen der Fuzzy-Logik vorangestellt.

Grundlagen

Während in der klassischen (scharfen) Logik eine Aussage entweder wahr (1) oder falsch (0) ist, lässt sich bei bestimmten Sachverhalten lediglich eine vage unscharfe Aussage treffen. Die Fuzzy²⁶-Logik bietet die Möglichkeit auf Basis unscharfer Informationen Entscheidungen zu treffen und ermöglicht weitere Aussagen, wie beispielsweise "ziemlich wahr" oder "fast falsch". Eine Fuzzy-Regelung erfolgt in drei Schritten (siehe Abbildung 4.5).



Abbildung 4.5: Funktionsweise eines Fuzzy-Reglers

nach [OtJa09]

Zu Beginn überführt die Fuzzifizierung (Fuzz.) einen diskreten Eingangswert $e_n(t)$ in einen Funktionswert a_i , der in der Regel zwischen 0 und 1 liegt. Dieser funktionale Zusammenhang wird durch eine Zugehörigkeitsfunktion (Membershipfunction) dargestellt, die aufgrund der einfachen Berechenbarkeit oft einer Dreiecksfunktion entspricht (siehe Abbildung 4.6 links). Der Funktionswert bestimmt somit den Wahrheitsgehalt/Erfüllungsgrad einer Variablen (z. B. SOC), die anhand linguistischer Wertebereiche (z. B. "niedrig" oder "hoch") beschrieben wird.

In den weiteren, unter dem Begriff Inferenz zusammengefassten, Schritten (Aggregation, Implikation und Akkumulation) werden die Funktionswerte weiterverarbeitet und bezüglich ihres Erfüllungsgrades zu sogenannten Ausgangsfuzzymengen B_i zugeordnet (siehe Abbildung 4.6 Mitte). Daraus resultiert für eine bestimmte Anzahl von Eingangswerten eine Gesamtkonsequenz, die anschaulich auch als Gesamtfläche B^* interpretiert werden kann. Die Defuzzifizierung (Defuzz.) erzeugt aus dieser unscharfen Gesamtausgangsmenge, beispielsweise mit der Schwerpunktmethode, einen diskreten Ausgangswert u(t).



Abbildung 4.6: Prinzip der Fuzzifizierung (links) und Inferenz (Mitte, rechts) einer Fuzzy-Regelung

Die Fuzzy-Logik bietet sich insbesondere bei einer steigenden Anzahl zu berücksichtigender Betriebsziele und Kriterien als Methode der Entscheidungsfindung an [Hofm10, S.212], [Salm07, S. 2]. Ein weiterer Vorteil gegenüber deterministischen regelbasierten Ansätzen ist, dass eine Priorisierung einzelner Eingangsgrößen oder Betriebsziele (gerin-

²⁶ unscharf, verschwommen

ger SOC \rightarrow Ladevorgang zu bevorzugen oder Stadtgebiet \rightarrow niedrige Emissionen) relativ leicht über Wichtungsfaktoren innerhalb der Inferenz stattfinden kann. Auch dank des robusten Verhaltens in der Handhabung ungenauer Eingangsgrößen, bedingt durch Messfehler oder Variationen des Komponentenverhaltens (z. B. Alterung, temperaturbedingte Schwankungen), haben sich die auf Fuzzy-Logik basierenden Betriebsstrategien zu einem populären echtzeitfähigen Ansatz entwickelt.

Das optimale Erreichen der Betriebsziele ist allerdings auch hier nicht möglich. Die Produktionsregeln in der Inferenz (wenn ... dann ...) als auch die Fuzzifizierung und Defuzzifizierung erfolgen stets anhand vordefinierter Gesetzmäßigkeiten. Diese sind laut [Salm07, S.3] zwar leicht anzupassen, jedoch kann dies, wie auch bei deterministischen Ansätzen, nur für einen oder eine begrenzte Anzahl an Fahrleistungsanforderungen erfolgen. Variiert das Betriebsszenario von dem für den Regelentwurf herangezogenen, führt das gegebenenfalls zu signifikant schlechteren Ergebnissen beim Erreichen der Betriebsziele.

Auswahl des Regelsatzes anhand verschiedener Fahrzeugbetriebsparameter

Um diesen Einfluss abzuschwächen, wird in [WuZC12] der zu verwendende Regelsatz entsprechend des aktuellen Fahrzeugbetriebszustands ausgewählt. Das Prinzip den passenden Regelsatz aus verschiedenen vordefinierten Regelsätzen auszuwählen, ähnelt dem in [GBKR14] und [KMJK12] beschriebenen Vorgehen. Als Auswahlparameter dient jedoch nicht der LAGRANGE-Multiplikator, sondern verschiedene Fahrzeugbetriebsparameter. Der Ansatz setzt im Wesentlichen zwei Schritte voraus.

In einem ersten Schritt wird der Regelsatz für den Fuzzy-Regler anhand verschiedener repräsentativer Fahrzyklen angepasst. Hierzu dienen insgesamt sechs Fahrzyklen, je zwei die den urbanen (NYCC, Manhattan), den suburbanen (WVUSUB²⁷, CSHVC) und Autobahnverkehr (US06-Highway, HWFET) repräsentieren. Dazu werden einerseits die Zugehörigkeitsfunktion parametriert und andererseits die Inferenzregeln (wenn ... dann ...) mit Hilfe der Partikelschwarmoptimierung in mehreren Offline-Simulation so angepasst, dass das angestrebte Betriebsziel (minimaler Kraftstoffverbrauch) bestmöglich erreicht wird.

Aus den sechs Sätzen letztendlich zur Verfügung stehender Zugehörigkeitsfunktionen und Inferenzregeln, gilt es schließlich den Passenden zu selektieren. Dies erfolgt im zweiten Schritt anhand aktueller bzw. über einen begrenzten Zeitraum aufgezeichneter Fahrzeugbetriebsparameter. Ein neuronales Netzwerk wählt anhand von zehn Größen (maximale Geschwindigkeit, Durchschnittsgeschwindigkeit, maximale Beschleunigung etc.) den passenden Regelsatz aus.

Eine generelle Aussage über die Lösungsgüte im Vergleich zur optimalen Lösung ist nicht möglich, da auch hier die Ergebnisse lediglich im Verhältnis zur Ausgangskonfiguration der Fuzzy-Betriebsstrategie stehen. Erwartungsgemäß liegen die Verbrauchswerte der vorgestellten Betriebsstrategie mit Fahrzyklenerkennung für diverse Testzyklen stets unter denen einer Ausgangsstrategie. Außer einem möglichst geringen Kraftstoffverbrauch werden keine weiteren Betriebsziele verfolgt. Ansatzbedingt kann ein ladungserhaltender

²⁷ Nicht eindeutig als genormter Fahrzyklus identifizierbar.

Betrieb nicht erreicht werden. Eine entsprechende Korrektur der Verbrauchsangaben erfolgte, ohne die Korrekturfunktion differenziert auszuweisen.

Priorisierung von Betriebszielen

[ZhLG14] präsentiert einen online-fähigen multikriteriellen Ansatz, der neben der Minimierung des Kraftstoffverbrauchs auch die Verringerung der vier wesentlichen Schadstoffkomponenten Kohlenwasserstoff (HC), Kohlenmonoxyd (CO), Stickoxyde (NOx) und Partikel/Ruß (PM) anstrebt. Auf Basis von Kennfeldern wird ähnlich einer Kostenfunktion der Zusammenhang zwischen der zu minimierenden Größe und dem EM-Moment M_{EM} als einziger Variable hergestellt ($CO = f(M_{EM})$, Kraftstoffverbrauch = $f(M_{EM})$ etc.). Korrekturfaktoren berücksichtigen die Temperaturabhängigkeit des Kraftstoffverbrauchs und der Konvertierungsrate des Katalysators. Um eine Minimierung aller Zielkriterien zu erreichen, werden ausgehend von diesen funktionalen Zusammenhängen Zugehörigkeitsfunktionen eingeführt. Zielvorgaben für Kraftstoffverbrauch und Emissionen dienen dabei als Referenzgrößen für die Erzeugung der Zugehörigkeitsfunktionen. Liegt beispielsweise der mittels der Kostenfunktion errechnete Wert unter der Zielvorgabe, ist der Erfüllungsgrad "1". Der höchste errechnete und somit schlechteste Wert aus der Kostenfunktion markiert den Erfüllungsgrad "0". Werte innerhalb des oberen und unteren Bereichs werden entsprechend verhältnisgerecht zugeordnet. Wie Abbildung 4.7 verdeutlicht, entstehen somit im Kontrast zu Abbildung 4.6 keine simplen dreiecksförmigen Funktionen.



Abbildung 4.7: Zugehörigkeitsfunktion

 μ für \textit{M}_{Rad} = 48 Nm, $\omega_{\textit{VM}}$ = 2500 $min^{-1},$ SOC = 0,8 aus [ZhLG14]

Ziel ist es nunmehr, die Ansteuerung zu finden, welche den höchsten Erfüllungsgrad aller Kriterien aufweist. An dieser Stelle erfolgt die Einführung verschiedener Prioritäten. Anhand des SOC-Bereichs und des Einsatzortes (mit oder ohne Emissionsbegrenzung) werden insgesamt drei Priorisierungsstufen eingeführt (siehe Tabelle 4.1). Für den Fall, dass sich der SOC in einem ungewollten Bereich befindet (SOC \notin [0,5 0,75]) wird primär angestrebt, diesen wieder in den gewünschten Bereich zu führen (z. B. durch vermehrte LP-Anhebung). Der Verbrauch und die Emissionen haben währenddessen eine geringere Priorität (*SOC > Verbrauch = Emissionen*).

Tabelle 4.1: Priorisierung der Betriebsziele für verschiedene Betriebszustände (hohe Priorität >						
niedrige Priorität = niedrige Priorität) nach [ZhLG14]						

	<i>SOC</i> ∈ [0,5 0,75]	SOC ∉ [0,5 0,75]
Emissionsbegrenzung	SOC = Emissionen = Verbrauch	SOC > Verbrauch = Emissionen
keine Emissionsbegrenzung	SOC = Verbrauch > Emissionen	SOC > Verbrauch > Emissionen

Unter Verwendung eines Genetischen Algorithmus wird der entstandene Regelsatz für den NEFZ adaptiert. Welche Größen angepasst und ob auch weitere Fahrzyklen zur Optimierung herangezogen wurden, ist nicht zweifelsfrei aufgeführt.

Im Vergleich zu einer nicht differenziert beschrieben regelbasierten Betriebsstrategie und einer weighted sum minimization strategy werden Verbrauchseinsparungen von 2,3 % bzw. 9 % (NEFZ) und 0,2 % bzw. 3,8 % (UDDS) angegeben. Eine lineare Ausgleichsfunktion korrigiert die Verbrauchswerte um eine Abweichung vom ladungserhaltenem Betrieb. Die Emissionen sinken am Beispiel von CO um 2,8 % bzw. 9 % (NEFZ) und 9 % bzw. 16,5 % (UDDS). Eine objektive Evaluierung der Ergebnisse wird aufgrund der unzureichenden Beschreibung der Referenzstrategien und der fehlenden Angabe einer optimalen Lösung erschwert. Den verbesserten Emissions- und Verbrauchswerten steht die schlechte Anpassungsfähigkeit an verschiedene Fahrzeugkomponenten und Hybridarchitekturen gegenüber. Die Kostenfunktionen und demzufolge die Zugehörigkeitsfunktionen müssen für jeden Betriebspunkt (M_{Rad} , ω_{VM}) separat bereitgestellt werden. Daher ist mit einem enormen Aufwand für die Anpassung an neue Antriebsstrangkomponenten zu rechnen. Dennoch ist dieser multikriterielle Ansatz nicht nur aufgrund seiner Echtzeitfähigkeit interessant. Auch die Berücksichtigung verschiedener Priorisierungsstufen für das Erreichen der Betriebsziele hebt ihn von anderen Ansätzen ab.

4.3 Zusammenfassung der Vor- und Nachteile regelbasierter Ansätze

Anhand der in Kapitel 2.3.2 ausgearbeiteten Bewertungskriterien, stellt die Tabelle 4.2 einen bewertenden Überblick der in Kapitel 4.1 und 4.2 vorgestellten regelbasierten Strategieansätze dar. Die Bewertung richtet sich primär nach den in der jeweiligen Quelle ausgewiesenen Angaben. Die folgende Diskussion zeigt, dass es zum Zwecke einer objektiven Einschätzung einige Aspekte zu beachten gilt.

Wie in den vorangegangen Abschnitten deutlich wurde, existiert in den regelbasierten Betriebsstrategien ein nicht nur anfänglich sondern auch aktuell verfolgter Ansatz zur Lösung der Steuerungsaufgabe eines HEV. Dafür sind vor allem seine schnelle und somit online-fähige Berechnungsdauer als auch eine stets stabile Ansteuerung verantwortlich.

Lösungsgüte

Regelbasierte Betriebsstrategien erzeugen gemeinhin suboptimale Lösungen. Bei entsprechender Anpassung der Regelsätze sind jedoch Lösungen erzielbar, die einer optimalen Referenzlösung durchaus nahe kommen können. Wie in den Kapiteln 4.1.1 und 4.1.2
gezeigt, existieren diesbezüglich zwei Herangehensweisen. Einerseits kann eine Anpassung der Regeln mithilfe von Suchheuristiken erfolgen und anderseits ist es möglich, die Regeln aus den Lösungen globaler Optimierungsverfahren zu generieren.

Eine generelle Aussage zur Lösungsgüte der vorgestellten regelbasierten Ansätze fällt dennoch schwer. Während in [GBKR14] und [KMJK12] eine Gegenüberstellung zur optimalen Lösung erfolgt, ziehen die restlichen Autoren lediglich Lösungen anderer regelbasierter Strategien bzw. eine Ausgangskonfiguration der anschließend verbesserten Strategie als Referenz heran. Die Nähe der Resultate Erstgenannter zur optimalen Lösung belegen, dass auch regelbasierte Ansätze bei entsprechender Anpassung des Regelsatzes sehr gute Ergebnisse erzielen können. Allerdings sind die guten Resultate kaum verwunderlich, bedenkt man, dass zur Generierung der Regeln die gleichen Fahrprofile verwendet wurden, die im Anschluss als Testszenarien dienten.

Variiert das Anforderungsprofil hingegen von dem zur Anpassung verwendeten, kann dies die Lösungsgüte mitunter beträchtlich beeinflussen [GuSc13, S.249]. Dieser grundsätzlichen Limitierung regelbasierter Ansätze entgegenzutreten ist Gegenstand einiger vorgestellter Betriebsstrategien. Im Mittelpunkt des Interesses steht dabei die Generierung mehrerer Regelsätze, die an ausgewählte Leistungsprofile angepasst und entsprechend des jeweiligen Betriebsszenarios auszuwählen sind. Während [WuZC12] diese Auswahl anhand charakteristischer Fahrzeugbetriebsparameter (maximale Geschwindigkeit, maximale Beschleunigung etc.) vornimmt, nutzen [GBKR14], [ASSG10] und [KMJK12] den aus dem PMP bekannten LAGRANGE-Multiplikator. Die dadurch gewonnene Dynamik in der Anpassung der Betriebsstrategie an variierende Leistungstrajektorien steht der Herausforderung des Auffindens dieser Entscheidungsvariablen gegenüber.

Eine weitere Herausforderung entsteht in der Bewertung von Ansätzen, die mehrere Betriebsziele verfolgen. Der durch einen multikriteriellen Ansatz entstehende Zielkonflikt führt letztlich immer zu einer Kompromissauslegung, weshalb die Beurteilung bezüglich einer optimalen Referenzlösung im Prinzip unmöglich wird. Somit verbleibt in [ZhLG14] und [LoNh12]/[WWYC11] nur der Vergleich der Lösungen bezüglich einer Ausgangskonfiguration. Die Erstellung einer Bewertungsmetrik könnte hierbei eine Möglichkeit bieten, eine objektivere und transparentere Evaluierung zu ermöglichen. Die erzielten Ergebnisse könnten so entsprechend der Betriebsziele gewichtet und in bestimmter Weise gemeinsam bewertet werden. Offensichtlich setzt dies die Erstellung eines gemeinsamen und allgemeingültigen Bewertungsmaßstabes voraus.

Ziel-SOC

Eine zusätzliche Schwierigkeit liegt in der Berücksichtigung der finalen Ladungsabweichung. Dem ansatzbedingten Nachteil eines nicht garantierten Ladungsausgleichs und der damit einhergehenden Verzerrung der Ergebnisse wird in [KMJK12] offenbar nicht korrigiert. Dagegen erfolgt in [WuZC12] und [ZhLG14] eine Korrektur der Verbrauchswerte, wohingegen bei Letzterem eine Anpassung der Emissionen als zusätzliches Betriebsziel nicht ausgewiesen ist. Mit einem entsprechend vorab bestimmten konstanten Co-Zustand erreicht [GBKR14] einen ladungserhaltenden Betrieb.

[LoNh12]/[WWYC11] versuchen diese Problematik zu lösen, indem der initiale SOC solang verändert wird, bis ein ladungserhaltener Betrieb erreicht ist. Das erspart zwar eine nachträgliche Korrektur der Verbrauchs- und Emissionswerte, allerdings bleibt fraglich, inwiefern die Ergebnisse mit unterschiedlichen Anfangsbedingungen vergleichbar bleiben.

Online-Fähigkeit/Robustheit, Stabilität

Aufgrund der vorabdefinierten Regelsätze handelt es sich bei allen Methoden um robuste und online-fähige Betriebsstrategien. Der Vorteil des Fuzzy-Ansatzes gegenüber deterministischen Ansätzen besteht in der Möglichkeit, verschiedene Betriebsziele mit relativ geringem Aufwand zu priorisieren [Hofm10, S.212]. Allerdings ist davon auszugehen, dass der Berechnungsaufwand durch Fuzzifizierung, Inferenz und Defuzzifizierung im Vergleich zu deterministischen LUT-Zugriffen tendenziell höher ausfällt. Die Online-Fähigkeit sollte dadurch jedoch nicht wesentlich beeinträchtigt werden. Während [ASSG10] auf den erhöhten Berechnungsaufwand infolge der fahrzeugparameterabhängigen Grenzen hinweist, ohne weitere Untersuchungen durchzuführen, erfolgt in [KMJK12] die Bewertung des Strategieansatzes auf Grundlage eines Rollenprüfstandstests.

Neben der Berechnungsdauer ist für den Online-Einsatz auch der Speicherplatzbedarf relevant. Allerdings führt lediglich [KMJK12] die begrenzte Speicherkapazität des verwendeten Steuergerätes als limitierende Größe bei der Generierung des Regelsatzes an. Zweifelsohne bedingt eine steigende Anzahl auf verschiedene Lastfälle angepasster Regelsätze einen erhöhten Speicherbedarf. Von welcher Relevanz dies bei anderen Strategien ist, bleibt offen.

