

**Modellprädiktive Regelung  
eines innovativen Thermomanagement-Systems  
für batterieelektrische Fahrzeuge**

Zur Erlangung des akademischen Grades eines  
DOKTORS DER INGENIEURWISSENSCHAFTEN (Dr.-Ing.)

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

DISSERTATION

von

Dipl.-Ing. Torben Fischer

Tag der mündlichen Prüfung:	20. Dezember 2021
Hauptreferent:	Prof. Dr. rer. nat. Frank Gauterin
Korreferent:	Univ.-Prof. Dr. rer. nat. habil. Christian Kirches



# Kurzfassung

Im Zuge der fortschreitenden Elektrifizierung der Fahrzeuge fällt mit steigender Effizienz die zur Verfügung stehende Abwärme der Antriebsstrangs zur Deckung des Wärmebedarfs des Innenraums. Die zusätzlich notwendigen Maßnahmen zur thermischen Konditionierung des Innenraums äußern sich in einem rein elektrischen Betrieb bei kalten Umgebungstemperaturen in einer signifikant reduzierten Reichweite. Um diesem Problem entgegenzuwirken, befasst sich diese Dissertation mit der Entwicklung eines ganzheitlichen energieeffizienten Thermomanagement-Systems auf Basis einer umkehrbaren Wärmepumpe. Die Nutzung der Umgebungswärme senkt den elektrischen Energiebedarf des Thermomanagement-Systems im Vergleich zu herkömmlichen Systemen basierend auf elektrischen Zuheizern bereits deutlich. Die anfallende Abwärme der elektrischen Komponenten kann zusätzlich eingebracht werden und trägt zu einer weiteren Reduktion des elektrischen Energiebedarfs durch Drosselung des Kompressors bei. Um das Potenzial dieses Mehrgrößensystems vollständig zu nutzen, wird eine nichtlineare modellprädiktive Regelung (NMPC) entwickelt. Dieser fortschrittliche Regelungsansatz bedient sich eines mathematischen Modells des Systems und optimiert die Stellgrößen in einem definierten Zeithorizont auf Basis aktueller Messdaten. Es wird gezeigt, dass bei Kenntnis des zu erwartenden Geschwindigkeitsprofils und damit der zukünftig im Antriebsstrang entstehenden Abwärme eine hochpräzise Regelung möglich ist. Ein experimenteller Machbarkeitsnachweis wird gezeigt, welcher eine echtzeitfähige NMPC-Regelung einer Wärmepumpe in einem Fahrzeug-Demonstrator darstellt.



# Abstract

In the course of the electrification of drive systems less waste heat is generated to cover the heat demand of the passenger cabin. This results in a significantly reduced electric range in cold seasons or climate regions. This doctoral thesis deals with the development of a holistic energy-efficient thermal management system to avoid a range drop due to thermal conditioning. The basis is a central reversible heat pump with secondary coolant loops. The integration of ambient heat already reduces the consumption of the thermal management system compared to conventional systems based on resistive heaters. Additionally, waste heat of electric drive components can be used to further reduce the consumption by throttling the compressors of the heat pump. To exploit the full potential of the resulting multiple-input multiple-output system a Nonlinear Model Predictive Control (NMPC) is developed. This advanced control approach uses a mathematical model of the system and optimizes the manipulated variables for a defined time horizon based on measurement data. The approach shows advantages in comfort and consumption by incorporating the future velocity profile of the vehicle. The virtual investigations are followed by an experimental proof-of-concept showing the real-time NMPC control of a heat pump integrated in a vehicle mock-up.



# Danksagung

Die Dissertation entstand während meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter in der Projektgruppe Neue Antriebssysteme (NAS) des Fraunhofer Instituts für Chemische Technologie (ICT). Ich bedanke mich bei Prof. Frank Gauterin für die Betreuung, bei Prof. Christian Kirches für das Zweitgutachten und bei Dr. Martin Gießler für die Erstkorrektur der vorliegenden Arbeit. Für das Gelesen vor der Erstabgabe danke ich Tobias, Nils und Anne, die mich auf zahlreiche Fehler aufmerksam gemacht haben. Mein Dank gilt aber auch dem Team am NAS, das immer für ein sehr angenehmes Arbeitsumfeld sorgte. Die gute Zusammenarbeit am NAS war in jeder Hinsicht fruchtbar für die Entwicklung der Arbeit.

Besonders bedanken möchte ich bei Dr. Tom Kraus, mit dem ich über zwei Jahre einen regelmäßigen fachlichen Austausch über den Regelungsansatz führte. Auch gemeinsame Treffen mit Prof. Christian Kirches an der Universität Heidelberg hatten zahlreiche Problemlösungen zum Resultat. Gemeinsame Publikationen waren letztendlich die Früchte dieser Zusammenarbeit. Ebenfalls bin ich Karl-Heinz Hassel der Rheinmetall Automotive AG dankbar, der das Vorhaben hardwareseitig stets unterstützte und bei Fragen zu Kältekreisläufen mein Ansprechpartner war.

Danken möchte ich außerdem meiner Freundin Anne und meinen Eltern, die mich in Höhen und Tiefen immer unterstützt und mich in meinem Vorhaben bestärkt hat.

Karlsruhe, im Juli 2018

*Torben Fischer*





# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einführung</b>	<b>1</b>
1.1	Motivation	1
1.2	Stand der Technik und der Forschung	2
1.3	Ziele und Beiträge der Dissertation	6
1.4	Gliederung und Aufbau der Dissertation	7
<b>2</b>	<b>Thermomanagement-Systeme von PKWs</b>	<b>9</b>
2.1	Thermisch relevante Komponenten im Elektrofahrzeug	9
2.2	Ansätze zur Energieeffizienzsteigerung	11
2.3	Funktionsweise der betrachteten Heiztechnologien	14
2.3.1	Elektrischer Zuheizter	14
2.3.2	Wärmepumpe	15
2.4	Systemvergleich	17
2.4.1	Verbrennungsmotorisch: Konventionelles System	18
2.4.2	Batterieelektrisch: System mit elektrischem Zuheizter	18
2.4.3	Batterieelektrisch: System mit umkehrbarer Wärmepumpe	19
2.4.4	Batterieelektrisch: Ganzheitliches System mit zentraler Wärmepumpe	20
<b>3</b>	<b>Modellierung des Gesamtsystems</b>	<b>25</b>
3.1	Modellierungssprache Modelica	25
3.2	Thermodynamische Modellierung	26
3.2.1	Wärmeübertrager mittels Finite-Volumen-Methode	26
3.2.2	Wärmeübertrager mittels Moving-Boundary-Methode	27
3.2.3	Expansionsventil	32