Anpass-/ Erweiterbarkeit

Während [GBKR14] den Aufwand für die Anpassung an verschiedene Antriebsstrangkomponenten als einfach bezeichnet, wird der hohe Aufwand in der Erzeugung des Regelsatzes in [ZhLG14] offensichtlich. Tendenziell ist von einem hohen Aufwand für die Anpassung bzw. Erweiterung einer regelbasierten Betriebsstrategie auszugehen. Eine Änderung der Antriebskomponenten oder zusätzliche Betriebsziele verlangen es, den Regelsatz neu zu erstellen oder zumindest anzupassen. Die in [ASSG10] allgemeingültige Herleitung der Grenzen in Abhängigkeit von Parametern des Antriebsstrangs führt zwar zu einer prinzipiell erhöhten Anpassbarkeit aber gleichsam zu einem gestiegenen Berechnungsaufwand. Eine tatsächliche Bewertung des Berechnungsaufwands als auch der Lösungsgüte ist jedoch aufgrund fehlender Angaben für diesen Ansatz nicht möglich.

	Deterministisch			Fuzzy		
Quellen Kriterien	[GBKR14]	[ASSG10] 4	[KMJK12]	[LoNh12]/ [WWYC11]	[WuZC12]	[ZhLG14]
Betriebsziele ¹	1	1	1	1, 2 und 3	1	1 und 2
Qualität						
Zielerfüllung/ Optimalität	+	k. A.	+	+, + ,+	+	+, ++
Ziel-SOC	+	k. A.	0	+	-	-
Online- Fähigkeit	++	0	++	++	+	+
Robustheit, Stabilität	+	+	+	+	++	++
Anpass-/ Erweiter- barkeit	0	+	-	-	-	
Simulation	Pkw	Pkw	Lkw	Pkw	Pkw	Pkw
Fahrzeug		1580 kg		728 kg	1090 kg	1050 kg
VM	2.0 cm ³	75 kW	120 kW	41 kW	41 kW	50 kW
EM	k. A.	25 kW	44 kW	75 kW	20 kW	20 kW
Speicher	k. A.	6,2 Ah	5,2 Ah	k. A.	6 Ah	10 Ah
Testzyklen	real Stuttgart	NEFZ, FTP-72, CADC	UDDS, FTP-75	FTP, UDDS, ECE-EUDC	UDDS, NYCC, UNIF01⁵, US06- Highway	NEFZ, UDDS, JP 10-15, HWFET

Tabelle 4.2: Wertender Vergleich ausgewählter regelbasierter Betriebsstrategien für parallele HEV

¹ Betriebsziele: 1 Minimierung des Kraftstoffverbrauchs, 2 Minimierung der Abgasemissionen, 3 Komponentenauslegung

² entladender Betrieb, ³ mit Prädiktion, ⁴ fehlende Angaben aus [Ambü09] ergänzt, k. A.: keine Angabe,

⁵ Nicht als genormter Fahrzyklus identifizierbar

5 Auswahl eines zu implementierenden Strategieansatzes

In den Kapiteln 3 und 4 wurden eine Vielzahl an Betriebsstrategien vorgestellt. Um eine objektive Gegenüberstellung zu ermöglichen, müssten die Strategieansätze jeweils umgesetzt und unter gleichen Randbedingungen bestenfalls für verschiedene Fahrzeugmodelle ausgewertet werden. Da diese Vorgehensweise nicht im Einklang mit dem Umfang dieser Diplomarbeit steht, gilt es folglich einen vielversprechenden Strategieansatz auszuwählen und dessen Güte an einem vorgegebenen Fahrzeugmodel simulativ zu überprüfen.

Wegen ihres Rechenleistungsbedarfs werden aktuell regelbasierte Betriebsstrategien in den Fahrzeugen eingesetzt. Allerdings ist die erreichbare Lösungsgüte der vorgestellten Ansätze häufig nicht eindeutig nachweisbar. Eine Einschätzung wird einerseits aufgrund einen fehlenden oder nicht exakt beschriebenen Vergleichsbasis und andererseits angesichts fehlender Angaben zur Berücksichtigung des finalen Ladezustands erschwert. Anhand dieser Gesichtspunkte scheint eine detaillierte Untersuchung eines regelbasierten Ansatzes zunächst angebracht. Jedoch bleibt bei der Implementierung dieser Ansätze letztendlich zu viel Spielraum, da nie exakt ausgeführt wird, wie die Regeln generiert werden. Insbesondere bei den Strategien, die sich der Fuzzy-Logik bedienen und die aufgrund der einfachen Priorisierung verschiedener Betriebsziele einen durchaus interessanten Ansatz darstellen, ist die Regelstruktur intransparent. Weiterhin stehen der hohe Aufwand in der Anpassung an andere Fahrzeugarchitekturen/-komponenten und die eingeschränkte Erweiterbarkeit der grundsätzlich stabilen sowie robusten Ansteuerung entgegen [Kutt13, S. 31]. Dem Nachteil einer verschlechterten Lösungsqualität für beliebige Fahrprofile entgegenzuwirken, stellt ein aktuell von einigen Autoren angestrebtes Ziel dar. Jedoch wird auch diesbezüglich der Lösungsweg nur unzureichend bzw. gar nicht beschrieben. Im Gegensatz zum öffentlichen Personennahverkehr, bei dem vorwiegend eine serielle Hybridstruktur zum Einsatz kommt und der alltägliche Linienbetrieb der Fahrzeuge von stark wiederholenden Lastanforderungen geprägt ist, muss besonders im Pkw-Bereich von variierenden Fahrszenarien ausgegangen werden. Aus diesen Gründen wird von der Implementierung einer regelbasierten Betriebsstrategie im Rahmen dieser Arbeit abgesehen.

Optimierungsbasierte Ansätze ermöglichen eine sehr gute Lösungsqualität und speziell bei vollständig bekanntem Fahrprofil können globale Verfahren eine optimale Lösung erreichen. Dem steht der gemeinhin hohe Berechnungsaufwand dieser Ansätze gegenüber. Der vermehrt eingeschlagene Weg, die Methoden analytisch zu lösen, führt zwar auf eine deutliche Beschleunigung der Berechnungsdauer, dennoch bleibt die Notwendigkeit das Fahrprofil vorab bereitzustellen. Ein Online-Einsatz ist daher aktuell nur unter stark eingeschränktem Horizont denkbar.

Obwohl die ECMS als Vertreter der lokalen optimierungsbasierten Verfahren nicht zu einer optimalen Lösung führt, weist sie vor dem Hintergrund einer echtzeitfähigen Be-

triebsstrategie gegenüber den bisher betrachteten Ansätzen die vorteilhaftesten Eigenschaften auf. Vor allem die niedrigen Verbrauchswerte des nichtprädiktiven Ansatzes in [PeLe13] sind bemerkenswert. Wenngleich durch die Nutzung prädiktiver Daten bei der Bestimmung des Äquivalenzfaktors Lösungen nahe des Optimums möglich sind, weichen die vorgestellten Resultate in [PeLe13] nur geringfügig davon ab. Besondere Attraktivität gewinnt dieser Ansatz durch die recht simple Struktur der eingesetzten Bestimmungsvorschrift für den Äquivalenzfaktor (vgl. Kap. 3.3.3, Gleichung (3.42) und (3.43)). Diese verspricht zudem eine robuste Handhabung ungünstig gewählter Referenzwerte für den Äquivalenzfaktor. Dies dürfte besonders für den realen Einsatz von großer Relevanz sein, da der optimale Referenzwert bei stets variierenden Fahrprofilen als unbekannt angenommen werden muss. Bereits in [Kutt13, S. 58] wird die Anpassung des Referenzwerts als vielversprechende Variante genannt, um die Bestimmung des Äquivalenzfaktors zu verbessern. Die folglich als ECMS mit nichtprädiktiver Anpassung des Äquivalenzfaktors nach PEI bezeichnete Betriebsstrategie, stellt somit einen interessanten Ansatz dar, der daher für die anschließende Implementierung ausgewählt wird.

Bevor eine Analyse des ausgewählten Ansatzes im Kapitel 7 durchgeführt wird, folgt im Kapitel 6 zunächst eine Vorstellung des verwendeten Simulationsmodells sowie eine Beschreibung der funktionalen Umsetzung der ECMS.

6 Vorstellung des verwendeten Simulationsmodells

Zur Analyse des ausgewählten Betriebsstrategieansatzes wurde ein längsdynamisches quasistatisches Simulationsmodell zur Verfügung gestellt, welches im Rahmen der Untersuchungen in [Kutt13] entworfen wurde. Im Gegensatz zu rekursiven Modellen, bei denen aus einem vorgegebenen Geschwindigkeitsverlauf anhand der Fahrzeugparameter das notwendige Antriebsmoment errechnet wird, handelt es sich hierbei um ein kausales vorwärtsgerichtetes Modell [UTLK14, S. 2], [SKUB14, S. 5]. Eine schematische Darstellung, des in MATLAB/Simulink umgesetzten Modells, ist in Abbildung 6.1 illustriert.



Abbildung 6.1: Struktur des verwendeten Simulationsmodells nach [Kutt13, S. 92]

Mit einer gewissen Trägheit reagiert ein Fahrermodell auf die Differenz zwischen Sollgeschwindigkeitsvorgabe v_{soll} und Ist-Geschwindigkeit des Fahrzeugs v_{ist} . Das Modell des Fahrers besteht im Wesentlichen aus einem PI-Regler und erzeugt Pedalwerte für das Fahr- (α) und Bremspedal (β), aus denen ein gewünschtes Antriebsmoment ermittelt wird. Die Betriebsstrategie greift das Wunschmoment des Fahrers auf und errechnet daraus unter Beachtung der aktuellen Geschwindigkeit und des Ladezustands *SOC* die Ansteuerung. Detailliertere Ausführungen zur Betriebsstrategie folgen im Abschnitt 6.3. Tiefergehende Informationen zum Simulationsmodell sowie zum Fahrermodell können [Kutt13, S. 91 ff. bzw. 194 ff.] entnommen werden.

Bevor im Kapitel. 6.2 die wesentlichen Gleichungen des Fahrzeugmodells eingeführt werden, soll zunächst eine kurze Vorstellung der verwendeten Fahrzyklen anschließen.

6.1 Betrachtete Fahrzyklen

Wie bereits aus der Vorstellung ausgewählter Betriebsstrategieansätze in den Kapiteln 3 und 4 hervorgeht, basieren die Vebrauchs- und Emissionsbewertungen der Fahrzeuge auf verschiedenen Fahrzyklen. In der Regel bestehen diese aus standardisierten Geschwindigkeits-Zeit-Profilen, die eine objektive Vergleichbarkeit der Resultate gewährleisten sollen. Für die anschließenden Untersuchungen werden ebenfalls ausgewählte Fahrzyklen herangezogen, die als Sollwertvorgabe (siehe Abbildung 6.1) zur längsdynamischen Simulation des Fahrzeugverhaltens dienen. Die verschiedenen Fahrzyklen zeichnen sich dabei durch zum Teil deutlich abweichende Geschwindigkeitsvorgaben aus, wodurch wiederum unterschiedliche Fahrwiderstände und Beschleunigungen entstehen. Da dadurch die Wahl der Betriebspunkte und somit auch der Kraftstoffverbrauch maßgeblich beeinflusst wird, gilt es folglich eine möglichst repräsentative Auswahl von Fahrzyklen zu treffen.

Da er aktuell zur Zertifizierung des Kraftstoffverbrauchs in Europa vorgegeben ist, wird einerseits der NEFZ betrachtet. Aufgrund seines synthetischen Geschwindigkeitsprofils, der hohen Stillstandszeiten und sich exakt wiederholenden Radleistungen wird dieser Zyklus voraussichtlich im Jahr 2017 durch den WLTP abgelöst. Dieser aus der Kombination typischer Fahranforderungen verschiedener Länder generierte Zyklus, soll wesentlich realistischere Verbrauchsangaben ermöglichen und stellt somit ein weiteres interessantes Anforderungsprofil dar [Unec11]. Um Fahrzeugen unterschiedlicher Leistungsfähigkeit gerecht zu werden, existieren drei Leistungskategorien des WLTP, die sich hauptsächlich in der maximalen Geschwindigkeit und Beschleunigung unterscheiden [JaKK13, S. 31]. Da das verwendete Fahrzeugmodell den Anforderungen der höchsten Leistungskategorie 3 entspricht, liegt den folgenden Untersuchungen der WLTP Klasse 3 zugrunde [Wiki14a]. Anderseits wird der in den Vereinigten Staaten von Amerika etablierte FTP-72 verwendet. Weil in der Vorstellung des ausgewählten Betriebsstragieansatzes aus [PeLe13] fokussiert auf diesen Zyklus eingegangen wird, ist seine Verwendung zu Vergleichszwecken von besonderer Relevanz.

Die drei bislang genannten Zyklen, stellen einen Querschnitt aus Stadt,- Überland- und im Falle des NEFZ und des WLTP, auch aus einem Hochgeschwindigkeitsanteil dar. Deshalb stellen der NYCC, als reiner Stadtzyklus und der NI2DD eine sinnvolle Ergänzung der Auswahl dar. Letzterer unterscheidet sich von den genormten Fahrzyklen, da er auf einer Realfahrzeugmessung (Strecke von Niesky nach Dresden) beruht und einen ausgeprägten Autobahn- und Überlandanteil aufweist.



Mittlere und maximale Geschwindigkeiten der betrachteten Fahrzyklen

Abbildung 6.2: Mittlere und maximale Geschwindigkeit der betrachteten Fahrzyklen

Anhand der in Abbildung 6.2 dargestellten maximalen und mittleren Geschwindigkeiten werden die unterschiedlichen Charakteristiken der Fahrzyklen nochmals deutlich. Die

mittlere Geschwindigkeit stellt dabei einen guten Indikator für eine ausgewogene Auswahl zu betrachtender Fahrzyklen dar.

Auf eine differenzierte Betrachtung der auftretenden Beschleunigungen, Radleistungsanforderungen oder verrichtete streckenbezogene Arbeit wurde im Rahmen dieser Arbeit verzichtet. Weiterhin werden sowohl Fahrbahnsteigungen bzw. -gefälle als auch natürliche Umwelteinflüsse (Wind, Glätte etc.) nicht betrachtet. Da die implementierte Betriebsstrategie über eine Schaltstrategie verfügt (siehe Kap. 6.3), liegt es außerdem nahe, dass auf eine Gangvorgabe, wie sie beispielsweise im NEFZ vorgesehen ist, ebenfalls verzichtet wird. Die Geschwindigkeitstrajektorien der betrachteten Fahrzyklen sind im Anhang A.5 hinterlegt.

6.2 Fahrzeugmodell

Das für die quantitative Untersuchung zur Verfügung gestellte Fahrzeugmodell basiert auf einem Audi A2 1.4 TDI, welcher zum Zwecke der Untersuchungen in [Kutt13] virtuell zu einem parallelen Vollhybridfahrzeug erweitert wurde.

Da die EM zwischen dem Kupplungsausgang und dem Getriebeeingang (pretransmission) eingegliedert ist, wird gemäß Gleichung (7.3) eine direkte Drehmomentaddition des VM-Moments $M_{VM}(t)$ und des EM-Moments $M_{EM}(t)$ unter Beachtung der drehzahlabhängigen Momentenbegrenzungen ermöglicht.

$$M_{KW}(t) = M_{EM}(t) + M_{VM}(t)$$

mit
$$0 \le M_{VM}(t) \le M_{VM,max}(n_{KW}(t))$$
 (6.1)

$$M_{EM,min}(n_{KW}(t)) \le M_{EM}(t) \le M_{EM,max}(n_{KW}(t))$$

Das in Summe an der Kurbelwelle entstehende Drehmoment $M_{KW}(t)$ ergibt durch Multiplikation mit der Gesamtübersetzung $i_{ges}(t)$ das Raddrehmoment $M_{Rad}(t)$, welches dem vom Fahrer geforderten Drehmoment entspricht.

$$M_{Rad}(t) = M_{KW}(t) \cdot i_{ges}(t) \tag{6.2}$$

Abhängig von der eingelegten Gangstufe G(t) kann die Gesamtübersetzung durch das Produkt aus Getriebeübersetzung i_G und konstanter Achsübersetzung i_A gemäß Gleichung (6.3) substituiert werden.

$$i_{ges}(t) = i_G(G(t)) \cdot i_A \tag{6.3}$$

Gleichermaßen definiert das Produkt aus Gesamtübersetzung und Raddrehzahl $n_{Rad}(t)$ die Kurbelwellendrehzahl $n_{KW}(t)$, die entsprechend Gleichung (6.4) in direkter Proportionalität zum Quotienten aus Fahrzeuggeschwindigkeit v(t) und Radhalbmesser r_{Rad} steht.

$$n_{KW}(t) = \frac{v(t)}{2\pi r_{Rad}} \cdot i_{ges}(t) = n_{Rad}(t) \cdot i_{ges}(t)$$
(6.4)

Abhängig vom Zustand der Trennkupplung ergeben sich für die Aggregatedrehzahlen folgende Zusammenhänge:

$$n_{KW}(t) = n_{EM}(t) = n_{VM}(t) \text{ für Kupplung geschlossen (kein Schlupf)}$$

$$n_{KW}(t) = n_{EM}(t) \neq n_{VM}(t) \text{ für Kupplung offen}$$
(6.5)

Da kein schleifender Betrieb der Kupplung (Anfahr- und Synchronisationsvorgänge) vorgesehen ist, verbleiben lediglich die Zustände der vollständigen Entkopplung bzw. Kopplung des VM. Weiterhin existiert keine zusätzliche Trennkupplung zwischen EM und Getriebe, weshalb die Drehzahl der EM stets über die Kurbelwellendrehzahl²⁸ definiert ist.

Die technischen Eckdaten des verwendeten Fahrzeugmodells können der Tabelle A.5 im A.3 entnommen werden. Für tiefergehende Informationen wird auf [Kutt13] verwiesen.

6.3 Implementierung der ECMS

In Anlehnung an die Ausführungen in [UTLK14] beschreibt dieser Abschnitt die numerische Implementierung der ECMS anhand des in Kapitel 6.1 vorgestellten Fahrzeugmodells. Dabei bleibt die Optimierung der Gangstufe als auch die Wahl des VM-Betriebszustands zunächst unberücksichtigt. Entsprechend dieser Vereinfachung kann die Umsetzung anhand der Abbildung 6.3 nachvollzogen werden.

Zu jedem Zeitpunkt *t* existiert ein Wunschmoment $M_{Rad}(t)$ und eine Raddrehzahl $n_{Rad}(t)$, die unter Kenntnis der aktuellen Gangstufe ein entsprechendes Kurbelwellenmoment $M_{KW}(t)$ (siehe Gleichung (6.2)) bzw. eine Kurbelwellendrehzahl $n_{KW}(t)$ (siehe Gleichung (6.4)) ergeben. Die anhand der Drehzahl $n_{KW}(t) = n_{EM}(t)$ aus einem Kennfeld ausgelesenen maximalen und minimalen EM-Momente $M_{EM,max}$ bzw. $M_{EM,min}$ bilden anschießend die obere untere Grenze des Vektors \overline{M}_{EM} . Zwischen diesen Grenzen diskretisiert die ECMS mit der Schrittweite ΔM_{EM} , die sich nach

$$\Delta M_{EM} = \frac{M_{EM,max} - M_{EM,min}}{N_M - 1} \tag{6.6}$$

errechnet. Die Dimension des Drehmomentvektors ist wie auch in [HOXW14, S. 178] auf $N_M = 100$ festgelegt, wodurch in Abhängigkeit der Drehmomentbegrenzungen eine variable Schrittweite ΔM_{EM} resultiert.

Entsprechend des Betriebsbereichs der EM ergibt sich für den Fall $M_{EM,max} = -M_{EM,min} =$ 136 Nm eine maximale Schrittweite von $\Delta M_{EM,max} \approx 2,75$ Nm. Gemäß Gleichung (6.1) folgt aus dem Vektor der diskretisierten Drehmomente \overline{M}_{EM} und dem Kurbelwellenmoment $M_{KW}(t)$ der Drehmomentvektor \overline{M}_{VM} . Infolge der Diskretisierung des EM-Moments werden alle Betriebszustände von maximaler LP-Anhebung ($M_{EM} = M_{EM,min}$) bis maximaler LP-Absenkung ($M_{EM} = M_{EM,max}$) abgedeckt. Mithilfe der so erzeugten Drehmomentvektoren und unter Beachtung von Gleichung (6.5) werden die Kraftstoffleistung $\overline{P}_{Krst}(\overline{M}_{VM}, n_{VM})$ sowie die Klemmleistung der EM $\overline{P}_{EM}(\overline{M}_{EM}, n_{EM})$ aus Maschinenkennfeldern interpoliert.

²⁸ In diesem Kontext wäre die Verwendung von Kupplungsausgangs- bzw. Getriebeeingangsdrehzahl ebenfalls denkbar.

Zur Bestimmung der effektiven Lade- bzw. Entladeleistung der Batterie \bar{P}_{Batt} gilt es neben der elektrischen Leistungsaufnahme der EM auch die Leistung der Nebenaggragate des Hochvoltnetzes $P_{BNHV}(t)$ und die Verlustleistung über den Innenwiderstand $R_i(t)$ zu berücksichtigen. Daraus folgt:

$$\bar{P}_{Batt}(t) = f_{Bat}(\bar{P}_{EM}) = \frac{U_{Batt}(t)^2}{2R_i(t)} - U_{Batt}(t) \cdot \sqrt{\left(\frac{U_{Batt}(t)}{2R_i(t)}\right)^2 - \frac{\bar{P}_{EM}(t) + P_{BNHV}(t)}{R_i(t)}}$$
(6.7)

wobei jeweils konstante Werte für die elektrische Leistung der Nebenaggegate $P_{BNHV}(t) = 200 W = const.$, den Innenwiderstand $R_i(t) = 0.32 \Omega = const.$ und die Batteriespannung $U_{Batt}(t) = 345.03 V = const.$ angenommen werden [Kutt13, S. 75]. Eine knappe Herleitung der Gleichung (6.7) ist in Anhang A.3 zu finden.

Die Summe aus \bar{P}_{Krst} und \bar{P}_{Batt} in Verbindung mit einem gegebenen Äquivalenzfaktor λ bildet die äquivalente Leistung \bar{P}_{λ} (vgl. Gleichung (3.28)), deren Minimum die Ansteuerung (vgl. Gleichung (3.29)) ergeben würde. Allerdings wird die Betriebsstrategie neben der Auswahl der Momentenaufteilung bei gegebenem VM- und Gangzustand nun um die Optimierung der Gangstufe und des VM-Betriebszustands erweitert.



Abbildung 6.3: Ablaufplan der ECMS aus [UTLK14, S. 6]

Optimierung von Gangstufe und VM-Betriebszustand

Die Auswahl des VM-Betriebszustands basiert auf der folgenden Überlegung. Im Falle eines eingeschalteten VM stehen beide Aggregate zum Stellen des geforderten Wunschmoments $M_{Rad}(t)$ zur Verfügung und das Aufstellen der Drehmomentvektoren kann wie beschrieben durchgeführt werden. Ist der VM hingegen ausgeschaltet, wird davon ausgegangen, dass zur Vermeidung von Schleppverlusten die Kupplung geöffnet ist. Somit sind $M_{VM} = 0 Nm$, $n_{VM} = 0 s^{-1}$ als auch $P_{Krst} = 0 W$. In diesem Fall ist eine Momenten-aufteilung überflüssig, da das Wunschmoment allein durch die EM bereitgestellt werden muss. Dadurch entsteht exakt eine zusätzliche Ansteuerungsmöglichkeit, die die Drehmoment-/Leistungsvektoren in Form einer weiteren Zeile ergänzt, wodurch sie nun je $N_M + 1$ Elemente enthalten.

Die Einführung der optimalen Gangwahl verlangt, dass die bisher beschriebenen Schritte für jede in Frage kommende Übersetzungswahl durchgeführt werden. Dafür stehen fünf Vorwärtsgänge $N_G = 5$ zur Verfügung, wodurch anstelle eines Vektors \overline{M}_{EM} eine Matrix M_{EM} und folglich auch ein P_{λ} der Dimension $(N_M + 1) \times N_G$ entsteht. Das Minimum der äquivalenten Leistung P_{λ} führt nun neben der optimalen Momentenaufteilung auch auf die Wahl der optimalen Gangstufe und den VM-Betriebszustand.

Einführen von Strafkosten ΔK

In dieser Form könnten bereits geringfügige Änderungen der Momentenanforderung oder der Raddrehzahl zu einer kurzeitigen Verschiebung der optimalen Ansteuerung in einen neuen Gang oder Betriebszustand des VM führen. Beim praktischen Einsatz der ECMS würde das unerwünscht häufige Zustandswechsel zur Folge haben, die sich sowohl negativ auf die Fahrbarkeit und den Komfort auswirken als auch den Verbrauch (sehr häufige VM-Starts) und die Lebensdauer der Antriebsstrangkomponenten beeinträchtigen können.

Im Hinblick auf ein realistisches und komfortables Fahrverhalten ist daher das Einführen von Strafkosten notwendig. Die in dieser Arbeit implementierte ECMS verwendet statische Strafkosten für die Wahl der Gangstufe K_{Gang} und des VM-Betriebszustands K_{VM} , die wie folgt auf die betreffenden Ansteuerungen aufaddiert werden:

$$VM \text{ an: } \mathbf{K}_{VM}(m,n) = \begin{cases} 0, \ \forall \ m = 1 \dots N_M, n = 1 \dots N_G \\ K_{VM}, \ \forall \ m = N_M + 1, n = 1 \dots N_G \end{cases}$$

$$VM \text{ aus: } \mathbf{K}_{VM}(m,n) = \begin{cases} K_{VM}, \ \forall \ m = 1 \dots N_M, n = 1 \dots N_G \\ 0, \ \forall \ m = N_M + 1, n = 1 \dots N_G \end{cases}$$

$$\mathbf{K}_{Gang}(m,n) = \begin{cases} K_{Gang}, & \forall \ n \neq G(t), m = 1 \dots N_M + 1 \\ 0, & \forall \ n = G(t), m = 1 \dots N_M + 1 \end{cases}$$
(6.8)

Die Strafkosten bestrafen somit alle Matrixeinträge, die nicht dem aktuellen Zustand entsprechen und werden in der Gesamtkostenmatrix ΔK zusammengefasst.

$$\Delta K = K_{VM} + K_{Gang} \tag{6.9}$$

Damit wird ein konstanter Hysteresebereich erzeugt, der einen Zustandswechsel erst dann zulässt, wenn die Ansteuerung mindestens um den Betrag der jeweiligen Strafkosten günstiger liegt. Das bedeutet allerdings auch, dass nicht in jedem Fall die Ansteuerung ausgewählt wird, welche die geringste äquivalente Leistung aufweist [UTLK14, S. 7].

Unter Berücksichtigung der Gesamtstrafkostenmatrix entsteht die Gesamtkostenmatrix *K* aus

$$K = P_{\lambda} + \Delta K \tag{6.10}$$

Die instantane Minimierung von (6.10) führt zur Wahl der Gangstufe, des VM-Betriebszustands und der Momente der Energiewandler M_{VM} und M_{EM} führt.

Funktionale Umsetzung

Um die Simulationsdauer in einem akzeptablen Bereich zu halten, wird die Betriebsstrategie in jedem zehnten Simulationsschritt²⁹, also alle 100 ms, ausgeführt. Die funktionale Umsetzung der ECMS sieht außerdem vor, dass eine Zustandsänderungsanforderung (Gangwechsel oder VM-Ein/Ausschalten) solange aufrechterhalten wird, bis der Zustandswechsel tatsächlich erfolgt ist. Andernfalls könnten infolge einer verzögerten Umsetzung der Zustandswechsel (Getriebeverzögerung, VM-Startdauer) bereits neue Anforderungen generiert werden, noch bevor der vorherige Zustandswechsel abgeschlossen wurde.

Des Weiteren wird die Schaltstrategie dahingehend ergänzt, dass während des Fahrzeugstillstands stets der erste Gang ausgewählt wird. Durch diese Maßnahme wird sichergestellt, dass zum Anfahren die passende Übersetzung ausgewählt ist, da es infolge der statischen Strafkosten sonst zu einer unrealistischen Unterdrückung des Gangwechsels während des Fahrzeugstillstands kommen kann. Um zudem eine realistische Gangtrajektorie zu erreichen und extremen Drehzahlgradienten vorzubeugen, wird ein Gangwechsel nur in eine benachbarte Übersetzungsstufe erlaubt.

Ganz im Sinne einer konventionellen Start-Stopp-Strategie fordert die Betriebsstrategie unabhängig von den Strafkosten bei Fahrzeugstillstand ebenfalls einen VM-Stopp an. Im Falle einer Momentenanforderung, die von der EM aufgrund ihrer Momentbegrenzung, beispielsweise während einer starken Beschleunigungsphase, nicht ausreichend gedeckt werden kann, erfolgt stets eine Startanforderung des VM, sofern dieser ausgeschaltet ist.

In Verzögerungsphasen $M_{Rad} < 0 Nm$ und $n_{Rad} > 0 s^{-1}$ wird aus energetischen Gründen permanent das maximal mögliche Rekuperationsmoment der EM genutzt, sofern SOC(t) < 0.8. Dadurch wird mit Blick auf den tolerierte Ladungsbereich der Batterie das maximale Rekuperationsvermögen ausgeschöpft. Aus energetischer Sicht ist der Einsatz der konventionellen Reibbremse $M_B > 0$ nur in Verzögerungsphasen sinnvoll und wird auf den Bereich beschränkt, der nicht rein elektrisch abgebildet werden kann (vgl. Kap. 2.3.1).

Bevor die Untersuchungen des ausgewählten Betriebsstrategieansatzes erfolgen, gilt es zunächst eine passende Auswahl der Strafkosten K_{VM} und K_{Gang} zu treffen, die sowohl einen günstigen Kraftstoffverbrauch als auch eine aus Komfort- und Fahrbarkeitsgründen begrenzte Anzahl an Zustandswechseln bedingen. Dabei dient der Kraftstoffverbrauch als primäres Entscheidungskriterium. Da jedoch nicht in allen Fällen ein ausgeglichener Ladezustand erreicht werden kann, muss der erzielte Kraftstoffverbrauch die unterschiedlichen Ladezustände berücksichtigen. Deshalb wird im Abschnitt 6.3.1 zunächst die vorgenommene Kraftstoffkorrektur erläutert und anschließend im Abschnitt 6.3.2 die Auswahl der Strafkosten vorgenommen.

6.3.1 Korrektur des Kraftstoffverbrauchs bei Ladungsabweichung

Als primäres Betriebsziel dient der Kraftstoffverbrauch als wesentliches Gütekriterium für die folgenden Untersuchungen. Dabei kann im Rahmen der Analyse zur nichtprädiktiven

²⁹ Den Simulationen liegt eine konstante Zeitschrittweite von 0,01 s zugrunde.

Anpassung des Äquivalenzfaktors (Kap. 7.1) sowie bei der Auswahl der Strafkosten für den VM Start/Stopp und den Gangwechsel (Kap. 6.3.2) kein ausgeglichener Ladezustand am Fahrtende garantiert werden.

Um dennoch die Vergleichbarkeit der Verbrauchsergebnisse gewährleisten zu können, gilt es die Ladungsabweichungen im Kraftstoffverbrauch zu berücksichtigen. Auf Basis der in [Kutt13, S. 145] vorgestellten Korrekturvorschrift wurde daher gemäß Gleichung (6.11)

$$m_{Krst,korr} = m_{Krst} - \underbrace{c \cdot \Delta Q_{Batt}}_{\Delta m_{Krst}}$$
(6.11)

eine Kraftstoffkorrektur entwickelt, welche die aus der Simulation ermittelte Kraftstoffmasse m_{Krst} in Abhängigkeit der Ladungsdifferenz ΔQ_{Batt} anpasst. Die vorzeichenbehaftete Ladungsdifferenz ergibt sich aus der Differenz zwischen der Batterieladung $Q_{Batt}(t_e)$ am Ende der Simulation und der Initialladung $Q_{Batt}(t_0)$ zu Beginn der Simulation.

$$\Delta Q_{Batt} = Q_{Batt}(\mathbf{t}_e) - Q_{Batt}(\mathbf{t}_0) \tag{6.12}$$

Im Unterschied zu [Kutt13, S. 145] werden im Folgenden sowohl positive als auch negative Abweichungen der Batterieladung berücksichtigt. Das heißt, es erfolgt eine nachträgliche Erhöhung des Kraftstoffverbrauchs bei $\Delta Q_{Batt} < 0 As$ ebenso, wie eine Verringerung, wenn $\Delta Q_{Batt} > 0 As$. Neben der Ladungsdifferenz beeinflusst der Korrekturfaktor c die Höhe der Kraftstoffkorrektur (siehe Gleichung (6.11)).

Das Produkt aus Ladungsdifferenz ΔQ_{Batt} und der mittleren Batteriespannung U_{Batt} ergibt eine Energiedifferenz, die mittels Division durch den unteren Kraftstoffheizwert H_u in eine entsprechende Kraftstoffmasse umgerechnet wird. Gleichung (6.13) zeigt diesen Zusammenhang, wobei eine Unterscheidung zwischen positiver und negativer Ladungsdifferenz stattfindet.

$$c = \begin{cases} \frac{U_{Batt}}{H_u} \cdot \frac{1}{\eta_{Depl}}, & \Delta Q_{Batt} < 0\\ \frac{U_{Batt}}{H_u} \cdot \frac{1}{\eta_{Load}}, & \Delta Q_{Batt} \ge 0 \end{cases}$$
(6.13)

Für jeden Simulationslauf kann ein Wirkungsgrad η_{Depl} bzw. η_{Load} bestimmt werden. Dieser ergibt sich aus dem Produkt zwischen mittlerem Wirkungsgrad des VM und dem gemitteltem Wirkungsgrad des elektrischen Pfads, bestehend aus Batterie und EM. Der Wirkungsgrad η_{Load} berücksichtigt dabei nur jene Betriebspunkte, in denen durch Lastpunktanhebung (keine Rekuperationsphasen) elektrische Energie in die Batterie eingespeist wurde. Der Wirkungsgrad η_{Depl} berücksichtigt wiederum alle Betriebspunkte, in denen elektrische Energie aus der Batterie zum Zwecke des elektrischen Antriebs entnommen wurde.

Die so ermittelte korrigierte Kraftstoffmasse $m_{Krst,korr}$ ergibt durch Division mit der Kraftstoffdichte ρ_{Krst} ein korrigiertes Kraftstoffvolumen $V_{Krst,korr}$.

$$V_{Krst,korr} = \frac{m_{Krst,korr}}{\rho_{Krst}}$$
(6.14)

Abbildung 6.4 zeigt exemplarisch für die Fahrzyklen WLTP und NEFZ in welchem Maße die Korrekturvorschrift den Kraftstoffverbrauch anpasst. Die Regressionsgeraden deuten einen annähernd linearen Zusammenhang zwischen Ladungsabweichung und Kraftstoffkorrektur an, der aufgrund der unterschiedlichen Gradienten offensichtlich vom jeweiligen Fahrzyklus abhängt.



Abbildung 6.4³⁰: Kraftstoffkorrektur über Ladungsabweichung für NEFZ und WLTP

6.3.2 Auswahl der Strafkosten für den Gangwechsel und den VM-Betriebszustand

Vorgehensweise

Die Wahl der Strafkosten für den Gangwechsel K_{Gang} und VM Betriebszustand K_{VM} erfolgt auf Grundlage der nachfolgend vorgestellten Parametervariation. Um den Umfang derer zu begrenzen, werden zur Auswahl der Strafkosten lediglich der NEFZ und der WLTP betrachtet.

Die Schrittweiten für K_{VM} wurden zunächst auf 1 kW im Bereich von 0 bis 20 kW und für K_{Gang} auf 300 W im Bereich von 0 bis 10 kW festgelegt. Anschließend wurde die Anzahl der Stützstellen in dem für die Auswahl in Frage kommenden Bereich vergrößert. Für K_{VM} wurde eine Schrittweite von 500 W im Bereich von 2 bis 12 kW gewählt, während K_{Gang} im Bereich von 100 bis 3000 W in 50 W-Schritten und von 3 bis 8 kW in 100 W-Schritten verändert wurde.

In dem so aufgespannten Parameterraum dient einerseits die Anzahl der Zustandswechsel und anderseits der Kraftstoffverbrauch als Auswahlkriterium. Damit der Einfluss der Ladungsabweichung ΔSOC auf die Verbrauchswerte möglichst gering ausfällt, wurde mit Hilfe des Bisektionsverfahrens für jede Parameterkombination iterativ ein konstanter Äquivalenzfaktor bestimmt, der eine näherungsweise ausgeglichene Ladungsbilanz zur

³⁰ Die Abbildung zeigt die in Kapitel 6.3.2 zur Auswahl der Strafkosten angewendete Kraftstoffkorrektur.