3.2.4	Kompressor . . . . .	32
3.2.5	Sammler . . . . .	33
3.2.6	Stoffdaten . . . . .	33
3.3	Gesamtfahrzeugmodell . . . . .	34
3.3.1	Fahrzeugmodell . . . . .	34
3.3.2	Fahrwiderstände . . . . .	34
3.3.3	Elektromotor . . . . .	35
3.3.4	Batterie . . . . .	36
3.3.5	Leistungselektronik . . . . .	39
3.3.6	Fahrzyklen . . . . .	39
<b>4</b>	<b>Experimentelle Validierung des Simulationsmodells . . . . .</b>	<b>41</b>
4.1	Definition Zielfahrzeug . . . . .	41
4.2	Aufbau und Integration des Systems in den Fahrzeugdemonstrator	42
4.3	Parametrierung des Simulationsmodells . . . . .	47
4.3.1	Thermische Parameter . . . . .	47
4.3.2	Kompressor . . . . .	49
4.3.3	Öffnungsquerschnitt Expansionsventil . . . . .	50
4.4	Validierung der Simulationsmodelle . . . . .	51
4.4.1	Wärmepumpe . . . . .	51
4.4.2	Transientes Aufheizen . . . . .	52
<b>5</b>	<b>Simulative Untersuchung des entwickelten Thermomanagement-Systems . . . . .</b>	<b>55</b>
5.1	Nachweis der Funktionsfähigkeit . . . . .	55
5.2	Energiebedarfsreduktion und Reichweitensteigerung . . . . .	58
5.3	Thermische Batteriekonditionierung . . . . .	61
5.4	Zwischenfazit . . . . .	64
<b>6</b>	<b>Aufbau der nichtlinearen modellprädiktiven Regelung . . . . .</b>	<b>67</b>
6.1	Mathematische Grundlagen . . . . .	67
6.1.1	Definition eines Optimalsteuerungsproblems . . . . .	69
6.1.2	Numerische Lösungsansätze . . . . .	70

6.1.3	Lösung mittels des Mehrfachschießverfahrens . . . . .	71
6.1.4	Echtzeititerationsschema . . . . .	77
6.2	Optimierungssoftware MUSCOD . . . . .	79
6.3	Functional Mock-Up Interface . . . . .	80
6.4	Kalman-Filter . . . . .	81
6.5	Entwickeltes Software Framework . . . . .	84
6.5.1	Virtuelle NMPC . . . . .	85
6.5.2	NMPC des realen Systems . . . . .	86
<b>7</b>	<b>Nichtlineare modellprädiktive Regelung eines Thermomanagement-Systems . . . . .</b>	<b>89</b>
7.1	Modelladaptionen . . . . .	89
7.2	Wahl der Berechnungsmethode der Jacobi-Matrix . . . . .	91
7.3	Anwendung I: Thermische Konditionierung des Innenraums . . . . .	95
7.3.1	Definition des Setups . . . . .	95
7.3.2	Untersuchung des Zeithorizonts . . . . .	98
7.3.3	Transientes Aufheizen der Innenraumkabine . . . . .	98
7.3.4	Reaktion auf äußere Störungen . . . . .	101
7.3.5	Untersuchung der Echtzeitfähigkeit . . . . .	104
7.4	Anwendung II: Prädiktive thermische Konditionierung des Innenraums unter Vorgabe des Geschwindigkeitsprofils . . . . .	105
7.4.1	Definition des Setups . . . . .	105
7.4.2	Resultate . . . . .	106
7.5	Anwendung III: Thermische Konditionierung des Gesamtsystems . . . . .	110
7.5.1	Definition des Setups . . . . .	111
7.5.2	Resultate . . . . .	114
7.6	Anwendung IV: Echtzeitfähige NMPC-Regelung im Fahrzeug . . . . .	118
7.6.1	Definition des Setups . . . . .	118
7.6.2	Kalman Filter . . . . .	119
7.6.3	Resultate . . . . .	124
<b>8</b>	<b>Fazit . . . . .</b>	<b>129</b>
8.1	Zusammenfassung der Resultate . . . . .	129

8.2	Ausblick . . . . .	130
<b>A</b>	<b>Anhang . . . . .</b>	<b>133</b>
A.1	Codebeispiel: FMU Ansteuerung . . . . .	133
A.2	Codebeispiel: Kopplung Optimierer - FMU . . . . .	134
A.3	Codebeispiel: Zielfunktion Optimierer . . . . .	134
A.4	Codebeispiel: Steuerungsskript Virtuelle NMPC . . . . .	135
A.5	Codebeispiel: Steuerungsskript Reale NMPC . . . . .	136
A.6	Differentielle Zustände des Modells . . . . .	137

# Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

## Abkürzungen

BEV	Batterieelektrisches Fahrzeug (engl. battery electric vehicle)
CAN	Bussystem im Fahrzeug (engl. controller area network)
COP	Leistungszahl für Kältekreisläufe (engl. coefficient of performance)
DAE	Algebro-Differenzialgleichung (engl. differential algebraic equation)
DAQ	Datenerfassungssystem (engl. data acquisition)
HEV	Hybridelektrisches Fahrzeug (engl. hybrid electric vehicle)
HWT	Heizungswärmeübertrager
IP	Innere-Punkt-Verfahren
KKT	Karush-Kuhn-Tucker Bedingungen
MPC	Modellprädiktive Regelung (engl. model predictive control)
NEFZ	Neuer Europäischer Fahrzyklus
NLP	Nichtlineares Programm
NMPC	Nichtlineare Modellprädiktive Regelung (engl. nonlinear model predictive control)
OCP	Optimalsteuerungsproblem (engl. optimal control problem)
ODE	Gewöhnliche Differenzialgleichung (engl. ordinary differential equation)

PID	PID-Regler (engl. proportional-integral-derivative controller)
PSM	Permanenterregte Synchronmaschine
PTC	Kaltleiter (engl. positive temperature coefficient)
R1234yf	Kältemittel 2,3,3,3-Tetrafluorpropen
RMSE	Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme (engl. root mean square error)
SOC	Ladezustand (engl. state of charge)
SQP	Sequenzielle Quadratische Programmierung
WLTC	Fahrzyklus, engl. worldwide harmonized light vehicles test cycle

### Indizes

0	Initialwerte
$2ph$	zweiphasig
$fl$	Zustand an Siedelinie (hochgestellt)
$g$	Zustand an Taulinie (hochgestellt)
$i$	Index der Mehrfachschießknoten
$is$	isentrop
$k$	Index des Zeitschritts der NMPC-Regelung und Index der SQP-Iterationen (Echtzeititerationsschema)
$k^-$	a-priori Schätzung des k-ten Zeitschritts
$sc$	unterkühlt, engl. subcooled
$sf$	Sekundärfluid
$sh$	überhitzt, engl. superheated
$T$	Transponierung
$V$	Verlust
$W$	Wand

**Mathematische Größen**

$\hat{x}$	Geschätzter Zustandsvektor des Kalman Filters
$\lambda$	Lagrange-Multiplikator für Gleichheitsbedingung
$\mathcal{L}$	Lagrange-Funktion
$\mu$	Lagrange-Multiplikator für Ungleichheitsbedingung
$\Phi$	Quadratische Approximation der Zielfunktion
$\tau$	Zeit innerhalb OCP
$\tilde{h}$	Zeithorizont der dynamischen Optimierung
$\tilde{z}$	Zustandsvektor der algebraischen Zustände
$\xi$	Sollwerte
$A$	Systemmatrix der Zustandsraumdarstellung
$B$	Steuermatrix der Zustandsraumdarstellung
$E$	Einheitsmatrix
$e$	Mayer-Term der Zielfunktion
$H$	Kalman Jacobimatrix Messung
$K$	Kalman Verstärkung
$L$	Integration des Lagrange-Terms auf Zeitintervall
$l$	Lagrange-Term der Zielfunktion
$N$	Anzahl der Mehrfachschieß-Intervalle
$P$	Kalman Fehlerkovarianzmatrix
$q$	Stückweise konstante Steuerung der NMPC
$Q_{KF}$	Kalman Fehlerkovarianzmatrix des Modells
$q_{KF}$	Relative Standardabweichung des Modellfehlers (Kalman Filter)
$R_{KF}$	Kalman Fehlerkovarianzmatrix der Messung
$s$	Differentieller Zustand der separaten Anfangswertprobleme
$u$	Steuerungsvektor
$x$	Zustandsvektor der differenziellen Zustände

$y$	Vektor der freien Optimierungsvariablen
$z$	Messvektor des Kalman Filters

### Physikalische Größen

$\alpha$	Wärmeübergangskoeffizient	W/(m <sup>2</sup> ·K)
$\bar{l}$	relative Länge bez. auf Gesamtlänge	-
$\dot{m}$	Massenstrom	kg/s
$\dot{Q}$	Wärmestrom	W
$\epsilon$	Volumetrischer Dampfgehalt	-
$\eta$	Wirkungsgrad	-
$\gamma$	Steigungswinkel	°
$\mu$	Reibungskoeffizient	-
$\rho$	Dichte	kg/m <sup>3</sup>
$A$	Fläche	m <sup>2</sup>
$a$	Beschleunigung	m/s <sup>2</sup>
$C$	Wärmekapazität	J/(K)
$c_p$	spezifische Wärmekapazität	J/(kg·K)
$c_r$	Rollwiderstandskoeffizient	-
$c_w$	Strömungswiderstandskoeffizient	-
$F$	Kraft	N
$f$	Frequenz	Hz
$g$	Erdbeschleunigung	N/kg
$h$	spezifische Enthalpie	J/kg
$I$	Strom	A
$J$	Trägheitsmoment	kg/m <sup>2</sup>
$M$	Drehmoment	Nm
$m$	Masse	kg



$P$	Leistung	W
$p$	Druck	Pa
$R$	Widerstand	$\Omega$
$r$	Radius	m
$r_{dyn}$	Dynamischer Radhalbmesser	m
$T$	Temperatur	K
$t$	Zeit	s
$U$	Spannung	V
$V$	Volumen	m <sup>3</sup>
$v$	Geschwindigkeit	m/s



# 1 Einführung

## 1.1 Motivation

Im Zuge der fortschreitenden Klimaerwärmung müssen die CO<sub>2</sub>-Emissionen reduziert werden. Nach [50] gilt eine CO<sub>2</sub>-Konzentration von 450 ppm in der Atmosphäre noch als ausreichend, um das ausgerufenen 2-Grad-Ziel gerade nicht zu verfehlen. In Deutschland trägt laut Umweltbundesamt der Verkehr nicht unerhebliche 17% zu den gesamten CO<sub>2</sub>-Emissionen bei (s. Abb. 1.1). Die sinkende Tendenz der gesamten CO<sub>2</sub>-Emissionen wird hierbei nicht von dem Verkehrssektor gestützt. Die Stagnierung ist auf einen zunehmenden Verkehr bei einer gleichzeitigen Senkung des Kraftstoffverbrauchs zurückzuführen.

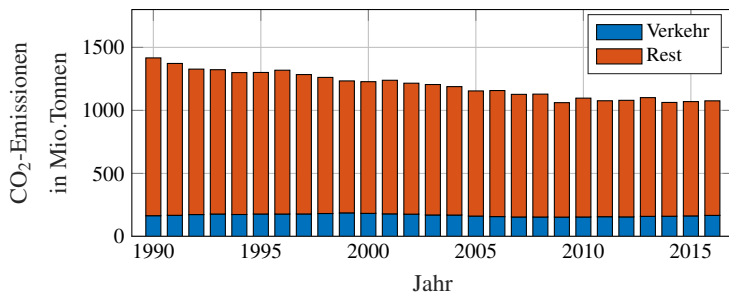


Abbildung 1.1: Gesamte und verkehrsbezogene CO<sub>2</sub>-Emissionen in Deutschland, Daten nach [71].