Folge hat (vgl. PMP). Eine Grenzwertverletzung infolge einer limitierten Batteriekapazität wurde dabei in jedem Simulationslauf vermieden. Die Annahme eines über den gesamten Testzyklus konstanten Äquivalenzfaktors ist demnach zulässig. Der Iterationsprozess wurde beendet, sofern $|\Delta SOC| \leq 1\%$ oder die maximale Anzahl von 20 Iterationen erreicht wurde. In einem Großteil der Simulationen gelang es einen Äquivalenzfaktor zu finden, der die geforderte Ladungsabweichung einhält. Allerdings ist dabei eine besonders beim NEFZ erhöhte Anzahl an Versuchen aufgefallen, in denen kein konstanter Äquivalenzfaktor gefunden wurde, der die geforderte Ladungsabweichung einhält. Die Abbildung A.4 im Anhang A.6 verdeutlicht, dass der verbleibende Teil jedoch nur geringfügig größere $|\Delta SOC|$ aufweist. Warum in einigen Fällen kein ladungserhaltender Betrieb möglich war, wird im Anhang A.8 untersucht. Die Kraftstoffverbräuche wurden mittels der in Abschnitt 6.3.1 vorgestellten Korrekturvorschrift in Abhängigkeit der verbliebenen Ladungsabweichung vom Initialzustand korrigiert.

Auswertung

Wie die Diagramme in Abbildung 6.5 veranschaulichen, beeinflussen die Strafkosten in beiden Fahrzyklen den Kraftstoffverbrauch zum Teil erheblich. Bei besonders hohen Strafkosten fällt der Kraftstoffverbrauch am höchsten und bei geringeren Strafkosten am niedrigsten aus. Besonders anschaulich lässt sich dies am Beispiel der Strafkosten für den Gangwechsel K_{Gang} erläutern. Sie stehen in einem direkten Zusammenhang mit der Anzahl der Gangwechsel, die ebenfalls in Abbildung 6.5. über K_{Gang} aufgetragen sind. Sehr geringe Strafkosten erlauben sehr häufige Gangwechsel und die Betriebsstrategie wählt ohne Rücksicht auf die Schaltfrequenz stets die energetisch günstigste Getriebeübersetzung. Die zunehmende Unterdrückung von Schaltvorgängen durch steigende Strafkosten geht dabei mit einem erhöhten Kraftstoffverbrauch einher, da die Aggregate häufiger in ungünstigen Betriebspunkten arbeiten. Auffallend sind die deutlich erkennbaren Sprünge in den Verbrauchswerten für den NEFZ. Grund dafür sind die periodisch wiederkehrenden gleichen Geschwindigkeits- bzw. Radleistungsverläufe. Wie besonders am WLTP erkennbar wird, strebt die Anzahl an Gangwechseln mit steigenden Strafkosten einem Grenzwert entgegen, der durch die Fahrzeuggeschwindigkeit in Verbindung mit den Drehzahlbegrenzungen der Antriebsaggregate definiert ist. Trotz weiterer Erhöhung der Strafkosten für den Gangwechsel wird demnach eine gewisse Mindestanzahl an Zustandsänderungen nicht unterschritten. Die Strafkostenauswahl sollte natürlich nicht eine minimale Anzahl an Gangwechseln erzeugen. Vielmehr gilt es einen Wert auszuwählen, welcher neben einem möglichst geringen Kraftstoffverbrauch auch eine realistische Schalttrajektorie und aus Komfortgründen dennoch begrenzte Schalthäufigkeit hervorruft. Als guter Kompromiss zwischen Schalthäufigkeit und Kraftstoffverbrauch wurde deshalb $K_{Gang} = 850 W$ ausgewählt.



Abbildung 6.5: Kraftstoffverbrauch über Strafkosten für Gangwechsel und VM-Start/Stopp sowie Anzahl der Gangwechsel über Strafkosten für Gangwechsel für den NEFZ (oben) und den WLTP (unten) Vergleichbar mit dem Verhalten für K_{Gang} steigt der Kraftstoffverbrauch mit der Erhöhung der Strafkosten K_{VM} an. Das ist insbesondere darauf zurückzuführen, dass es immer seltener zu einer Stoppanforderung kommt, wenn der VM erst einmal eingeschaltet wurde. Im Gegensatz zur Anzahl der Gangwechsel ist bei der Anzahl der Zustandswechsel des VM keine so eindeutige Tendenz über den Strafkosten K_{VM} erkennbar (siehe Abbildung 6.6.). Zwar kann es auch hier bei sehr geringen Strafkosten zu einer erhöhten Anzahl an Zustandswechseln kommen, allerdings ist dies vor allem im NEFZ nicht ausnahmslos gültig. Für einen bestimmten Kostenwert kann somit eine sehr unterschiedliche Anzahl an Betriebszustandswechseln zu Stande kommen, die zwangsläufig in Verbindung mit der Gangwechseltrajektorie steht. Untersuchungen zu der Abhängigkeit des VM-Betriebszustands von den Strafkosten für den Gangwechsel wiesen jedoch ebenfalls keinen eindeutigen Zusammenhang auf (nicht dargestellt).

Zweifelsohne führt ein groß gewähltes K_{VM} zu einer verminderten Anzahl an Zustandswechseln, die jedoch ebenfalls eine minimale Anzahl nicht zu unterschreiten scheint. Das liegt einerseits daran, dass bei Momentenanforderungen, die von der EM allein nicht gedeckt werden können, unabhängig von den gewählten Strafkosten immer ein VM-Start angefordert wird. Andererseits sieht die implementierte ECMS ganz im Sinne einer konventionellen Motor-Start/Stopp-Strategie bei Fahrzeugstillstand einen VM-Stopp vor. Da die Berücksichtigung der Anzahl an Betriebswechseln des VM bei der Auswahl für K_{VM} schwer fällt, gilt es primär den Kraftstoffverbrauch zu berücksichtigen. Dabei zeigt sich ein $K_{VM} = 4500 W$ in beiden Fahrzyklen als guter Kompromiss zwischen einer realistischen Wahl des Betriebszustands und einem geringen Energieverbrauch.



Abbildung 6.6: Einfluss Strafkosten für VM-Start/Stopp auf die Anzahl der VM Starts/Stopps für den NEFZ (links) und den WLTP (rechts)

Die Tabelle 6.1 fasst die getroffene Parametrierung der Strafkosten zusammen und Tabelle 6.2 zeigt, wie hoch der Mehrverbrauch infolge der Strafkosten im Vergleich zum minimalen korrigierten Kraftstoffverbrauch ausfällt. Als minimaler Verbrauchswert diente der jeweils geringste Verbrauchswert, der während der Parametervariation durch die ECMS erzielt wurde, aber aus Komfortaspekten nicht für eine realistische Implementierung infrage kommen kann (z. B. bedingt die Strafkostenkombination mit dem geringsten Verbrauchswert im NEFZ über 90 Gangwechsel).

Tabelle 6.1: Ausgewa	ählte Strafkosten
----------------------	-------------------

Strafkosten in W			
K _{Gang}	K _{VM}		
850	4500		

Tabelle 6.2: Durch Strafkosten entstandener Mehrverbrauch bezogen auf minimalen Verbrauchswert

Abweichung zum Verbrauchs- minimum			
NEFZ	+0,03 l/100 km ≙ +1,02 %		
WLTP	+0,06 l/100 km ≙+2,11 %		

Die Abbildung 6.7 dient dazu den Einfluss der Strafkosten auf die Zustandstrajektorien exemplarisch am NEFZ aufzuzeigen. Dabei steht die gewählte Konfiguration einer mit geringen und einer mit hohen Strafkosten gegenüber. Wie zu erkennen ist, zeigt die Konfiguration mit geringen Strafkosten eine deutlich höhere Schaltfrequenz und eine erhöhte Anzahl an VM-Starts/Stopps (sehr kurze Phasen mit eingeschalteten VM im Diagramm kaum sichtbar). Die Konfiguration mit hohen Strafkosten zeichnet sich durch sehr geringe Schalthäufigkeiten und einem erhöhten Kraftstoffverbrauch aus.

Nachdem die Strafkosten für den VM-Start/Stopp und den Gangwechsel ausgewählt wurden, kann nun die Untersuchung der ECMS mit nichtprädiktiver Anpassung des Äquivalenzfaktors nach PEI erfolgen.



Abbildung 6.7: Einfluss der Strafkosten für Gangwechsel (K_{Gang}) und VM Start/Stopp (K_{VM}) auf die Zustandstrajektorien im NEFZ mit Angabe der Anzahl Gangwechsel (N_{Gang}) und VM Starts/Stopps (N_{VMSS}) sowie des Kraftstoffverbrauchs (V_{Krst})

7 Simulation und Auswertung des implementierten Strategieansatzes

Gemäß der in Kapitel 5 getroffenen Strategieauswahl beinhaltet dieses Kapitel die Auswertung der implementierten Betriebsstrategie unter Verwendung des in Kapitel 6 vorgestellten Simulationsmodells. Zu diesem Zwecke wird die implementierte ECMS zunächst durch die nichtprädiktive Bestimmungsvorschrift des Äquivalenzfaktors erweitert. Diese stellt das zentrale Element des ausgewählten Strategieansatzes dar und erfordert die Auswahl eines Skalierungsfaktors und einer Proportionalverstärkung, welche im Abschnitt 7.1 vorgenommen wird. Um den Umfang dieser Parameterbestimmung in einem angemessen Rahmen zu halten, werden für die Auswahl des Skalierungsfaktors und der Proportionalverstärkung lediglich die Fahrzyklen NEFZ und WLTP betrachtet. Anschließend steht die Analyse der implementierten ECMS sowie eine Vergleich der Verbrauchswerte zu einer regelbasierten Betriebsstrategie im Mittelpunkt des Abschnitts 7.2.

7.1 Erweiterung der ECMS durch die nichtprädiktive Anpassung des Äquivalenzfaktors nach PEI

Die im vorangegangen Kapitel beschriebene und mit Strafkosten parametrierte ECMS wird nun um eine nichtprädiktive Anpassung des Äquivalenzfaktors λ erweitert. Die Anpassung greift die bereits in Kapitel 3.3.3 vorgestellte Methode nach [PeLe13] auf. Die Implementierung erfolgt in zwei Teilschritten. Zuerst wird der nichtlineare Regler gemäß Gleichung (7.1) ohne Anpassung des Referenzwerts, d. h. $\lambda_{ref} = const.$, umgesetzt. Dazu ist es erforderlich den Skalierungsfaktor *a* festzulegen.

$$\lambda(t) = \lambda_{ref} - a \cdot \tan\left(\frac{\pi}{b + 0.02} \cdot \left(SOC(t) - SOC_{ref}\right)\right)$$
(7.1)

Anschließend folgt in einem zweiten Schritt die Erweiterung durch die in Gleichung (7.2) beschriebene Anpassung des Referenzwerts λ_{ref} . Die Regelabweichung ergibt sich dabei aus der Differenz zwischen dem angestrebten Ladezustand SOC_{ref} und einem gleitenden Mittelwert SOC_{sma} . Dieser wird während der Simulation im 10 s-Takt fortlaufend aus der SOC-Trajektorie ermittelt³¹. Im gleichen Takt erfolgt somit auch die Neuberechnung des Referenzwerts $\lambda_{0,i+1}$, welcher im jeweiligen Folgetakt als Führungsgröße $\lambda_{ref,i}$ dient. Als zweite Unbekannte gilt es die positive Proportionalverstärkung K_p zu ermitteln.

$$\lambda_{ref,i+1} = \lambda_{ref,i} + K_p (SOC_{ref} - SOC_{sma})$$
(7.2)

Eine übersichtliche Darstellung aller Parameter, deren Werte sowie eine knappe Beschreibung ist in Tabelle 7.1 zu finden. Es sei angemerkt, dass im Gegensatz zur üblichen

³¹ In [PeLe13] wird eine Auswertung aller zehn Simulationsschritte vorgenommen. Die Dauer eines Simulationsschritts ist dabei nicht zweifelsfrei festzustellen. Nach verschiedenen Variationen scheint die getroffene Annahme plausibel.

Formulierung der ECMS, in [PeLe13] ein äquivalenter Kraftstoffmassenstrom definiert ist (keine äquivalente Leistung). Das bedeutet, dass der Äquivalenzfaktor im Vergleich zur vorgenommenen Implementierung nicht nur innerhalb eines anderen Wertebereichs liegt, sondern auch einheitenbehaftet ist (vgl. Kap. 3.3 Abbildung 3.7). Auch deswegen können die Parameter zur nichtprädiktiven Anpassung des Äquivalenzfaktors nicht direkt aus [Pe-Le13] übernommen werden.

Tabelle 7.1: Übersicht der Parameter zur nichtprädiktiven Anpassung des Äquivalenzfaktors nach Pft

Parameter	Wert	Beschreibung
а	Auswahl in Kap. 7.1.1	Skalierungsfaktor
b	0,4 = 40 %	Ladungsbandbreite, definiert den tolerierten SOC- Bereich $SOC_{toleriert} = SOC_{ref} \pm \frac{b}{2}$
SOC _{ref}	0,604 = 60,4 %	gewünschter SOC zu Fahrtende \rightarrow entspricht Start-SOC $SOC(t_0) = SOC(t_e)$)
λ_{ref}	2	Referenzwert des Äquivalenzfaktors (wird vorgegeben)
K _p	Auswahl in Kap. 7.1.2	Proportionalverstärkung
SOC _{sma}	~	gleitender Mittelwert des $SOC(t)$ (wird während der Si- mulation bestimmt)

7.1.1 Auswahl des Skalierungsfaktors *a* - ohne Anpassung des Referenzwerts ($\lambda_{ref} = const$)

Vorgehensweise

Ähnlich der Vorgehensweise zur Auswahl der Strafkosten beschrieben in Kapitel 6.3.2 erfolgt auch die Festlegung des Skalierungsfaktors *a* auf Basis einer Parametervariation. Dabei wird der Skalierungsfaktor ausgehend von a = 0.1 schrittweise bis a = 10 erhöht. Im Bereich von $0.1 < a \le 1$ erfolgt dies mit einer Schrittweite von 0.1 und anschließend mit einer Schrittweite von 1. Als zweite Variationsgröße dient der Referenzwert λ_{ref} , welcher im Bereich von $0 \le \lambda_{ref} \le 6$ mit einer Schrittweite von 0,2 variiert wird, jedoch während eines Fahrzyklus konstant bleibt.

Der erzielte Kraftstoffverbrauch bildet abermals die Entscheidungsgrundlage und wird mit der in Abschnitt 6.3.1 vorgestellten Korrekturvorschrift in Abhängigkeit der Ladungsabweichung angepasst. Da es bei bestimmten Variationen (insbesondere bei kleinen a und ungünstigen λ_{ref}) zwangsläufig zu sehr großen Ladungsabweichungen ΔQ_{Batt} bzw. ΔSOC kommt, wäre folglich auch der Einfluss der Kraftstoffkorrektur in diesen Fällen relativ hoch. Zwar wird durch die Korrektur erst eine Vergleichbarkeit der Verbrauchswerte ermöglicht, jedoch stellt sie insbesondere bei großen Ladungsabweichungen eine gewisse Ungenauigkeitsquelle dar, da die Höhe der Kraftstoffkorrektur Δm_{Krst} proportional zur Ladungsabweichung ΔQ_{Batt} ist (vgl. Gleichung (6.11)). Damit die Verbrauchswerte dennoch zu Parameterauswahl herangezogen werden können, gilt es den Einfluss der Ladungsabweichung auf die korrigierte Kraftstoffmasse $m_{Krst,korr}$ zu verringern. Dies wird durch wiederholtes Durchfahren der Fahrzyklen erreicht. Dadurch steigt die insgesamt verbrauchte Kraftstoffmasse m_{Krst} an und der Einfluss der Kraftstoffkorrektur Δm_{Krst} sinkt. Um zu klären, wie häufig die Fahrzyklen wiederholt werden sollen, wurde folgendermaßen vorgegangen:

$$x \cdot m_{Krst} \cdot 0.05 \ge \Delta m_{Krst,max} \tag{7.3}$$

Zuerst wurde die jeweils maximale Kraftstoffkorrektur $\Delta m_{Krst,max}$ bestimmt. Diese trat erwartungsgemäß bei den höchsten Ladungsabweichungen ($|\Delta SOC| \approx 20\%$) auf³². Anschließend wurde die insgesamt benötigte Kraftstoffmasse m_{Krst} für den jeweils einmal durchfahrenen Fahrzyklus ins Verhältnis zu $\Delta m_{Krst,max}$ gesetzt und ermittelt, wie viel Wiederholungen x benötigt werden, damit $x \cdot m_{Krst}$ so groß ist, dass es um maximal 5 % durch Δm_{Krst} korrigiert wird. Gleichung (7.3) nach x umgestellt ergibt:

$$x \ge \frac{\Delta m_{Krst,max}}{m_{Krst}} \cdot 20. \tag{7.4}$$

Dem liegen vereinfachend zwei Annahmen zugrunde. Erstens wird angenommen, dass m_{Krst} proportional zur Anzahl der Wiederholungen steigt (für drei Wiederholungen benötigt das Fahrzeug auch die dreifache Masse an Kraftstoff im Vergleich zum einfach durchfahrenen Zyklus). Zweitens wird vorausgesetzt, dass die maximale Kraftstoffkorrektur Δm_{Krst} nahezu gleich bleibt. Das heißt, eine Ladungsabweichung $|\Delta SOC| \approx 20 \%$ nach dem einfach durchfahrenen Zyklus hat ungefähr die gleiche Kraftstoffkorrektur Δm_{Krst} zur Folge, wie auch nach mehrfacher Wiederholung des Zyklus.

Während für den WLTP im ungünstigsten Fall x = 6 Wiederholungen erforderlich sind benötigt der NEFZ 17 Wiederholungen, um den Einfluss der Kraftstoffkorrektur auf unter 5 % zu senken. Gründe dafür sind der größere Ladungseinfluss auf die Kraftstoffkorrektur (vgl. Kap. 6.3.1 Abbildung 6.4) und der zyklusbedingt geringere Kraftstoffverbrauch m_{Krst} (kürzere Fahrstrecke, geringeres Verbrauchsniveau). Damit ist die Grundlage für die folgende Auswahl des Skalierungsfaktors anhand der Kraftstoffverbräuche gegeben.

Auswertung

Die Ergebnisse, dargestellt in der Abbildung 7.1, zeigen für beide Fahrzyklen ein vergleichbares Verhalten. In Bereichen mit sehr großen Referenzwerten λ_{ref} und kleinen Skalierungsfaktoren *a* werden ungünstige Kraftstoffverbräuche erreicht. Grund dafür ist, dass ein hohes λ_{ref} gleichbedeutend mit einer Überbewertung der elektrischen Energie ist und die Betriebsstrategie so zu einem Aufladen der Batterie tendiert. Durch den tendenziell hohen SOC bleibt wenig Speicherreserve verfügbar, um durch Rekuperation Energie zu gewinnen, wodurch ein wesentlicher Vorteil des HEV verpufft (siehe Kap. 2.1). Im Falle einer sehr starken Unterbewertung elektrischer Energie durch geringe λ_{ref} , fällt der

³² Die maximale Ladungsabweichung ist durch die tolerierte Ladungsbandbreite b (siehe Tabelle 7.1 oder Vergleich Abbildung 3.7) begrenzt.