Eine weitere Senkung des Kraftstoffverbrauchs der Fahrzeuge und eine dadurch resultierende CO<sub>2</sub>-Emissionsminderung ist daher unerlässlich und ein essentieller Baustein zum Erreichen der gesteckten Klimaziele. Dies wird derzeit mit einer fortschreitenden Elektrifizierung des Fahrzeugs angestrebt. Im hybridelektri-

schen Fahrzeug (HEV) wird der konventionelle Verbrennungsmotor durch einen Elektromotor ergänzt, der seine Energie aus einem elektrischen Energiespeicher bezieht. Je nach Anordnung der Energiewandler kann der Verbrennungsmotor beispielsweise konstant in seinem Bestpunkt betrieben werden und durch einen seriellen Generator die Batterie wieder aufladen. Die beiden Energiewandler können jedoch auch parallel auf die Antriebsachse wirken, wodurch sich die generierten Drehmomente addieren. Dadurch werden wirkungsgradungünstige Drehzahl- und Drehmomentbereiche des Verbrennungsmotors vom Elektromotor übernommen, während der Verbrennungsmotor Bereiche hohen Wirkungsgrads übernimmt (vgl. [38]). Das rein elektrische Fahrzeug (BEV) ist in seiner Effizienz dem hybridelektrischen überlegen, jedoch limitiert die derzeitige Energiedichte der Traktionsbatterie die Reichweite. Ferner sind die Kosten der elektrochemischen Speicher noch zu hoch, um einen durchgreifenden Erfolg auf dem Markt gewährleisten zu können.

Der Übergang von verbrennungsmotorischen Antrieben zu elektrischen Antrieben bewirkt neben der gestiegenen Effizienz folglich auch eine verminderte anfallende Abwärme. Diese prinzipiell positive Konsequenz bedeutet jedoch, dass in kalten Jahreszeiten die benötigte Wärme für die thermische Konditionierung des Fahrzeuginnenraums zusätzlich generiert werden muss. Zur Deckung des Wärmebedarfs muss daher elektrische Energie aus der Batterie in Wärme gewandelt werden, wodurch sich die Reichweite reduziert. Je nach Fahrprofil und Umgebungstemperatur kann der Anteil des Thermomanagement-Systems an der benötigten gesamten elektrischen Leistung mitunter bis zu 40% betragen (vgl. [75]). Ein weit verbreiteter Ansatz ist es daher, das Thermomanagement-System des Elektrofahrzeugs zu optimieren.

## 1.2 Stand der Technik und der Forschung

Im Folgenden wird der Stand der Technik und der Forschung in den Themengebieten Thermomanagement im Elektrofahrzeug sowie dessen Regelung und

Anwendungen von nichtlinearen modellprädiktiven Regelungen (NMPC, engl. nonlinear model predictive control) beleuchtet.

### **Thermomanagement im Elektrofahrzeug**

Die entfallende Abwärme des Verbrennungsmotors muss in elektrifizierten Fahrzeugen durch eine entsprechende Heiztechnologie ersetzt werden. Hierfür bieten sich grundlegend die Möglichkeiten eines elektrischen Zuheizers, einer Wärmepumpe und eines Brennstoffheizers an. Letztere ist im Einsatz eines reinen Elektrofahrzeugs nicht praktikabel, da speziell für die thermische Konditionierung Kraftstoff mitgeführt werden müsste. Die elektrische Beheizung mittels PTC-Heizelementen (engl. positive temperature coefficient, Kaltleiter) ist eine simple Lösung, um dem Innenraum unter Aufwand von elektrischer Energie Wärme bereitzustellen. Zu Beginn der Entwicklung von Elektrofahrzeugen war dieser Ansatz daher die Wahl der Hersteller. Auch heute, Stand 2018, verfügen noch viele Elektrofahrzeuge aufgrund der kompakten Bauweise und der einfachen Regelbarkeit PTC-Heizelemente, wie aus Tab. 1.1 zu entnehmen ist. Die Ausführungen unterscheiden sich zwischen Heizung im Luftpfad und in einem Kühlmittel-Heizkreis, der über einen Heizungswärmetauscher an den Innenraum angebunden ist. Trotz des hohen Wirkungsgrads des PTC-Heizelements, der nahezu bei 100% liegt, reduziert sich die elektrische Reichweite signifikant in Abhängigkeit von der Umgebungstemperatur. Dies ist in der im Vergleich zur Antriebsleistung relativ hohen benötigten Wärmeleistung begründet. [70] gibt in einem Praxisbericht durchschnittlich eine Senkung um 27% der Reichweite bei einer Umgebungstemperatur von 0 °C an.

In der Folge wurde vermehrt in die Optimierung und Verbesserung der Thermomanagement-Systeme von Elektrofahrzeugen investiert. Öffentlich geförderte Projekte wie GaTE („Ganzheitliches Thermomanagement im E-Fahrzeug“) und EFA („Energieeffizientes Fahren“) zeigen die Notwendigkeit einer Weiterentwicklung. Inhalt dieser Forschungsprojekte ist die Integration einer Wärmepumpe in das Elektrofahrzeug als nächsten Entwicklungsschritt. Durch die Nutzung von Umgebungswärme lässt sich der elektrische Energiebedarf des Thermomanagement-Systems gegenüber Systemen mit elektrischen Zuheizern deutlich reduzieren. [39]

Fahrzeug	Heiz- technologie	Abwärme- nutzung	Medium Batterie- kond.	Batterie- kond.
Tesla Model S	PTC	ja	Kühlmittel	aktiv
Tesla Model 3	PTC	ja	Kühlmittel	aktiv
Smart Electric Drive	PTC	ja	Kühlmittel	aktiv
BMW i3	PTC/ WP	nein	Kältemittel	aktiv
Renault ZOE	WP	nein	Luft	aktiv
Nissan Leaf	WP	nein	Luft	passiv
Volkswagen e-golf	PTC/ WP	ja	Luft	passiv
Opel Ampera-e	PTC	nein	Kühlmittel	aktiv

Tabelle 1.1: Übersicht über kommerzielle Elektrofahrzeuge (Stand 2018) und ihre Thermomanagement-Systeme nach [21], [80] und [63]. PTC bezeichnet einen elektrischen Zusatzheizler (s. 2.3.1), WP die Wärmepumpe (s. 2.3.2).

und [49] behandeln ebenfalls die Integration einer Wärmepumpe in das Thermomanagement-System eines Elektrofahrzeugs. [77] beleuchtet konkret den Nutzen der Sekundärkreisläufe einer zentralen Wärmepumpe.

Eine weitere Effizienzsteigerung verspricht man sich von einem ganzheitlichen Thermomanagement-System, da nun zusätzlich zur Umgebungswärme die Abwärme der Antriebsstrangkomponenten genutzt wird. Dies steigert die Komplexität des Systems signifikant. Wie in Tab. 1.1 ersichtlich, sind inzwischen einige Elektrofahrzeuge auf dem Markt, die in Serie oder optional eine Wärmepumpe anbieten. Die Kombination aus Wärmepumpe und Abwärmenutzung ist nach aktuellem Stand allerdings noch nicht verfügbar.

Ein weiterer essentieller Aspekt des Thermomanagements für batterieelektrische Fahrzeuge ist die thermische Konditionierung der Batterie. Die existierenden Systeme unterscheiden sich in der Wahl des Mediums, wobei die spezifische Kälteleistung von Luft über Kühlmittel bis hin zu Kältemittel zunimmt. Zudem

gibt es Systeme, die die Batterie auf Umgebungstemperatur abkühlen (passiv), oder mittels Kältekreislauf unter Umgebungstemperatur bringen können (aktiv). Die Beheizbarkeit der Batterie ist ein weiterer Freiheitsgrad.

### **Regelung des Thermomanagement-Systems**

Die Regelungs- und Steuersysteme im Bereich der Thermomanagement-Systeme bestehen zumeist noch aus Zweipunktreglern, welche in Abhängigkeit der gesetzten Schwellwerte an- oder ausschalten. Dies betrifft hauptsächlich Pumpen und Ventile im Thermomanagement-System. Für die Regelung der Leistung, z. B. von PTC-Heizelementen, bieten sich PID-Regler an, welche kontinuierlich durch Anpassung der Stellgröße auf Abweichungen der Regelgröße von Ist- und Sollwert reagieren. Bei komplexeren Systemen, speziell bei Mehrgrößensystemen, kann dies jedoch zu Problemen führen, da die Änderung einer Stellgröße gleichzeitig die Änderung von mehreren Regelgrößen bewirken kann.

### **(N)MPC Anwendung und Forschung**

Für die Regelung von Mehrgrößensystemen kommen u.a. modellprädiktive Regler infrage (MPC, engl. model predictive control), welche die Stellgrößen des Systems fortlaufend auf Basis eines zugrundeliegenden Modells optimieren. Zusätzlich können Prozess-, Regel- und Stellgrößen restringiert werden. Dies macht die Anwendung für eine Vielzahl von Branchen interessant. [57] zeigt eine Übersicht der verfügbaren kommerziellen MPC-Regler und deren Anwendungen aus dem Jahr 2003. Mit Abstand führend waren die Anwendungen innerhalb der Raffinerie-Branche, wo die MPC-Regler aufgrund der großen Zeitkonstanten über relativ viel Zeit verfügen, um die optimalen Stellgrößen bereitzustellen. Inzwischen gibt es jedoch auch vielfältige Anwendungen im Automobilbereich: Trajektorienplanung für autonome Fahrzeuge ([54]), Emissionen ([64]), Energiemanagement ([9] und [13]), Verbrennungsmotor ([6]) und auch Thermomanagement-Systeme ([22]). Eine gute Übersicht ist in [14] und [40] zu finden.

Im Rahmen dieser Arbeit kommt eine nichtlineare modellprädiktive Regelung zum Einsatz. Im Vergleich zur linearen MPC kann ein nichtlineares Systemmo-

dell basierend auf physikalischen Grundgesetzen verwendet werden. Aufgrund des deutlich intensiveren Rechenaufwands sind Echtzeitanwendungen seltener zu finden (vgl. [1]). Die Anwendung im Automobil ist aktuell Gegenstand der Forschung: NMPC-Regelung eines Restwärmenutzungssystems ([36]), des Thermomanagements für Hybridfahrzeuge ([47]) und auch die Gangwahl eines LKWs ([44]). Die NMPC-Regelung einer Klimaanlage wurde in [32] beschrieben, einer Adsorptionskälteanlage in [5]. Die erstmalige Nutzung eines Modelica-Modells innerhalb einer NMPC-Regelung wurde in [27] beschrieben. Die Nutzung einer Functional Mockup-Unit (FMU, s. Kap. 6.3) innerhalb einer NMPC-Regelung wurde erstmals in [30] beschrieben.

### **1.3 Ziele und Beiträge der Dissertation**

Innerhalb dieser Dissertation soll ein Thermomanagement-System für batterieelektrische Fahrzeuge entwickelt werden, welches die während des Betriebs anfallende Abwärme in einem ganzheitlichen Ansatz nutzen kann. Um den fehlenden Betrag zwischen Wärmebedarf und zur Verfügung stehender Abwärme zu decken, soll als Herzstück eine Wärmepumpe integriert werden. Die Regelung des entstehenden komplexen Systems, welches neben Innenraum auch die Batterie und die Antriebsstrangkomponenten thermisch konditionieren muss, soll letztlich über eine entwickelte NMPC-Regelung übernommen werden.

Im Folgenden wird näher auf die Schwerpunkte der Entwicklungen eingegangen.

#### **Zentrales Thermomanagement mit umkehrbarer Wärmepumpe**

Wärmepumpen nutzen Umgebungswärme und müssen daher lediglich die Differenz zwischen Wärmebedarf und Wärmeaufnahme elektrisch bereitstellen. Es ergibt sich dadurch ein signifikant geringerer elektrischer Energiebedarf und eine damit verbundene höhere elektrische Reichweite, da mehr elektrische Energie für den Vortrieb zur Verfügung steht.