Verbrauchsnachteil nicht so deutlich aus. Die Argumentation ist dabei ähnlich. Es bleibt durch einen tendenziell sehr niedrigen SOC stets genug Speicherreserve, um die volle Rekuperationsenergie auszuschöpfen. Allerdings verwendet die Betriebsstrategie die so gewonnene Energie sogleich für den elektrischen Vortrieb. Nachdem die elektrische Energie ausgeschöpft ist, muss der VM letztlich auch ungünstige Betriebspunkte bedienen. Im Bereich des optimalen λ^{33} (NEFZ: $\lambda \approx 2,55^{-34}$, WLTP: $\lambda \approx 2,40$) kommt es erwartungsgemäß auch bei geringer Anpassung infolge eines niedrigen Skalierungsfaktors a zu sehr günstigen Verbrauchswerten. Mit steigendem a gelingt es auch bei einer ungünstigen Wahl von λ_{ref} den Kraftstoffverbrauch zunehmend in günstigere Bereiche zu führen. Wählt man a jedoch zu groß, werden zwar nahezu unabhängig von λ_{ref} gute Kraftstoffverbräuche erzielt, allerdings sind keine sehr guten Verbrauchswerte mehr möglich. Das liegt an der mit wachsendem a stärker werdenden Anpassung von λ . Schon bei geringen Abweichungen vom gewünschten Ladezustand SOC_{ref} wird λ stark korrigiert und folglich bleibt der nutzbare Ladungsbereich stark eingeschränkt (sehr geringe Ladungshübe), wodurch das Potenzial des HEV nicht mehr bestmöglich genutzt wird (eingeschränkte Nutzung der Batterie als Pufferspeicher).

In dem Wissen, dass einerseits der Wertebereich für λ_{ref} relativ groß gewählt ist und anderseits im Folgenden eine Anpassung des Referenzwerts erfolgt, wird der Skalierungsfaktor nach dem bestmöglichen Verbrauch ausgewählt. Für die anschließenden Untersuchungen wird demnach a = 0.8 festgelegt.



Skalierungsfaktor	•
<i>a</i> = 0,8	

 $^{^{33}}$ Konstantes λ , welches zu einer ausgeglichenen Ladungsbilanz führt und mittels Bisektionsverfahren bestimmt wurde.

³⁴ Für den NEFZ konnte kein Ladungsausgleich erzielt werden, da Δ*SOC* nicht stetig über λ ist. $\lambda \approx 2,55$ stellt den bestmöglichen Wert dar (siehe Anhang A.8).



Einfluss von a auf Kraftstoffverbrauch (korrigiert) NEFZ



7.1.2 Auswahl der Proportionalverstärkung K_p - Anpassung des Referenzwerts ($\lambda_{ref} \neq const$)

Vorgehensweise

Analog der Vorgehensweise zur Festlegung des Skalierungsfaktors *a* im vorangegangen Abschnitt, erfolgt die Auswahl der Proportionalverstärkung K_p ebenfalls mittels einer Parametervariation. Ausgehend von $K_p = 0$ wird die Proportionalverstärkung schrittweise um 0,025 bis $K_p = 0,5$ und anschließend mit einer erhöhten Schrittweite von 0,1 bis $K_p = 1$ vergrößert. Als zweite Variationsgröße dient abermals der Referenzwert λ_{ref} , welcher im Bereich von $0 \le \lambda_{ref} \le 6$ mit einer Schrittweite von 0,2 variiert wird. Im Unterschied zu Kapitel 7.1.1 verändert sich λ_{ref} infolge der Referenzwertanpassung mit $K_p > 0$ während des Fahrzyklus. Die Wahl von $K_p = 0$ führt wiederum auf einen konstanten Referenzwert $\lambda_{ref} = const.$, was einer Regelung ohne Anpassung des Referenzwerts entspricht. Die Auswahl des Parameters K_p geschieht anhand der erzielten Kraftstoffverbräuche für die Fahrzyklen NEFZ und WLTP. Beide Zyklen werden, wie im vorangegangen Kapitel diskutiert, zum Zwecke der Verbrauchsbetrachtung in mehreren Wiederholungen (NEFZ: 17 und WLTP: 6) durchfahren.

Auswertung

Für die Proportionalverstärkung wird $K_p = 0,1$ ausgewählt. Die Entscheidung ist anhand der in Anhang A.7 hinterlegten Diagramme (Abbildung A.5 - Abbildung A.8) gut nachvollziehbar. Daher soll sich die Auswertung der Ergebnisse im Folgenden auf den Einfluss der Referenzwertanpassung auf den Kraftstoffverbrauch, die *SOC*- sowie die λ -Trajekorie im Vergleich zu den Ergebnissen ohne Anpassung ($K_p = 0$) konzentrieren.

Proportionalverstärkung				
$K_p = 0,1$				

Welche Auswirkung die Referenzwertanpassung auf den Ladungsverlauf SOC(t) hat, wird in Abbildung 7.2 am Beispiel des WLTP in 6-facher Wiederholung ersichtlich. Ohne Anpassung pendelt sich die SOC-Trajektorie infolge des relativ groß gewählten λ_{ref} bei ca. 0,7 ein, also wesentlich höher als der angestrebte Ladezustand SOC_{ref} . Durch die Erweiterung um die Referenzwertanpassung mit $K_p = 0,1$ gelingt es, den Ladungsverlauf nach ca. 1000 s in Richtung des angestrebten Ladezustands zu verändern. Anschließend stabilisiert sich die Trajektorie um SOC_{ref} . Zwar kann auch in diesem Fall kein exakt ausgeglichener Ladezustand erreicht werden, jedoch ist die Ladungsabweichung deutlich geringer als für $K_p = 0$.



Abbildung 7.2: SOC-Trajektorie mit und ohne Anpassung des Referenzwerts

 λ_{ref} für den WLTP in 6-facher Wiederholung (a = 0,8)

Das Verhalten der SOC-Trajektorie spiegelt sich selbstverständlich auch in der Äquivalenzfaktor-Trajektorie wider, dargestellt in Abbildung 7.3. Zusätzlich zum Verlauf von λ ist der jeweilige Verlauf des Referenzwerts abgebildet. Während der Referenzwert ohne Anpassung konstant bei $\lambda_{ref} = 3,4$ verharrt, sinkt λ_{ref} dank der gewählten Verstärkung $K_p = 0,1$, bis sich der Verlauf bei t > 3000 s im Bereich des optimalen Äquivalenzfaktors (WLTP: $\lambda_{opt} \approx 2,40$) bewegt. Zwar schafft es der nichtlineare Regler ohne Referenzwertanpassung ebenfalls den ungünstig gewählten Äquivalenzfaktor nach einiger Zeit zu korrigieren, allerdings zeigt der Verlauf im Vergleich zur Trajektorie mit Anpassung wesentlich größere Amplituden.



Abbildung 7.3: Trajektorien des Äquivalenzfaktors λ und des Referenzwerts λ_{ref} mit und ohne Anpassung des Referenzwerts für den WLTP in 6-facher Wiederholung ($\lambda_{ref} = 3,4; a = 0,8$)

Dieser Umstand ist wiederum mit dem SOC-Verlauf verknüpft. Die SOC-Trajektorie ohne Anpassung verläuft näher an der oberen tolerierten Ladungsgrenze ($SOC_{toleriert,max} = SOC_{ref} + \frac{b}{2} = 0,8$), wodurch der Äquivalenzfaktor entsprechend stärker angepasst wird, um ein mögliches Überschreiten dieser Grenze zu verhindern (negative λ -Amplitude). Andererseits strebt die λ -Trajektorie dem ungünstigen Referenzwert entgegen, wenn sich der SOC in moderatem Abstand zur tolerierten Ladungsgrenze bewegt.

Infolge der stärkeren Korrektur des Äquivalenzfaktors ohne Anpassung des Referenzwerts (die sich in größeren Amplituden äußert), bleiben die Ladungshübe ab t > 3000 sbegrenzt. Dagegen erlaubt die Regelung mit Referenzwertanpassung aufgrund der höheren Ladungsreserve auch größere Ladungshübe (nicht dargestellt), nachdem sich die SOC-Trajektorie um SOCref eingependelt hat. Welchen Einfluss das auf den Kraftstoffverbrauch ausübt, verdeutlicht Abbildung 7.4. Darin sind die erzielten Verbrauchswerte ohne und mit Anpassung des Referenzwerts gegenübergestellt. Es wird deutlich, dass sich selbst bei einer sehr ungünstigen Wahl des initialen λ_{ref} dank der Referenzwertanpassung mit $K_p = 0,1$ gute Verbrauchswerte erzielen lassen, die sich nur geringfügig voneinander unterscheiden. Dem gegenüber stehen durchweg erhöhte Kraftstoffverbräuche bei einer ungünstigen Wahl von λ_{ref} , falls keine Anpassung des Referenzwerts erfolgt. So gelingt es das Einsparpotenzial des HEV insgesamt besser auszuschöpfen, was der im Mittel über alle initialen Referenzwerte λ_{ref} um 0,04 l/100 km \triangleq 1,34 % geringere Kraftstoffverbrauch bestätigt. In wenigen Fällen ist allerdings auch ein leichter Mehrverbrauch gegenüber der Variante mit $K_p = 0$ zu beobachten. Am deutlichsten fällt dieser bei $\lambda_{ref} =$ 2,8 mit einem Mehrverbrauch von 0,01 l/100 km aus.



Einfluss von K_p auf den Kraftstoffverbrauch (korrigiert) WLTP (6 Wdhl.)

Abbildung 7.4: Kraftstoffverbräuche mit und ohne Anpassung des Referenzwerts λ_{ref} für den WLTP in 6-facher Wiederholung mit Angabe des jeweiligen Mittelwerts (gestrichelte Linie), (a = 0.8)

Da die ECMS mit nichtprädiktiver Anpassung des Äquivalenzfaktors nach PEI vollständig implementiert ist, gilt es im folgenden Abschnitt, die Lösungsgüte dieses Ansatzes zu analysieren. Dazu vergleicht der Abschnitt 7.2 die Lösungsgüte der implementierten ECMS mit einer regelbasierten Betriebsstrategie anhand der in Kapitel 6.1 vorgestellten Fahrzyklen.

7.2 Vergleich der ECMS mit einer regelbasierten Betriebsstrategie

Nachdem die ECMS in den vorangegangen Abschnitten implementiert und vollständig parametriert wurde, soll in diesem Abschnitt eine Evaluierung dieses Ansatzes anhand des erzielten Kraftstoffverbrauchs erfolgen.

Vorgehensweise

Dazu werden neben den zuvor für die Parameterauswahl betrachteten Fahrzyklen NEFZ und WLTP außerdem die Zyklen FTP-72, NYCC und NI2DD verwendet (siehe Kap. 6.1).

Für jeden Zyklus wird mittels des Bisektionsverfahrens ein konstanter Äquivalenzfaktor λ_{opt} bestimmt, welcher zu einer ausgeglichenen Ladungsbilanz führt. Eine Verletzung der Ladungsnebenbedingung infolge einer begrenzten Batteriekapazität wird dabei in jedem Simulationslauf vermieden, weshalb die Annahme eines über den gesamten Testzyklus konstanten Äquivalenzfaktors zulässig ist. So gelingt es ein λ_{opt} zu finden, welches am Simulationsende zu einer Ladungsdifferenz von weniger als 0,51 % im Vergleich zum initialen Ladezustand führt. Warum ein ladungserhaltender Betrieb mit konstantem Äquivalenzfaktor im NEFZ nicht gelingt, wird im Anhang A.8 erläutert. Gemäß der in Kapitel 3.3.2 vorgenommenen Abgrenzung der ECMS vom PMP, stellt das nicht online-fähige iterative Vorgehen bei der Bestimmung von λ_{opt} das wesentliche Unterscheidungsmerkmal beider Ansätze dar. Konsequenterweise soll die ECMS mit iterativ gefundenem λ_{opt} folglich als PMP bezeichnet werden.

An dieser Stelle sei angemerkt, dass es sich bei den Lösungen mit konstantem Äquivalenzfaktor (PMP) nicht um die optimale Lösung handelt. Zwar kann durch dieses Vorgehen eine mit dem Optimum vergleichbare Lösungsgüte erreicht werden (vgl. Kap. 3.2.2 bzw. 3.3.2), allerdings stehen dieser Annahme die folgenden Argumente gegenüber.

Die Annahme der ladungsunabhängigen Batterieeigenschaften als Grundlage für einen konstanten LAGRANGE-Multiplikator/Äquivalenzfaktor stellt bereits einen möglichen Aspekt dar. [Kutter S. 75] zeigt jedoch, dass diese Vereinfachung im verwendeten Batteriemodel nur sehr geringen und somit vernachlässigbaren Einfluss auf die Lösungsgüte ausübt. Als nächster Punkt ist die Anzahl der Momentenstützstellen zu nennen (vgl. N_M aus Kap. 6.3). Wie bereits in Kapitel 3.3.2 angemerkt, kann eine zu grobe Diskretisierung suboptimale Ansteuerungen hervorrufen. Die verwendete Schrittweite ist zwar als hinreichend akkurat einzustufen, aber da keine Analyse zum Einfluss der Stützstellenanzahl vorgenommen wurde, kann nicht vorbehaltlos von einer optimalen Lösung ausgegangen werden. Zudem ist durch das Einführen von Strafkosten per se keine optimale Ansteuerung zu erwarten (vgl. Tabelle 6.1 aus Kap. 6.3.2). Weiterhin sind die tolerierten Abweichungen des finalen vom initialen Ladezustand nicht vernachlässigbar, wodurch die Ergebnisse infolge der Kraftstoffkorrektur zusätzlich beeinflusst werden (insbesondere im NEFZ, indem kein Ladungsausgleich erreicht werden kann). Ein letzter an dieser Stelle zu nennender Aspekt liegt in der funktionalen Umsetzung der Betriebsstrategie. Inwiefern die

den Simulationen zugrunde liegende feste Zeitschrittweite und das Ausführen der ECMS aller zehn Zeitschritte einen Einfluss auf die Lösungsgüte ausüben, gilt es in künftigen Untersuchungen zu klären.

Eine optimale Referenzlösung, beispielsweise mittels der DP, ist im Rahmen dieser Diplomarbeit aus Zeitgründen nicht umgesetzt worden. Trotz der genannten Aspekte, erreicht das PMP hinreichend gute Ergebnisse, sodass diese als Richtwert der ECMS mit nichtprädiktiver Bestimmung des Äquivalenzfaktors nach PEI gegenübergestellt werden. Um den Einfluss einer ungünstigen Wahl des initialen Äquivalenzfaktors λ_{ref} einordnen zu können, wird die ECMS mit unterschiedlichen λ_{ref} beaufschlagt. Neben einem $\lambda_{ref} = \lambda_{opt}$ wird deshalb zusätzlich mit $\lambda_{ref} = 0.5 \cdot \lambda_{opt}$ ein relativ niedriger und mit $\lambda_{ref} = 1.5 \cdot \lambda_{opt}$ ein verhältnismäßiger hoher initialer Äquivalenzfaktor gewählt.

Der Vergleich mit einer regelbasierten Betriebsstrategie komplettiert die Evaluierung der implementierten ECMS. Vom Betreuer dieser Arbeit, Stephan Uebel, wurde zu diesem Zwecke eine deterministische regelbasierte Betriebsstrategie bereitgestellt. Dank vordefinierter Ladungsschaltschwellen erreicht dieser Ansatz das Erhalten des Batterieladezustands durch entsprechende Lastpunktverschiebung. Wie für einen regelbasierte Ansatz üblich, werden dabei Betriebspunkte mit möglichst günstigen Wirkungsgraden angestrebt. Darüber hinaus erfolgt die Wahl der Gangstufe und unter anderem auch des VM-Betriebszustands in Abhängigkeit der Fahrzeuggeschwindigkeit. Vorgegebene Mindestverweilzeiten innerhalb des jeweiligen Zustands beugen unerwünscht häufige Zustandswechsel vor.

Insbesondere die regelbasierte Betreibstrategie, aber auch die ECMS mit nichtprädiktiver Anpassung des Äquivalenzfaktors können eine ausgeglichene Ladungsbilanz nicht gewährleisten. Wie auch in den vorangegangen Kapiteln vorgenommen, wird deshalb der erzielte Kraftstoffverbrauch gemäß der in Kapitel 6.3.1 vorgestellten Methode unter Beachtung der Ladungsabweichung korrigiert.

Auswertung

Die Abbildung 7.5 stellt die erzielten Verbrauchswerte jeweils für den einfach durchfahrenen Fahrzyklus gegenüber. Im Mittel über alle Fahrzyklen erzeugt die regelbasierte Betriebsstrategie einen Mehrverbrauch von 6,3 % gegenüber dem PMP mit konstantem Äquivalenzfaktor/LAGRANGE-Multiplikator. Damit schneidet sie deutlich schlechter ab, als die ECMS nach PEI mit $\lambda_{ref} = \lambda_{opt}$, die einem zur PMP-Referenz um lediglich 0,4 % höheren Kraftstoffverbrauch aufweist. Das schlechte Ergebnis bei einer sehr niedrigen Wahl des initialen Referenzwerts $\lambda_{ref} = 0.5 \cdot \lambda_{opt}$ wird offensichtlich stark durch das Resultat des NYCC beeinflusst. Ohne den NYCC erreicht auch die ECMS mit einem niedrigen λ_{ref} günstigere Ergebnisse als die regelbasierte Strategie.

Bei der Auswertung dieser Verbrauchswerte muss jedoch deutlich gemacht werden, dass es infolge der Kraftstoffkorrektur nach Kapitel 6.3.1 zu teils erheblichen Veränderungen des verbrauchten Kraftstoffs kommt. Wie bereits betont, ist eine Korrektur zwar notwendig, um eine Vergleichbarkeit der Ergebnisse zu ermöglichen, allerdings entsteht durch die nachträgliche Korrektur eine gewisse Ungenauigkeit. Deshalb sind die in Abbildung 7.5 präsentierten Verbrauchsangaben nicht sehr belastbar. Aufgrund seiner Charakteristik und seiner geringen Fahrstrecke wird dies besonders beim NYCC offensichtlich. Der Fahrzyklus zeigt ein sehr sensitives Verhalten gegenüber einer nicht ausgeglichenen Ladebilanz, sodass selbst geringe Abweichungen vom gewünschten Ladungsausgleich großen Einfluss auf den Kraftstoffverbrauch ausüben. Auf der anderen Seite ist ein Verbrauchsnachteil auf Seiten der ECMS mit ungünstig gewählten λ_{ref} durchaus zu erwarten. Denn wie im Abschnitt 7.1.2 beschrieben (siehe Abbildung 7.2 und Abbildung 7.3), benötigt die Referenzwertanpassung nach Gleichung (7.2) eine gewisse Zeit, bis der ungünstige initiale Referenzwert korrigiert wird. Während dieser Einlernphase ist nicht nur der Äquivalenzfaktor sondern auch die Ansteuerung und somit der Kraftstoffverbrauch ungünstig. Eine detaillierte Angabe der absoluten Verbrauchswerte, der Ladungsabweichung zum initialen Ladezustand sowie der vorgenommenen Kraftstoffkorrektur ist dem Anhang A.9 zu entnehmen.