### **Ganzheitlicher Ansatz**

In einem ganzheitlichen Ansatz wird die Wärme nicht nur aus der Umgebung bezogen, sondern auch die Abwärme der Antriebsstrangkomponenten verwendet. Bei ausreichendem Temperaturniveau der Abwärme lässt sich diese direkt nutzen, wodurch die Wärmepumpe dementsprechend gedrosselt werden kann. Sollte die Temperatur der Abwärme zu niedrig sein, so kann die Wärme genutzt werden, um das untere Temperaturniveau der Wärmepumpe anzuheben, was den COP (engl. coefficient of performance, s. Kap. 2.3.2) des Systems steigern kann.

### **Nichtlineare Modellprädiktive Regelung**

Ein mathematisches Modell des Systems wird verwendet, um fortlaufend die optimale Kombination der Stellgrößen zu errechnen. Dies hat zu einem Auswirkung auf den Aspekt Komfort, zum anderen wird der Aspekt Energieeffizienz angegangen.

### **Echtzeitfähige Darstellung der NMPC-Regelung in einem Fahrzeugdemonstrator**

Die Echtzeitfähigkeit der entwickelten virtuellen Regelung wird in einem Fahrzeug, das als Demonstrator dient, anhand von Aufheizszenarien unter Beweis gestellt.

## **1.4 Gliederung und Aufbau der Dissertation**

Die Dissertation folgt im Aufbau im Wesentlichen dem chronologischen Entwicklungsprozess des Systems.

Nach der Einleitung und Hinführung auf das Thema in Kap. I wird in Kap. II die Konzeption des Systems anhand der Identifizierung der Wärmequellen und -senken und deren typischen Temperaturen im Betrieb erläutert. Das entworfene Konzept wird im nächsten Schritt in einem Simulationsmodell in der Modellierungssprache Modelica abgebildet. Die Modellierung der einzelnen Komponenten wird in Kap. III auf Basis physikalischer Grundsätze hergeleitet. Mithilfe von

Messdaten einer in einen Fahrzeug-Demonstrator integrierten Wärmepumpe wird das Modell anschließend in Kap. IV validiert. Die Regelung des entwickelten Systems übernimmt in einem ersten Ansatz eine PID-Regelung. In Kap. V werden mithilfe des validierten Modells erste Potenzialabschätzungen vorgestellt. Nach einer Hinführung auf die wesentlichen Grundzüge der nichtlinearen modellprädiktiven Regelung und der zugrundeliegenden dynamischen Optimierung in Kap. VI werden in Kap. VII verschiedene NMPC-Anwendungen dargestellt, welche auch die Demonstration der Echtzeitfähigkeit eines reduzierten Systems in einem Fahrzeugdemonstrator beinhalten. Den Schluss bilden ein Fazit der Dissertation und der Ausblick in Kap. VIII.

## 2 Thermomanagement-Systeme von PKWs

### 2.1 Thermisch relevante Komponenten im Elektrofahrzeug

Die thermischen Betriebsbereiche der unterschiedlichen Fahrzeugkomponenten variieren signifikant. Tab. 2.3 zeigt eine Übersicht der Wärmequellen und -senken und der thermischen Betriebsbereiche im Fahrzeug.

#### Innenraum

Die mittlere Soll-Raumtemperatur wird in der Gebäudeklimatisierung je nach Funktion des Raums mit ungefähr 20 °C angegeben. Sie ist jedoch speziell im Fahrzeuginnenraum abhängig von verschiedenen Faktoren wie Umgebungstemperatur, Luftgeschwindigkeit, Luftfeuchte etc. Bei fallender Außentemperatur erhöht sich die Solltemperatur, um die abgegebene Wärmestrahlung zu kompensieren (vgl. [18]). Es wird daher eine Solltemperatur-Funktion in Abhängigkeit von der Außentemperatur  $f_T(T_{umg})$  definiert, deren relevante Werte in Tab. 2.1 zu finden sind.

Umgebungstemperatur	−20 °C	−10 °C	0 °C	10 °C
Soll-Innenraumtemperatur	27,5 °C	25,5 °C	23,2 °C	22 °C

Tabelle 2.1: Soll-Innenraumtemperatur bei verschiedenen Umgebungstemperaturen nach [18].

## **Traktionsbatterie**

Der Betriebsbereich einer Lithium-Ionen-Batterie sollte deren „Wohlfühlbereich“ umfassen. Dieser wird in der Literatur unterschiedlich angegeben ([12], [78], [52]), kann aber mit 20 °C bis 40 °C angenommen werden. In diesem Bereich kann die kalendarische und zyklische Alterung möglichst gering gehalten werden. Ein Betrieb außerhalb dieses Bereichs ist durchaus möglich, aus ökonomischer Sicht allerdings nicht empfehlenswert.

Der Innenwiderstand der Batterie steigt mit fallender Zelltemperatur an, was zu einer erhöhten Wärmeentwicklung und folglich einem schlechteren Wirkungsgrad führt. Weiterhin verlangsamen sich die zellinternen chemischen Prozesse, was zu einer temporär verminderten Leistungsabgabe führt. Dies resultiert in einem erhöhten Spannungsabfall bei Belastung der Batterie, wodurch temporär eine Reduzierung der entnehmbaren Kapazität zu beobachten ist. Speziell bei Zelltemperaturen unter 0 °C während des Ladevorgangs kann die Batterie sogar durch das sogenannte Lithium Plating irreversibel geschädigt werden. Dabei wird metallisches Lithium an der Anode abgelagert (vgl. [45]). Mit zunehmender Zelltemperatur fällt zwar der Innenwiderstand, die kalendarische Alterung nimmt jedoch zu. Bei Überschreiten der Temperatur über eine kritische Grenze werden unter weiterer Wärmefreisetzung schließlich Zellkomponenten zersetzt. Die in Gang gesetzte Kettenreaktion ist als Thermisches Durchgehen (engl. thermal runaway) bekannt und kann bis zum Zellbrand führen.

## **Elektromotor**

Der thermische Betriebsbereich von Elektromotoren umfasst einen sehr weiten Bereich. Begrenzend nach unten ist das, je nach Anteil des Frostschutzmittels, auskristallisierende Kühlmittel und nach oben die thermische Zersetzung der Isolierlacke. Diese sind in thermische Klassen eingeteilt und bestimmen daher die maximale Wicklungstemperatur im Stator (s. Tab. 2.2), die als heißeste Stelle gilt. Die Verluste setzen sich aus ohmschen Verlusten, Ummagnetisierung der Blechpakete und Wirbelstromverluste zusammen (vgl. [38, Kap. 4.2]). Im Fall der permanenterregten Synchronmaschine besteht zusätzlich die Gefahr einer

möglichen Entmagnetisierung der Permanentmagnete. Die Grenztemperatur ist die sogenannte Curie-Temperatur, die reale maximale Einsatztemperatur liegt deutlich darunter. Die Bestimmung der Magnettemperatur gestaltet sich aufgrund des Einbauorts im Rotor als schwierig und wird daher gezielt modelltechnisch untersucht (vgl. [68]).

Bezeichnung	Y	A	E	B	F	H
max. Temp.	90 °C	105 °C	120 °C	130 °C	155 °C	180 °C

Tabelle 2.2: Isolierstoffklassen nach [19].

## Leistungselektronik

Die Leistungselektronik ist thermisch primär durch die Temperatur des Halbleiter-Chips (IGBT) begrenzt. Ab einer Temperatur von ca. 150 °C der Sperrschicht beginnt der Halbleiter auch ohne Steuersignal zu leiten. Das Hybridkit von Infineon gibt einen weiten Temperaturbereich von  $-40\text{ °C}$  bis  $175\text{ °C}$  an (vgl. [41]).

## Übersicht

Das zu entwickelnde Thermomanagement-System soll nun in der Lage sein, möglichst energieeffizient die Komponenten in ihrem thermischen Betriebsbereich zu halten. Möglich ist dies durch Nutzung von Synergieeffekten. So kann in Abhängigkeit von den Temperaturniveaus eine Komponente mit Wärmebedarf die Wärme einer Komponente mit Wärmeüberschuss aufnehmen. Tab. 2.3 zeigt eine Übersicht der thermisch relevanten Komponenten mit dem jeweiligen thermischen Betriebsbereich und den Wärmeströmen.

## 2.2 Ansätze zur Energieeffizienzsteigerung

Um die Reichweite von Elektrofahrzeugen durch eine Optimierung des Thermomanagements zu erhöhen, kommen verschiedene Maßnahmen infrage (vgl. [34]). Tab. 2.4 zeigt einen morphologischen Kasten zur Erhöhung der Energieeffizienz

Komponente	Betriebstemperatur	Maximaler Wärmestrom
Batterie	20 °C bis 40 °C	6 kW
Innenraum	22 °C bis 27 °C	−3 kW bis 6 kW
Leistungselektronik	bis zu 150 °C	5 kW
Elektromotor	bis zu 130 °C	3 kW
Sonneneintrag	-	1,5 kW

Tabelle 2.3: Wärmequellen und Wärmesenken im Zielfahrzeug, basierend auf der Vorveröffentlichung [24].

des Thermomanagement-Systems. Essentiell ist die gewählte Heiztechnologie, um den Wärmebedarf zu decken. Der elektrische Zuheizung wird als konventionellster Ansatz angesehen. Eine Steigerung der Effizienz kann durch Nutzung der Abwärme der Antriebsstrangkomponenten, einer Wärmepumpe oder eines Brennstoffheizgerät erzielt werden.

Eine Reduktion des Energiebedarfs des Thermomanagement-Systems kann ebenfalls durch eine Senkung des Wärmebedarfs erzielt werden. Zum einen kann dies durch Umluftbetrieb bewerkstelligt werden, wobei warme Abluft des Innenraums wieder der Frischluft zugemischt wird. Die benötigte Leistung sinkt, da weniger kalte Frischluft aufgeheizt werden muss. Im Gegenzug muss die steigende CO<sub>2</sub>-Konzentration sensorisch erfasst werden. Zum anderen können zur Vermeidung von Leistungsspitzen im Wärmebedarf Wärmespeicher eingesetzt werden, die das Wärmebedarfsprofil glätten können. Zudem bewirkt die Reduzierung von thermischen Massen in transienten Aufheizphasen einen geringeren Energiebedarf und trägt damit zu einer Reduktion des gesamten Energiebedarfs bei. Schließlich kann ebenfalls durch eine Einbringung von körpernaher Wärme die Innenraumtemperatur abgesenkt werden und damit der Wärmebedarf gesenkt werden, ohne die thermische Behaglichkeit zu mindern.

Ein weiterer Ansatz ist die Senkung der Wärmeverluste. Dies kann durch eine bessere Wärmedämmung der Karosserie sowie durch eine Reduzierung der Scheibenfläche erreicht werden. Lässt sich die Scheibenfläche nicht weiter reduzieren,

kommt eine bessere Wärmeschutzverglasung infrage. Die geringeren Wärmeverluste bedeuten jedoch ein erhöhtes Aufheizen des Fahrzeugs im Sommer durch Eintrag von Sonnenstrahlung.

<b>Heiztechnologie</b>	Abwärme	Wärmepumpe	Brennstoff- heizgerät	
<b>Senkung des Wärmebedarfs</b>	Umluftbetrieb	Wärmespeicher	Senkung der thermischen Massen	Körpernahe Wärme-einbringung
<b>Senkung der Wärmeverluste</b>	Wärmeschutzverglasung	Reduzierung der Scheibenfläche	Wärmedämmung Karosserie	
<b>Regelung</b>	Klimagerät luftseitig geregelt	Klimagerät wasserseitig geregelt	Regelung auf Innenraumtemperatur	Prädiktive Regelung

Tabelle 2.4: Morphologischer Kasten zur Energieeffizienzerhöhung des Thermomanagement-Systems.

Schließlich kann auch über die Regelung der Komponenten eine Energiebedarfs-senkung erzielt werden. Bei Nutzung der intermittierenden Abwärme des Verbrennungsmotors wird eine luftseitige Drosselung mittels Temperaturmischklappe oder eine wasserseitige Drosselung mittels Heizungswärmeübertrager-Bypass-Ventil eingesetzt (vgl. [56, Kap. 6]), um dem Innenraum ein konstantes Wärmeangebot zur Verfügung zu stellen. Im elektrischen Betrieb sind Heiztechnologien leistungsgeregelt nach der Innenraumtemperatur, eine zusätzliche Nutzung der Abwärme führt jedoch wiederum zu einem intermittierenden Wärmeangebot. Eine prädiktive Regelung könnte an dieser Stelle auf eine Drosselung verzichten und dadurch weiteres Potenzial erschließen.