Abbildung 7.5: Gegenüberstellung des absoluten Kraftstoffverbrauchs (korrigiert) für verschiedene untersuchte Betriebsstrategien und Fahrzyklen (je einmal durchfahren) mit ergänzender Angabe des über alle Fahrzyklen gemittelten Kraftstoffverbrauchs

Um eine belastbarere Aussage über die Qualität der Betriebsstrategieansätze zu erhalten, gilt es den Einfluss der Ladungsabweichung abzuschwächen. Darum werden analog der Vorgehensweise aus den Teilkapiteln 7.1.1 und 7.1.2 die Fahrzyklen wiederholt hintereinander durchfahren, sodass die Menge des insgesamt verbrauchten Kraftstoffs im Verhältnis zur korrigierten Kraftstoffmenge größer wird. Dadurch sinkt der Einfluss der Kraftstoffkorrektur infolge der Ladungsabweichung und die Verbrauchsangaben werden belastbarer. Die Tabelle 7.4 gibt an, wie häufig die einzelnen Fahrzyklen für die folgende Gegenüberstellung wiederholt hintereinander durchfahren wurden.

Tabelle 7.4: Anzahl	der Fahrzyklus-	Wiederholungen

Fahrzyklus	NEFZ	WLTP	FTP-72	NYCC	NI2DD
Anzahl Wieder- holungen	17	6	6	10	6

Die Abbildung 7.6 bestätigt die geringere Lösungsgüte des regelbasierten Ansatzes. Gegenüber dem PMP entsteht auch nach mehrmaligem Durchfahren der Zyklen ein mittlerer Mehrverbrauch von 4,7 %. Dass die regelbasierte Strategie durchaus gute Ergebnisse erreichen kann, zeigt die Analyse des NI2DD-Zyklus. Wie bereits in Abbildung 7.5 angedeutet, scheinen die vorabdefinierten Regeln besonders gut auf diesen Zyklus abgestimmt zu sein. Demgegenüber verdeutlichen die Resultate für die restlichen Fahrzyklen, dass die regelbasierte Betriebsstrategie diese gute Lösungsqualität bei beliebigen Fahrzyklen nicht aufrechterhalten kann.





Abbildung 7.6: Gegenüberstellung des absoluten Kraftstoffverbrauchs (korrigiert) für verschiedene untersuchte Betriebsstrategien und Fahrzyklen (mehrfach wiederholt) mit ergänzender Angabe des über alle Fahrzyklen gemittelten Kraftstoffverbrauchs

Die ECMS mit nichtprädiktiver Anpassung des Äquivalenzfaktors nach PEI erreicht eine deutlich bessere Lösungsgüte als die regelbasierte Vergleichsstrategie. Die Wahl des initialen Referenzwerts λ_{ref} scheint dabei kaum Einfluss auf die Qualität der Ansteuerung zu haben. Wie im Abschnitt 7.1.2 anhand des WLTP erläutert, gelingt es nach einer gewissen Einlernphase selbst ungünstig gewählte initiale Referenzwerte zu korrigieren und so qute Verbrauchswerte zu erzielen. Auffällig ist zudem, dass die ECMS für einige der untersuchten Fahrprofile sogar bessere Resultate als das PMP aufweist. Als wesentlichere Einflussquelle ist wiederum die nachträgliche Kraftstoffkorrektur zu vermuten. Durch das wiederholte Durchfahren der Fahrzyklen wird der Einfluss der Ladungsdifferenz und somit der Kraftstoffkorrektur auf die Resultate deutlich vermindert. Allerdings ist der Einfluss insbesondere bei großen Ladungsdifferenzen dennoch nicht vernachlässigbar. Auf die Möglichkeit den Einfluss der Ladungsabweichung durch noch häufigeres Durchfahren der Zyklen weiter abzuschwächen, wurde aus den folgenden Gründen verzichtet. Einerseits ist das Auffinden eines konstanten Äquivalenzfaktors/LAGRANGE-Multiplikators für deutlich häufigeres Durchfahren des NEFZ ohne Verletzung der Ladungsnebenbedingung voraussichtlich nicht möglich (siehe Anhang A.8). Unabhängig davon, tendiert die regelbasierte Strategie bei längeren Fahrstrecken für alle untersuchten Fahrzyklen zu einem entladenden Betrieb, weshalb die Ladungstrajektorie zunehmend zur unteren Ladungsgrenze konvergiert. Die dadurch eingeschränkte Nutzung der Batterie als Pufferspeicher wird sich vermutlich nachteilig auf die Verbrauchsergebnisse des regelbasierten Ansatzes auswirken. Andererseits profitiert die ECMS nach PEI von längeren Fahrstrecken, da die ungünstigen Referenzwerte nach relativ kurzer Zeit ausgeglichen werden. Je länger die Strecke

nach dieser Einlernphase wird, desto weniger fällt die anfänglich ungünstige Ansteuerung ins Gewicht. Detaillierte Angaben der absoluten Verbrauchswerte, der Ladungsabweichungen zum initialen Ladezustand und der vorgenommenen Kraftstoffkorrektur können dem Anhang A.9 entnommen werden.

Abschließend ist festzuhalten, dass die ECMS mit nichtprädiktiver Anpassung des Äquivalenzfaktors nach PEI sehr gute Verbrauchswerte ermöglicht. Das Verhalten ist zudem robust gegenüber eines ungünstig gewählten Referenzwerts, da dieser infolge der Referenzwertanpassung beschrieben durch Gleichung (7.2) nach einer gewissen Einlernphase ausgeglichen wird. Damit ist die untersuchte ECMS dem regelbasierten Ansatz überlegen, wobei mit der Angabe präziser Einsparungen behutsam umgegangen werden muss einerseits aus Ermangelung einer optimalen Referenzlösung und anderseits aufgrund des Einflusses der nicht zu vermeidenden Ladungsdifferenz auf die Ergebnisse. Bezugnehmend auf die präsentierten Resultate in [PeLe13] kann die Lösungsgüte dieses Ansatzes anhand der durchgeführten Analysen dennoch bestätigt werden.

8 Zusammenfassung und Ausblick

Zusammenfassung

Diese Arbeit hat eine Vielzahl aktueller Betriebsstrategieansätze für parallele HEV vorgestellt und verglichen. Nachdem eine methodenorientierte Einteilung in regelbasierte und optimierungsbasierte Betriebsstrategien vorgenommen wurde, konnten ansatzbedingt unterschiedliche Vor- und Nachteile aufgezeigt werden.

Durch die vorab definierten Gesetzmäßigkeiten zeichnen sich regelbasierte Ansätze gemeinhin durch eine robuste, stabile und online-fähige Ansteuerung aus. Demgegenüber stehen die aufwendige Erweiterbar- und Anpassbarkeit an verschiedene Fahrzeugarchitekturen/-komponenten, aber vor allem die verminderte Lösungsgüte bei variierenden Fahrprofilen. Zwar sind auch regelbasierte Ansätze in der Lage bei entsprechender Regeldefinition gute Ergebnisse zu erreichen, aber insbesondere beim Individualverkehr im Pkw-Bereich muss von verschiedenartigen Betriebsszenarien ausgegangen werden. Dieser grundsätzlichen Limitierung regelbasierter Ansätze entgegenzutreten, ist Gegenstand einiger vorgestellter Betriebsstrategien. Im Mittelpunkt des Interesses steht dabei die Generierung mehrerer Regelsätze, die an ausgewählte Leistungsprofile angepasst und entsprechend des jeweiligen Betriebsszenarios auszuwählen sind. Diese Auswahl wird einerseits durch eine Fahrzyklenerkennung mittels charakteristischer Fahrzeugbetriebsparameter (mittlere und maximale Geschwindigkeit, Beschleunigung etc.) und andererseits durch den aus dem PMP bekannten LAGRANGE-Multiplikator vorgenommen. Diese Entscheidungsvariable online zu bestimmen, führt letztlich zu derselben Herausforderung, der sich auch lokale optimierungsbasierte Methoden stellen müssen.

Als lokaler optimierungsbasierter Ansatz verdeutlicht die ECMS, dass die Lösungsgüte maßgeblich von der Bestimmung des Äquivalenzfaktors abhängt. In dieser Arbeit sind diesbezüglich verschiedene Bestimmungsmöglichkeiten vorgestellt wurden. [Kutt13] zeigt, dass durch einen prädiktiven Ansatz Verbrauchswerte nahe der optimalen Lösung für verschiedene Fahrszenarien ermöglicht werden. Als vielversprechender Ansatz wurde in dieser Arbeit auf Basis der Ausführungen in [PeLe13] eine ECMS mit nichtprädiktiver Bestimmung des Äquivalenzfaktors implementiert und beispielhaft an einem vorgegeben Fahrzeugmodell untersucht. Der Vergleich mit einer regelbasierten Betriebsstrategie verdeutlicht die gute Lösungsqualität dieses Ansatzes, welcher dank der Referenzwertanpassung auch ungünstig gewählte initiale Äquivalenzfaktoren ohne wesentlichen Nachteil in der Ergebnisgüte korrigiert. Speziell für den realen Einsatz, indem der ideale Referenzwert als unbekannt anzusehen ist, stellt diese recht simple Bestimmungsvorschrift einen interessanten Ansatz dar, der beispielsweise als nichtprädiktive Rückfallebene (vgl. [Kutt13]) genutzt werden kann.

Allerdings muss einer exakten Angabe des Einsparpotenzials dieses Ansatzes kritisch gegenüber getreten werden. Ein wichtiger Aspekt bleibt dabei die Abweichung des Ladezustands des elektrischen Energiespeichers von dem jeweiligen Startwert. Eine Ladungsdifferenz und somit eine Energiedifferenz in der Batterie beeinflusst den streckenspezifischen Kraftstoffverbrauch und muss daher in der Verbrauchsangabe berücksichtigt werden. Um eine Vergleichbarkeit der Verbrauchswerte zu ermöglichen, wird in dieser Arbeit ein kombinierter Ansatz verwendet. Einerseits wurde eine Korrekturvorschrift erarbeitet, die auf Basis gemittelter Wirkungsgrade den streckenspezifischen Kraftstoffverbrauch in Abhängigkeit der Ladungsdifferenz anpasst. Besonders im Falle deutlicher Ladungsdifferenzen kann dies jedoch zu teils erheblichen Veränderungen der Verbrauchswerte führen. Die infolge der nachträglichen Korrektur entstehende Ungenauigkeit erschwert die Angabe genauer Kraftstoffverbräuche. Daher wird andererseits durch wiederholtes Durchfahren der Testzyklen erreicht, dass der Einfluss der Ladungsdifferenz und somit auch der Kraftstoffkorrektur abgemindert wird. Dadurch entstehen belastbarere Verbrauchsangaben.

Eine akkurate Aussage über die Lösungsgüte ist letztlich nur in Verbindung mit einer optimalen Referenzlösung und einem exakten Ladungsausgleich möglich. Dafür kommen globale optimierungsbasierte Ansätze zum Einsatz, deren optimale Lösungsgüte allerdings mit einem sehr hohen Berechnungsaufwand einhergeht. Wie die Auswahl aktueller Forschungsbeiträge zeigt, wird daher vermehrt anstelle der üblichen numerischen eine analytische Lösung angestrebt. Die dazu notwendige Approximation der Maschinenkennfelder führt wiederum zu einer Abweichung von der optimalen Lösung, die primär von der Abbildungsgüte der verwendeten Näherungsfunktion und den verwendeten Energiewandlern beeinflusst wird. Im Vergleich zum Rechenleistungsgewinn fallen diese Abweichungen jedoch relativ gering aus. Wegen der Notwendigkeit des a priori bekannten Fahrprofils bleibt diesen approximativen Methoden ein Online-Einsatz, trotz der mitunter enorm reduzierten Berechnungsdauer, verwehrt. Lediglich im Rahmen eines modellprädiktiven Ansatzes und einem stark eingeschränkten Horizont wäre eine Implementierung denkbar. So stellt der Online-Einsatz, ähnlich der aus [Kutt13] bekannten GPO, zur prädiktiven Bereitstellung des Äquivalenzfaktors eine interessante Anwendungsmöglichkeit dieser approximativen Ansätze dar.

Ausblick

Um eine objektive Evaluierung weiterer Betriebsstrategieansätze vornehmen zu können, müssten diese jeweils umgesetzt und unter gleichen Randbedingungen und bestenfalls für verschiedene Fahrzeugmodelle ausgewertet werden. Aufbauend auf die Ergebnisse dieser Arbeit wäre daher die Implementierung und Analyse weitere Betriebsstrategien eine sinnvolle Aufgabenstellung zukünftiger Untersuchungen. Die Untersuchungsschwerpunkte sind dabei vielfältig. Eine Kombination verschiedener Fahrzyklen, die sich jeweils durch unterschiedliche ideale Äquivalenzfaktoren auszeichnen, stellt sicherlich einen interessanten Aspekt weiterführender Analysen bezüglich des implementierten ECMS-Ansatzes dar. Ebenso wäre eine Gegenüberstellung der analytischen Lösungsgüte und der Einsparung in der Berechnungsdauer im Vergleich zur numerischen ECMS denkbar. Dabei stellt die abschnittsweise lineare Approximation des VM-Kennfelds eine ebenso einfache wie vielversprechende Variante dar.

Im Zuge der Erarbeitung dieser Diplomarbeit entstand die Idee, die numerische und die analytische Lösung globaler optimierungsbasierter Verfahren zu kombinieren. Die Grundidee dieser Methode sieht vor, die Vorteile der beiden Lösungswege zu verbinden und gleichzeitig deren Nachteile in Lösungsgüte und Berechnungsdauer abzuschwächen. Dabei gilt es in einem ersten Schritt eine schnelle analytische Lösung des Optimierungsproblems zu ermitteln. Diese Ansteuerung ist Ausgangspunkt einer anschließenden numerischen Lösung des Optimierungsproblems. In diesem zweiten Schritt wird der numerische Lösungsraum in einem hinreichend kleinen Bereich entlang der zuvor berechneten suboptimalen analytischen Lösung aufgespannt. In der numerischen Berechnung muss somit nicht mehr der gesamte Lösungsraum betrachtet, sondern lediglich ein kleiner, um den zuvor näherungsweise analytisch bestimmten Ansteuerungsbereich, berücksichtigt werden. Voraussichtlich liegt die Berechnungsdauer in diesem Fall über der eines rein analytischen Ansatzes, aber vermutlich deutlich unter der einer rein numerischen Lösung. Zugleich ist von einer der konventionellen numerischen Lösung entsprechenden, optimalen Lösungsgüte auszugehen.

Schlussendlich besteht weiterhin die Herausforderung, eine Betriebsstrategie zu entwickeln, die dem Anforderungsprofil bestehend aus Lösungsqualität, Online-Fähigkeit, Anpassbar- und Erweiterbarkeit als auch dem Einhalten aller Rand- und Nebenbedingungen gerecht wird. Auf dem Weg dahin ist es von großer Wichtigkeit, die bisher existierenden Ansätze samt ihrer Eigenschaften zu kennen und einschätzen zu können. Dazu leistete diese Arbeit einen Beitrag.

Quellenverzeichnis

- [Ambü09] AMBÜHL, DANIEL: Energy management strategies for hybrid electric vehicles (Dissertation). Measurement and Control Laboratory : ETH Zürich, 2009
- [ASSG10] AMBUEHL, DANIEL ; SUNDSTROEM, E. ; SCIARRETTA, ANTONIO ; GUZZELLA, LINO: Explicit optimal control policy and its practical application for hybrid electric powertrains. In: *Control Engineering Practice* Bd. 18 (2010), Nr. 12, S. 1429–1439
- [Bäke12] BÄKER, BERNARD: *Elektronik und Informationssystemtechnik am Verbrennungsmotor und im Kfz* (Vorlesungsskript). TU Dresden, 2012
- [BeKä84] BERNOTAT, RAINER ; KÄPPLER, WOLF-DIETER: Wirksystem Fahrer-Fahrzeug-Umwelt. In: Verkehrsicherheit und Wirksystem Fahrer-Fahrzeug-Umwelt, Kolloquium des Instituts für Verkehrssicherheit im TÜV Rheinland e. V., Direktionsbereich Kraftfahrzeugverkehr : Verlag TÜV Rheinland GmbH, 1984, S. 13–44
- [BLMB09] BARLOW, T. J. ; LATHAM, S. ; MCCRAE, I. S. ; BOULTER, P. G.: A reference book of driving cycles for use in the measurement of road vehicle emission. 3. Aufl. : TRL Limited, 2009
- [Bmwa14] BMW AG: SPORTLICH UNTER STROM. Der Antrieb des BMW i8. URL http://www.bmw.de/de/neufahrzeuge/bmw-i/i8/2013/antrieb.html#. - abgerufen am 2014-06-17. — BMW i
- [BoVa09] BOYD, STEPHEN P. ; VANDENBERGHE, LIEVEN: *Convex optimization*. 7. print. with corr. Aufl. : Cambridge Univ. Press, 2009 ISBN 0521833787
- [BuLo04] BUTTELMANN, MAIK ; LOHMANN, BORIS: Optimierung mit Genetischen Algorithmen und eine Anwendung zur Modellreduktion, 2004
- [DeKo14] DEXTREIT, CLEMENT ; KOLMANOVSKY, ILYA V.: Game Theory Controller for Hybrid Electric Vehicles. In: *Ieee Transactions on Control Systems Technology* (2014)
- [Dies14] DIESELNET: Emission Test Cycles. URL https://www.dieselnet.com/standards/cycles/. abgerufen am 2014-07-04
- [Dude12] DUDENREDAKTION: *Duden*, *Die deutsche Rechtschreibung*. Bd. 1. 25. Aufl. Mannheim, Zürich : Dudenverlag, 2012
- [EbEG12] EBBESEN, SOREN ; ELBERT, PHILIPP ; GUZZELLA, LINO: Battery State-of-Health Perceptive Energy Management for Hybrid Electric Vehicles. In: *Ieee Transactions on Vehicular Technology* Bd. 61 (2012), Nr. 7, S. 2893–2900
- [Epa14] EPA, US: *Testing and Measuring Emissions* | *US EPA*. URL http://www.epa.gov/nvfel/testing/index.htm. abgerufen am 2014-10-14
- [Euro12] EUROPÄISCHE KOMMISSION: Verordnung (EU) Nr. 630/2012, Amtsblatt der Europäischen Union (2012). Datum des Inkrafttretens: 02/08/2012
- [Föll94] FÖLLINGER, OTTO: *Optimale Regelung und Steuerung*. 3., verb. Aufl. Aufl. : Oldenbourg, 1994 ISBN 9783486231168
- [GBKR14] GÖRKE, DANIEL ; BARGENDE, MICHAEL ; KELLER, UWE ; RUZICKA, NORBERT ; SCHMIEDLER, STEFAN: Research on the fuel-efficiency of parallel hybrid vehicles as a basis for the design of rule-based operating strategies (2014)
- [Gerd10] GERDTS, MATTHIAS: *Optimale Steuerung* (Vorlesungsskript). Universität Würzburg : Institut für Mathematik, 2010
- [GuSc13] GUZZELLA, LINO ; SCIARRETTA, ANTONIO: Vehicle Propulsion Systems : Introduction to Modeling and Optimization. 3. Aufl. : Springer, 2013 — ISBN 978-3-642-35912-5
- [Gutt04] GUTTENBERG, PHILIPP: Der Autarke Hybrid am Prüfstand Funktion, Kraftstoffverbrauch und energetische Analyse (Dissertation). TU München : Institut für Maschinen- und Fahrzeugtechnik – Lehrstuhl für Maschinenelemente, 2004
- [Helb13] HELBING, MAXIMILIAN: Potentialanalyse von Fahrerunterstützungsfunktionen mittels gekoppelter Simulation in komplexen Verkehrsszenarien (Studienarbeit). TU Dresden : Fakultät Verkehrswissenschaften "Friedrich List" Institut für Automobiltechnik Dresden - IAD Lehrstuhl für Fahrzeugmechatronik, 2013
- [Hofm10] HOFMANN, PETER: Hybridfahrzeuge: Springer Vienna, 2010 ISBN 3211891919
- [HOXW14] HOU, CONG ; OUYANG, MINGGAO ; XU, LIANGFEI ; WANG, HEWU: Approximate Pontryagin's minimum principle applied to the energy management of plug-in hybrid electric vehicles. In: *Applied Energy* Bd. 115 (2014), S. 174–189
- [Iser10] ISERMANN, ROLF: Mechatronische Fahrzeugkomponenten. In: ISERMANN, R.: Elektronisches Management motorischer Fahrzeugantriebe / Elektronik, Modellbildung, Regelung und Diagnose für Verbrennungsmotoren, Getriebe und Elektroantriebe : Vieweg+Teubner, 2010 — ISBN 3834893897
- [JaKK13] DE JAGER, BRAM ; VAN KEULEN, THIJS ; KESSELS, JOHN: Optimal Control of Hybrid Vehicles : Springer, 2013 ISBN 1447150767
- [KDGT12] KERMANI, S.; DELPRAT, S.; GUERRA, T.M.; TRIGUI, R.; JEANNERET, B.: Predictive energy management for hybrid vehicle. In: Special Section: IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes - ADCHEM 2009 Bd. 20 (2012), Nr. 4, S. 408–420
- [KMJK12] VAN KEULEN, THIJS ; VAN MULLEM, DOMINIQUE ; DE JAGER, BRAM ; KESSELS, JOHN T. B. A. ; STEINBUCH, MAARTEN: Design, implementation, and experimental validation of optimal power split control for hybrid electric trucks. In: *Control Engineering Practice* Bd. 20 (2012), Nr. 5, S. 547–558
- [KuPB11] KUM, DONGSUK ; PENG, HUEI ; BUCKNOR, NORMAN K.: Supervisory Control of Parallel Hybrid Electric Vehicles for Fuel and Emission Reduction. In: *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control-Transactions of the Asme* Bd. 133 (2011), Nr. 6, S. 061010
- [Kutt13] KUTTER, STEFFEN: *Eine prädiktive und optimierungsbasierte Betriebsstrategie für autarke und extern nachladbare Hybridfahrzeuge* (Dissertation). Fakultät Verkehrswissenschaften "Friedrich List" : TU Dresden, 2013
- [LaJE14] LARSSON, V. ; JOHANNESSON, L. ; EGARDT, B.: Analytic Solutions to the Dynamic Programming sub-problem in Hybrid Vehicle Energy Management. In: *Vehicular Technology, IEEE Transactions on* Bd. PP (2014), Nr. 99, S. 1–1

- [Lede12] LEDERMANN, THOMAS: *Partikel-Schwarm-Optimierung zur Objektlageerkennung in Tiefendaten* (Dissertation) : Jost-Jetter, 2012
- [LoNh12] LONG, V. T. ; NHAN, N. V.: Bees-Aalgorithm-Based Optimiazation of Component Size and Control Strategy Parameteters for Parallel Hybrid Electric Vehicles. In: *International Journal of Automotive Technology* Bd. 13 (2012), Nr. 7, S. 1177–1183
- [Mert10] MERTINS, FRANK: Energetische Bewertung von Betriebsstrategien im Hybrid-Antriebsstrang. In: ISERMANN, R.: Elektronisches Management motorischer Fahrzeugantriebe / Elektronik, Modellbildung, Regelung und Diagnose für Verbrennungsmotoren, Getriebe und Elektroantriebe : Vieweg+Teubner, 2010 – ISBN 3834893897
- [NEFO14] NUEESCH, TOBIAS ; ELBERT, PHILIPP ; FLANKL, MICHAEL ; ONDER, CHRISTOPHER ; GUZZELLA, LINO: Convex Optimization for the Energy Management of Hybrid Electric Vehicles Considering Engine Start and Gearshift Costs. In: Energies Bd. 7 (2014), Nr. 2, S. 834–856
- [Niss97] NISSEN, VOLKER: Einführung in evolutionäre Algorithmen / Optimierung nach dem Vorbild der Evolution : Vieweg, 1997 ISBN 3528054999
- [OtJa09] OTTENS, MANFRED ; JAOUAD, SAMIRA: *Einführung in die Regelungstechnik mit Fuzzy-Logik* (Vorlesungsskript). Technische Fachhochschule Berlin, 2009
- [OWMG12] OPILA, DANIEL F. ; WANG, XIAOYONG ; MCGEE, RYAN ; GILLESPIE, R. BRENT ; COOK, JEFFREY A. ; GRIZZLE, JESSY W.: An Energy Management Controller to Optimally Trade Off Fuel Economy and Drivability for Hybrid Vehicles. In: *Ieee Transactions on Control Systems Technology* Bd. 20 (2012), Nr. 6, S. 1490–1505
- [PeLe13] PEI, DEKUN ; LEAMY, MICHAEL J.: Dynamic Programming-Informed Equivalent Cost Minimization Control Strategies for Hybrid-Electric Vehicles. In: Journal of Dynamic Systems Measurement and Control-Transactions of the Asme Bd. 135 (2013), Nr. 5, S. 051013
- [PGDS00] PAGANELLI, G ; GUERRA, T. M. ; DELPRAT, S ; SANTIN, J-J ; DELHOM, M ; COMBES, E: Simulation and assessment of power control strategies for a parallel hybrid car. In: Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering Bd. 214 (2000), Nr. 7, S. 705–717
- [PiRi07] PISU, P. ; RIZZONI, G.: A Comparative Study Of Supervisory Control Strategies for Hybrid Electric Vehicles. In: *Control Systems Technology, IEEE Transactions on* Bd. 15 (2007), Nr. 3, S. 506–518
- [Rahm10] RAHMANN, SVEN: Konvexe Optimierung. TU Dortmund : Fakultät für Informatik, 2010
- [Salm07] SALMASI, F. R.: Control Strategies for Hybrid Electric Vehicles: Evolution, Classification, Comparison, and Future Trends. In: *Vehicular Technology*, *IEEE Transactions on* Bd. 56 (2007), Nr. 5, S. 2393–2404
- [SaOY14] SAMPATHNARAYANAN, BALAJI ; ONORI, SIMONA ; YURKOVICH, STEPHEN: An optimal regulation strategy with disturbance rejection for energy management of hybrid electric vehicles. In: *Automatica* Bd. 50 (2014), Nr. 1, S. 128–140
- [Saro08] SAROCH, LARS: Fahrertypabhängige Betriebsstrategie und leistungsbasierte Antriebsstrangregelung für Parallelhybridantriebe in PKW (Dissertation): VDI-Verl., 2008

- [SaSL14] SANTUCCI, ALBERTO ; SORNIOTTI, ALDO ; LEKAKOU, CONSTANTINA: Power split strategies for hybrid energy storage systems for vehicular applications. In: *Journal of Power Sources* Bd. 258 (2014), S. 395–407
- [ScGu07] SCIARRETTA, ANTONIO ; GUZZELLA, LINO: Control of hybrid electric vehicles. In: *Ieee Control Systems Magazine* Bd. 27 (2007), Nr. 2, S. 60–70
- [SeRO11] SERRAO, LORENZO; RIZZONI, GIORGIO; ONORI, SIMONA: A Comparative Analysis of Energy Management Strategies for Hybrid Electric Vehicles. In: *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control* Bd. 133 (2011), Nr. 3, S. 031012–031012
- [SKUB14] SCHUBERT, TORSTEN ; KRUMNOW, MARIO ; UEBEL, STEPHAN ; BÄKER, BERNARD ; KRIMMLING, JÜRGEN: Analyse eines LSA Assistenzsystems mittels nanoskopischer Simulation in komplexen Verkehrsszenarien. In: *Automatisierungssysteme, Assistenzsysteme und eingebettete Systeme für Transportmittel*. (2014)
- [Stie08] STIEGELER, MARKUS: Entwurf einer vorausschauenden Betriebsstrategie für parallele hybride Antriebsstränge (Dissertation). Fakultät für Ingenieurwissenschaften und Informatik : Universität Ulm, 2008
- [Unec11] UNECE: WLTC methodology (Vortrag zum 6. DHC Meeting). Genf : UNECE, 2011
- [UTLK14] UEBEL, STEPHAN; TEMPELHAHN, CONNY; LIEBERS, MIKE; KUTTER, STEFFEN; BAEKER, BERNARD: Anwendung der Variationsrechnung für Steuerungsaufgaben im Kraftfahrzeug. In: *AT-AUTOMATISIERUNGSTECHNIK* Bd. 62 (2014), Nr. 4, SI, S. 249–259
- [WCYJ09] WEIWEI, XIONG ; CHENGLIANG, YIN ; YONG, ZHANG ; JIANLONG, ZHANG: Seriesparallel Hybrid Vehicle Control Strategy Design and Optimization Using Realvalued Genetic Algorithm. In: *Chinese Journal of Mechanical Engineering* Bd. 22 (2009), Nr. 6, S. 862–868
- [Wiki14a] WIKIPEDIA: Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedures. *Wikipedia, the free encyclopedia*.
- [Wiki14b] WIKIPEDIA: Konvexe und konkave Funktionen. URL http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Konvexe_und_konkave_Funktione n&oldid=131937528. - abgerufen am 2014-07-21. — Wikipedia. — Page Version ID: 131937528
- [Witt04] WITT, CARSTEN: Über die Analyse randomisierter Suchheuristiken und den Entwurf spezialisierter Algorithmen im Bereich der kombinatorischen Optimierung (Dissertation). Dortumd : Universität Dortmund Fachbereich Informatik, 2004
- [WuZC12] WU, J. ; ZHANG, C.-H. ; CUI, N.-X.: Fuzzy Eenergy Management Strategy for a Hybrid Electric Vehicle based on Driving Cycle Recognition. In: *International Journal of Automotive Technology* Bd. 13 (2012), Nr. 7, S. 1159–1167
- [WWYC11] WU, LIANGHONG ; WANG, YAONAN ; YUAN, XIAOFANG ; CHEN, ZHENLONG: Multiobjective Optimization of HEV Fuel Economy and Emissions Using the Self-Adaptive Differential Evolution Algorithm. In: *Ieee Transactions on Vehicular Technology* Bd. 60 (2011), Nr. 6, S. 2458–2470

- [YaWH12] YAN, FENGJUN ; WANG, JUNMIN ; HUANG, KAISHENG: Hybrid Electric Vehicle Model Predictive Control Torque-Split Strategy Incorporating Engine Transient Characteristics. In: *Ieee Transactions on Vehicular Technology* Bd. 61 (2012), Nr. 6, S. 2458–2467
- [YTFP13] YUAN, ZOU ; TENG, LIU ; FENGCHUN, SUN ; PENG, HUEI: Comparative Study of Dynamic Programming and Pontryagin's Minimum Principle on Energy Management for a Parallel Hybrid Electric Vehicle. In: *Energies* Bd. 6 (2013), Nr. 4, S. 2305–2318
- [ZhLG14] ZHANG, YI ; LIU, HEPING ; GUO, QIANG: Varying-Domain Optimal Management Strategy for Parallel Hybrid Electric Vehicles. In: *Ieee Transactions on Vehicular Technology* Bd. 63 (2014), Nr. 2, S. 603–616

A Anhang

A.1 Ergänzung Betriebsstrategien

Dieser Abschnitt dient dazu, weitere Betriebsstrategieansätze aufzulisten, die während der Recherche gefunden allerdings im Kontext dieser Arbeit nicht näher vorgestellt wurden.

Regelbasiert

Art/Bezeichnung	Bemerkung	Literaturangabe
Regeln aus DP	Entwurfsmethode für eine Betriebsstrategie, die neben Kraftstoff auch Emissionen, mit Berücksichtigung des Kaltstarts bzw. Auf- wärmverhaltens des KAT, senkt. Optimie- rungsproblem mittels DP gelöst und daraus Regeln extrahiert (comprehensive extraction method). Betriebsziele: Minimierung Kraftstoffver- brauch und Emissionen	[KuPB11]
Regeln aus Game Theory	Betriebsbedingungen des Fahrzeugs (Ge- schwindigkeit und Radmoment) und der An- triebsstrang werden als zwei "Spieler" in ei- nem nichtkooperativen Spiel mit endlichem Horizont angesehen. Gütefunktion ähnlich der DP formuliert. Regeln in LUT gespeichert und an Prototyp (Land Rover Freelander2 HEV) getestet. Betriebsziele: Minimierung Kraftstoffver- brauch und NOx (mit Schaltstrategie und VM- Betriebswahl)	[DeKo14]
Regeln aus Stochas- tik-DP	Betriebsziel: Minimierung Kraftstoffverbrauch unter Beachtung von Schalt- und VM- Betriebszustand	[OWMG12]
Regeladaption mit- tels Genetischem Algorithmus	Inkl. Komponentenauslegung (VM) und Adap- tion Ladungsbegrenzungen. Für leistungsver- zweigtes HEV. Betriebsziel: Minimierung Kraftstoffverbrauch	[WCYJ09]

Tabelle A.1: Ergänzung regelbasierte Betriebsstrategien

Optimierungsbasiert

Art/Bezeichnung	Bemerkung	Literaturangabe
MPC	ECMS-Ansatz mit 10s Vorausschau. Schwer- punkt auf Einbindung eines VM Modells mit Berücksichtigung transienter Zustandsände- rungen. Betriebsziel: Minimierung Kraftstoffverbrauch	[YaWH12]
MPC	ECMS-Ansatz	[KDGT12]

Tabelle A.2: Ergänzung optimierungsbasierte Betriebsstrategien

Weitere

Tabelle A.3: Ergänzung weitere Betriebsstrategien

Art/Bezeichnung	Bemerkung	Literaturangabe
\mathcal{H}_{∞} -Regler	Steuergesetzes enthält eine "Tuning-Variable" μ, die abhängig vom Testzyklus kalibriert werden muss. Diese wird iterativen für den getesteten Fahrzyklus ermittelt (Manhattan Driving Cycle). Mit dem optimalem μ liegt der Verbrauch 4% über dem der DP. Betriebsziel: Minimierung Kraftstoffverbrauch (keine Beachtung der Fahrbarkeit oder der	[SaOY14]
	Fahrstufe)	
Energiemanagement eines Dualspeicher- systems	Speichersystem bestehend aus Batterie und SuperCap. Stellt MPC und DP Lösung vor und vergleicht mit einer regelbasierten Strategie. Betriebsziel: Erhöhen der Batterielebensdauer (keine Betriebsstrategie)	[SaSL14]

A.2 Konvexe Optimierung

Konvexe Funktionen

Ein Auszug aus [Rahm10, S. 13] soll zunächst die wesentlichen Eigenschaften einer konvexen Funktion darlegen.

Eine Funktion $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ heißt konvex, wenn:

- ihr Definitionsbereich eine konvexe Menge $C \subset \mathbb{R}^n$ ist, und
- für je zwei Punkte $x, y \in C$ und alle $\lambda \in [0, 1]$ gilt:

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \le \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$$
(A.1)

Ferner heißt *f* streng oder strikt konvex, wenn:

- für je zwei Punkte $x \neq y \in C$ und alle $\lambda \in (0, 1)$ gilt:

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) < \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$$
(A.2)

Die Ungleichung (A.2) wird durch die Abbildung A.1 veranschaulicht. Die Tabelle A.4 zeigt einige Beispiele konvexer Funktionen [Rahm10, S. 20 ff.].



Abbildung A.1: (Streng) Konvexe Funktion aus [Wiki14b]

Konvexe Optimierung

Aus der allgemeinen Formulierung eines Optimierungsproblems

$$\min f_0 \tag{A.3}$$

$$f_i \le 0 \text{ für } i = 1, \dots, m \tag{A.4}$$

$$h_i = 0 \text{ für } i = 1, \dots, p$$
 (A.5)

wird ein konvexes Optimierungsproblem, wenn die zu minimierende Funktion f_0 (z. B. HAMILTON-Funktion) und f_i für i = 1, ..., m konvex und h_i für i = 1, ..., p affin sind [Rahm10, S. 29 ff.].

Die Gleichung (A.5) repräsentiert im Anwendungsfall die Randbedingungen und kann nach [JaKK13, S. 43] für den ladungserhaltenen Betrieb wie folgt formuliert werden:

$$h(x,\overline{u}) = \int_{t_0}^{t_e} P_{Batt}(t)dt = 0$$
(A.6)

Die Steuergröße \overline{u} sowie die Zustandsgröße x können den Gleichungen (3.7) und (3.8) entnommen werden.

(Un-)Gleichung (A.4) gewährleistet die Einhaltung der Nebenbedingungen aus Gleichung (3.5) und soll am Beispiel der Ladungsgrenzen verdeutlicht werden.

$$f_{1} = \begin{bmatrix} SOC(t) - SOC_{max} \\ SOC_{min} - SOC(t) \end{bmatrix} \le \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$
(A.7)

Der bedeutende Vorteil konvexer Optimierungsprobleme ist, dass es sich bei Auffinden eines lokalen Optimums auch um ein globales Optimum handelt. Durch weitere Einschränkung der Konvexitätsanforderungen ergeben sich folgende Spezialfälle konvexer Optimierung [Rahm10, S. 30]:

Quadratische Programmierung (QP)

Ist f_0 konvex quadratisch und die f_i affin, dann handelt es sich um ein Quadratisches Problem bzw. Quadratische Programmierung.

Lineare Programmierung (LP)

Sind f_0 und die f_i affin, dann spricht man von einem linearen Problem bzw. linearer Programmierung.

Für die Grundlagen konvexer Optimierung wird auf [Rahm10] und [BoVa09] verwiesen.

Funktion $f(x)$	Konvexität/Konkavität
mx + n	Affine (konstante, lineare) Funktionen sind konvex und konkav, da ihre zweite Ableitung auf $\mathbb R$ verschwindet
$ax^2 + bx + c$	konvex auf \mathbb{R} genau, wenn $a \ge 0$ und
	stark konvex mit Konstante a , wenn $a > 0$
$x^2, x^4, x^6 \dots$	streng konvex auf ${\mathbb R}$
$x^3, x^5, x^7 \dots$	streng konvex auf [0, ∞],
	streng konkav auf] – $\infty, 0$]
x^a	wenn $a \leq 0$ oder $a \geq 1$, streng konvex auf [0, ∞ [,
$a \cdot log x$	wenn $a = 1$, streng konkav auf $]0, \infty [$,
	wenn $a = -1$, streng konvex auf $]0, \infty[$
$e^{\pm x}$	streng konvex

Tahelle A 4 ·	Reisniele	konveyer	Funktionen	aus	[Rahm10 '	S	20 ff	1
rubene /	Delopicie	Ronvexer	runktionen	uus		5.	20 11	• 1

A.3 Ergänzungen zum Fahrzeugmodell

Die folgenden Ergänzungen zum Fahrzeugmodell basieren auf [Kutt13].

In HEV ist die Batterieladung SOC(t) bzw. $Q_{Batt}(t)$ die Zustandsgröße x(t):

$$\overline{x}(t) = x(t) = SOC(t) \tag{A.8}$$

$$SOC(t) = \frac{Q_{Batt}(t)}{Q_{Batt,max}}$$
(A.9)

Die Batterieladung ist linear vom Stromfluss $I_{Batt}(t)$ abhängig und mit Berücksichtigung eines Anfangsladungszustands $Q_{Batt}(t_0)$ folgt:

$$Q_{Batt}(t) = Q_{Batt}(t_0) + \int -I_{Batt}(t)dt.$$
(A.10)

Die Elektrische Leistungsbilanz des Hochvoltbordnetzes eines HEV (ohne dynamische Verlustanteile oder Reaktionszeiten) ergibt sich aus der Batterieleistung $P_{Batt}(t)$, der elektrischen Leistung der EM $P_{EM}(t)$ und der Leistung der Nebenaggregate des Hochvoltnetzes $P_{BNHV}(t)$ zu

$$P_{Batt}(t) = P_{EM}(t) + P_{BNHV}(t).$$
(A.11)

 $P_{Batt}(t)$ kann unter Beachtung des Innenwiderstands $R_i(t)$ und der Ruhespannung U_{Batt} mit

$$P_{Batt}(t) = U_{Batt}(t)I_{Batt}(t) - R_i(t)I_{Batt}(t)^2$$
(A.12)

substituiert werden (einfaches Ersatzschaltbild aus Spannungsquelle U_{Batt} in Reihe zu Innenwiderstand R_i). Durch Einsetzen von (A.11) in (A.12) und Umstellen nach $I_{Batt}(t)$ mittels quadratischer Lösungsvorschrift folgt:

$$I_{Batt}(t) = \frac{U_{Batt}(t)}{2R_{i}(t)} \pm \sqrt{\left(\frac{U_{Batt}(t)}{2R_{i}(t)}\right)^{2} - \frac{P_{EM}(t) + P_{BNHV}(t)}{R_{i}(t)}}$$
(A.13)

Aus Plausibilitätsgründen kann anstelle des " \pm " ein – gesetzt werden, da ohne Leistungsanforderung ($P_{Batt}(t) = P_{EM}(t) + P_{BNHV}(t) = 0$) auch kein Strom fließen kann $\rightarrow I_{Batt}(t) = 0$. Die Spannung der Batterie $U_{Batt}(t)$ als auch der Innenwiderstand R_i sind im allgemeinen abhängig von der Ladung, sodass $U_{Batt}(t) = f_U(Q_{Batt}(t))$ bzw. $R_i(t) = f_R(Q_{Batt}(t))$. Der Einfluss der Ladung wird in Abhängigkeit des Batteriemodells häufig vernachlässigt, wodurch U_{Batt} und R_i als konstant angenommen werden können ($\rightarrow U_{Batt}(t) = U_{Batt} = const$. und $R_i(t) = R_i = const$) [Kutt13, S.40]. Durch Ableitung von (A.10) nach der Zeit folgt die Zustandsdifferentialgleichung

$$\frac{1}{\overline{x}}(t) = f(\overline{x}(t), \overline{u}(t), t) \approx f(\overline{u}(t), t) = \frac{-I_{Batt}(\overline{u}(t), t)}{Q_{Batt,max}}$$
(A.14)

Die effektive Lade- bzw. Endladeleistung \bar{P}_{Batt} im inneren der Batterie ist [Kutt13, S. 42]:

$$\bar{P}_{Batt}'(t) = f_{Bat}(\bar{P}_{EM}) = \frac{U_{Batt}(t)^2}{2R_i(t)} - U_{Batt}(t) \cdot \sqrt{\left(\frac{U_{Batt}(t)}{2R_i(t)}\right)^2 - \frac{\bar{P}_{EM}(t) + P_{BNHV}(t)}{R_i(t)}}$$
(A.15)

A.4 Technische Eckdaten des Fahrzeugmodells

Tabelle A.5:Technische Eckdaten des Fahrzeugmodells aus [Kutt13]

Komponente	Audi A2 1.4 TDI
Verbrennungsmotor	3-Zylinder mit Turbolader
Hubraum	1422 cm ³
max Leistung	55 kW bei 4000 1/min
max Drehmoment	195 Nm bei 2200 1/min
Elektromaschine	Synchronmaschine
max. Leistung	12,4 kW
max. Moment	136 Nm
Batterie	LiFePO
Nennkapazität	6,9 Ah
Nennspannung	330 V
Getriebe	manuell
Übersetzung Gang 1-5	3,78 - 2,12 - 1,36 - 0,97 - 0,76
Achsübersetzung	3,39
Fahrleistungen	
Höchstgeschwindigkeit	173 km/h
Beschleunigung 0-100 km/h	12,6 s
Fahrzeugmasse	
konventionell (ohne Fahrer)	1020 kg
zusätzl. Fahrzeugmasse	
infolge Hybridisierung	эх,эр кд





Abbildung A.2: Geschwindigkeitstrajektorie der Fahrzyklen NEFZ (oben) und WLTP (unten)



Abbildung A.3: Geschwindigkeitstrajektorie der Fahrzyklen FTP-72 (oben), NYCC (Mitte) und NI2DD (unten)

A.6 Auswahl Strafkosten für Gangwechsel und VM-Start/Stopp



Abbildung A.4: Anzahl der Parametervariationen für den NEFZ (links) und den WLTP (rechts) die innerhalb und außerhalb des gewünschten SOC-Bereichs liegen.

A.7 Auswahl Parameter für nichtprädiktive Äquivalenzfaktoranpassung nach PEI



Abbildung A.5: Einfluss von K_p auf den Kraftstoffverbrauch für den NEFZ in 17-facher Wiederholung



Abbildung A.6: Einfluss von K_p auf die Ladungsabweichung am Simulationsende für den NEFZ in 17-facher Wiederholung



Abbildung A.7: Einfluss von K_p auf den Kraftstoffverbrauch für den WLTP in 6-facher Wiederholung



Abbildung A.8: Einfluss von K_p auf die Ladungsabweichung am Simulationsende für den WLTP in 6facher Wiederholung

A.8 Einfluss eines konstanten Äquivalenzfaktors auf ΔSOC im NEFZ

Auf der Suche nach einem konstanten Äquivalenzfaktor $\lambda = const.$, welcher zum Ladungsausgleich ($SOC(t_0) \approx SOC(t_e)$) führt, wurde deutlich, dass ein solcher Faktor nicht ausnahmslos gefunden werden kann. Abbildung A.9 verdeutlicht diesen Umstand für den NEFZ und der in Kap 6.3.2 getroffenen Konfiguration der Strafkosten. Dabei ist die Differenz der Ladungen zu Beginn und am Ende der Simulation ΔSOC (siehe Gleichung (A.16)) über verschiedene $\lambda = const.$ aufgetragen.

$$\Delta SOC = SOC(t_e) - SOC(t_0) \tag{A.16}$$

Offensichtlich zeigt ΔSOC ein nichtstetiges Verhalten im Bereich der Nullstelle $\Delta SOC = 0$, weshalb das Auffinden eines ladungserhaltenden $\lambda = const.$ in diesem Fall unmöglich ist. Während die Ladungsdifferenz nach einer Wiederholung relativ gering ausfällt, vervielfacht sich dieser Unterschied entsprechend bei mehrmaliger Wiederholung des Zyklus.

Diese Beobachtungen bestätigen die in [Kutt13, S. 123] aufgefallene hohe Sensitivität der Ladungsabweichung gegenüber dem Äquivalenzfaktor. Als Grund dafür werden die ausgeprägten Gleichleistungsanteile des synthetischen NEFZ angeführt, durch die es bereits bei kleinen Änderungen des Äquivalenzfaktors zu deutlichen Ansteuerungsänderungen kommt.



Abbildung A.9: Einfluss eines $\lambda = const.$ auf die Ladungsabweichung am Fahrtende im NEFZ einfach (rechts) und in 17-facher Wiederholung (links)

A.9 Ergänzung - Vergleich der ECMS mit einer regelbasierten Betriebsstrategie

Da die untersuchten Betriebsstrategieansätze keinen Ladungsausgleich gewährleisten können, kommt es infolge der Kraftstoffkorrektur nach Kapitel 6.3.1 zu teils erheblichen Veränderungen des verbrauchten Kraftstoffs. Wie bereits betont ist eine Korrektur zwar notwendig, um eine Vergleichbarkeit zu erreichen allerdings muss man sich deren Einfluss bei der Auswertung der Ergebnisse bewusst sein.

Naturgemäß kommt es insbesondere bei großen Abweichungen vom gewünschten Ladezustand zu einer relativ großen nachträglichen Anpassung des Kraftstoffverbrauchs. Vor allem die regelbasierte Betriebsstrategie tendiert in allen Fahrzyklen zu einer deutlichen Entladung der Batterie. Beim NEFZ und dem WLTP zeigt sich in den Untersuchungen der nichtprädiktiven Anpassung des Äquivalenzfaktors nach PEI eine stets positive Ladungsabweichung, die zu einer nachträglichen Verringerung des Verbrauchswerts führt. Grund dafür ist eine am Ende beide Zyklen ausgedehnte Verzögerungsphase, die infolge der Rekuperation zu einem deutlichen positiven Ladungsabweichung führt, die ohne prädiktive Maßnahme kaum (Berücksichtigung kinetische Energie, vgl. Kap. 3.3.3 Formel (3.37) oder auch [Kutt13, S. 59]) verhindert werden kann. Weiterhin ist das Auffinden eines konstanten Äquivalenzfaktors, der zu einer ausgeglichenen Ladungsbilanz führt, für den NEFZ aus den im Anhang A.8 diskutierten unstetigen Verlauf der ΔSOC -Trajektorie nicht möglich.

Die Tabellen der Abschnitte A.9.1 und A.9.2 weisen neben dem absoluten Kraftstoffverbrauch, das ΔSOC am Ende der Simulation sowie die jeweils vorgenommene prozentuale Kraftstoffkorrektur auf. Die folgende Tabelle zeigt die verwendete Nomenklatur.

Tabelle A.6:	Verwendete	Nomenklatur
--------------	------------	-------------

RB	Regelbasierte Betriebsstrategie				
0,5		$\lambda_{ref} = 0.5 \cdot \lambda_{opt}$			
1,5	ECMS nach PEI mit:	$\lambda_{ref} = 1.5 \cdot \lambda_{opt}$			
1		$\lambda_{ref} = \lambda_{opt}$			
PMP	PONTRJAGINSCHES Maximumsprinzip ($\lambda_{ref} = \lambda_{opt} = const.$)				

A.9.1 Fahrzyklen einmal wiederholt

Tabelle A.7: Absoluter Kraftstoffverbrauch und prozentualer Mehrverbrauch zur Referenz mit konstantem Äquivalenzfaktor (PMP)

Fahrzył	Stra	ategie	RB	0,5	1,5	1	PMP
NFF7		l 100 km	2,72	2,58	2,5	2,47	2,51
		% ¹	8,37	2,79	-0,40	-1,59	0,00
WLTP		l 100 km	3,2	2,95	2,96	2,92	2,99
		% ¹	7,02	-1,34	-1,00	-2,34	0,00
FTP-72		l 100 km	2,5	2,52	2,35	2,43	2,3
		$\%^1$	8,70	9,57	2,17	5,65	0,00
NYCC		l 100 km	3,21	4	3,07	2,91	2,9
		$\%^1$	10,69	37,93	5,86	0,34	0,00
NI2DD		l 100 km	4,58	4,57	4,58	4,58	4,55
		$\%^1$	0,66	0,44	0,66	0,66	0,00
	mit	l 100 km	3,24	3,32	3,09	3,06	3,05
ge-		$\%^1$	6,30	8,98	1,38	0,39	0,00
mittelt	ohne	$\frac{l}{100 \ km}$	3,38	3,34	3,25	3,25	3,22
	linee	% ¹	4,90	3,68	0,71	0,79	0,00

¹ Prozentualer Mehrverbrauch zur Referenz mit konstantem Äquivalenzfaktor (PMP)

Fahrzyklus Strategie	NEFZ	WLTP	FTP-72	NYCC	NI2DD
RB	-9,08	-9,76	-8,58	-0,35	-10,02
0,5	-0,16	3,65	-9,29	-5,45	-5,56
1,5	15,42	9,21	2,48	13,31	-5,36
1	12,53	7,84	-5,65	0,20	-5,56
PMP	1,80	0,02	-0,17	0,34	0,42

Tabelle A.8: SOC-Abweichung in %

Tabelle A.9: Kraftstoffkorrektur infolge SOC-Abweichung in % bezogen auf den Ausgangsverbrauch

Fahrzyklus		WLTP FTP-7			FTD 70	NI2DD	gemittelt*		
Strategie	NEFZ		FIP-72	WLIP FIP-72	NYCC		NI2DD	NI2DD	mit NYCC
RB	-32,27	-12,39	-31,74	-6,48	-1,97	16,97	19,60		
0,5	-0,49	4,03	-33,84	-306,97	-1,22	69,31	9,89		
1,5	29,65	9,75	6,66	64,30	-1,17	22,30	11,81		
1	25,33	8,27	-19,73	2,76	-1,22	11,46	13,64		
PMP	4,77	0,03	-0,51	4,59	0,09	2,00	1,35		

negatives Vorzeichen \triangleq Verbrauchserhöhung, positives Vorzeichen \triangleq Verbrauchssenkung

* Mittelwert der Beträge der Kraftstoffkorrektur

A.9.2 Fahrzyklen mehrfach wiederholt

Tabelle A.10: Anzahl der Fahrzyklus-Wiederholungen

Fahrzyklus	NEFZ	WLTP	FTP-72	NYCC	NI2DD
Anzahl Wieder- holungen	17	6	6	10	6

Strategie Fahrzyklus		RB	0,5	1,5	1	PMP	
NFF7	$\frac{l}{100 \ km}$		2,64	2,55	2,56	2,55	2,55
		% ¹	3,53	0,00	0,39	0,00	0,00
WLTP	1	l .00 km	3,12	2,97	2,98	2,97	2,99
	% ¹		4,35	-0,67	-0,33	-0,67	0,00
FTP-72	1	l .00 km	2,49	2,33	2,33	2,32	2,29
		% ¹	8,73	1,75	1,75	1,31	0,00
NYCC	$\frac{l}{100 \ km}$ %		3,25	2,91	2,98	2,92	2,94
Miee			10,54	-1,02	1,36	-0,68	0,00
NI2DD	1	l .00 km	4,55	4,56	4,56	4,56	4,55
		% ¹	0,00	0,22	0,22	0,22	0,00
ge- mittelt	mit _	l .00 km	3,21	3,06	3,08	3,06	3,06
	MICC	$\%^1$	4,77	0,00	0,59	0,00	0,00
	ohne	l .00 km	3,20	3,10	3,11	3,10	3,10
		$\%^1$	3,39	0,24	0,40	0,16	0,00

Tabelle A.11: Absoluter Kraftstoffverbrauch und prozentualer Mehrverbrauch (mehrfach wiederholt) zur Referenz mit konstantem Äquivalenzfaktor (PMP)

¹ Prozentualer Mehrverbrauch zur Referenz mit konstantem Äquivalenzfaktor (PMP)

Tabelle A.12: SOC-Abweichung in 9	% (mehrfach wiederholt)
-----------------------------------	-------------------------

Fahrzyklus Strategie	NEFZ	WLTP	FTP-72	NYCC	NI2DD
RB	-9,90	-11,58	-10,57	-9,75	-10,18
0,5	4,16	5,88	-3,79	-0,16	-5,33
1,5	9,10	5,85	-3,98	-1,46	-5,34
1	9,14	5,88	-3,81	0,15	-5,32
РМР	19,55	-0,45	-0,30	-0,50	0,36

Fahrzyklus	NEFZ	WLTP	FTP-72	NYCC	NI2DD	gemittelt*	
Strategie						mit NYCC	ohne NYCC
RB	-1,66	-2,24	-5,11	-18,18	-0,33	5,50	2,33
0,5	0,66	1,13	-1,92	-0,22	-0,19	0,83	0,98
1,5	1,42	1,13	-2,03	-2,44	-0,19	1,44	1,20
1	1,43	1,14	-1,95	0,27	-0,19	1,00	1,18
PMP	3,06	-0,09	-0,16	-0,81	0,01	0,83	0,83

Tabelle A.13:Kraftstoffkorrektur infolge SOC-Abweichung (mehrfach wiederholt) in % bezogen auf den Ausgangsverbrauch

negatives Vorzeichen \triangleq Verbrauchserhöhung, positives Vorzeichen \triangleq Verbrauchssenkung

* Mittelwert des Betrags der Kraftstoffkorrektur