Im Rahmen dieser Dissertation wird sich auf aktive Maßnahmen zur Steigerung der Effizienz beschränkt. Der Schwerpunkt wird daher auf die Heiztechnologie Wärmepumpe mit Nutzung der Abwärme als vielversprechendste Lösung gelegt. Kombiniert wird diese Lösung mit einer prädiktiven Regelung, um das Potenzial des Konzepts voll erschließen zu können. Der Einsatz eines Brennstoffheizgeräts in einem rein elektrischen Fahrzeug wird aufgrund des zusätzlich zu installierenden

Kraftstofftanks und der zusätzlichen Mitnahme von Kraftstoff zu rein thermischen Zwecken nicht berücksichtigt.

## 2.3 Funktionsweise der betrachteten Heiztechnologien

### 2.3.1 Elektrischer Zuheizier

Als elektrische Zuheizier kommen häufig PTC-Heizelemente (engl. positive temperature coefficient) zum Einsatz, die durch einen elektrischen Widerstand elektrische Energie in thermische Energie wandeln. PTC-Heizelemente gehören zu den keramischen Kaltleitern, die den Strom bei tiefen Temperaturen besser leiten als bei hohen Temperaturen.

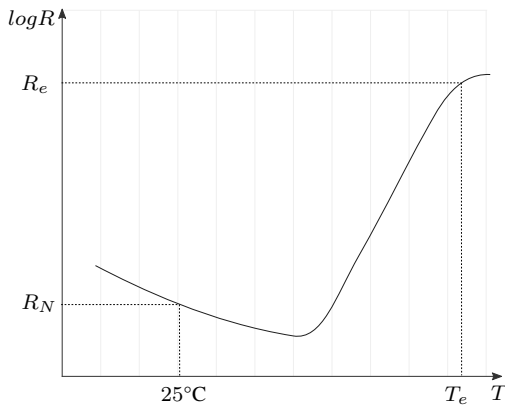


Abbildung 2.1: Qualitative Darstellung des elektrischen Widerstands über Temperatur nach [60].  $R_N$  stellt den Nennwiderstand dar,  $R_e$  den Endwiderstand bei der Temperatur  $T_e$ .

Der Widerstand nimmt mit steigender Temperatur in einer nichtlinearen Form zu (s. Abb. 2.1), was dazu führt, dass das Heizelement selbstregelnd ist und ohne Vorwiderstand angeschlossen werden kann. Demnach fließt im kalten Zustand ein hoher Strom, was in einem schnellen Aufheizen resultiert, in heißem Zustand sinkt



der Strom aufgrund des gestiegenen Widerstands bis sich ein stabiler Temperaturwert eingestellt hat (vgl. [60]). Das PTC-Heizelement kann daher nicht überhitzen. Der Wirkungsgrad des PTC-Heizelements liegt nahezu bei 100 %.

### 2.3.2 Wärmepumpe

Die Wärmepumpe arbeitet nach einem thermodynamischen Kreisprozess, dem sogenannten Kaldampfprozess (vgl. [20]). Sie besteht aus vier Kernkomponenten: Die beiden Wärmeübertrager Verdampfer und Kondensator, Kompressor und Expansionsventil (s. Abb. 2.2).

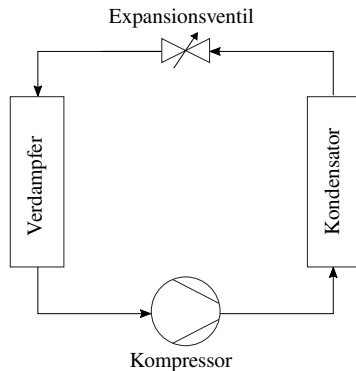


Abbildung 2.2: Schema einer Wärmepumpe mit den Kernkomponenten Kompressor, Kondensator, Expansionsventil und Kondensator.

Unter Aufnahme von elektrischer Energie im Kompressor und thermischer Energie im Verdampfer gibt die Wärmepumpe thermische Energie im Kondensator ab. Der Kreisprozess wird in Abb. 2.3 visualisiert. Zunächst verdichtet der Kompressor das gasförmige Kältemittel ( $1 \rightarrow 2$ ), wonach es im überhitzten Zustand in den Kondensator eintritt. Dort gibt das Kältemittel die Kondensationswärme ab ( $2 \rightarrow 3$ ) und tritt in einem unterkühlten flüssigen Zustand aus. Im folgenden Expansionsventil wird das Kältemittel gedrosselt ( $3 \rightarrow 4$ ) und tritt durch den Druckabfall wieder in das Zweiphasengebiet ein. Im Verdampfer wird anschließend das Kältemittel

vollständig verdampft ( $4 \rightarrow 1$ ) und strömt überhitzt in den Kompressor, wo sich der Kältekreislauf wieder schließt.

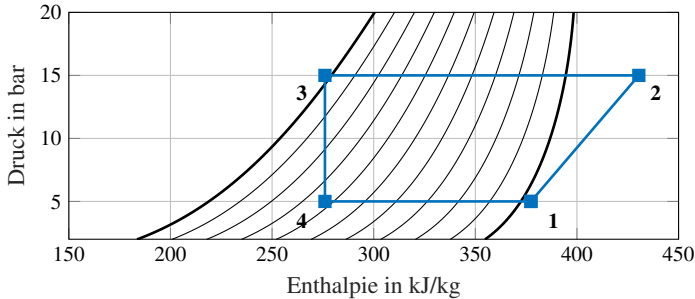


Abbildung 2.3: Thermodynamischer Kreisprozess der Wärmepumpe im Druck-Enthalpie-Diagramm mit dargestelltem Zweiphasengebiet und Linien gleichem Dampfgehalts.

Um die Aufnahme von thermischer Energie auf Umgebungstemperaturniveau zu ermöglichen, muss das verdampfende Kältemittel gemäß dem zweiten thermodynamischen Hauptsatz eine niedrigere Temperatur als die Umgebung aufweisen. Ebenfalls muss das kondensierende Kältemittel im Kondensator eine höhere Temperatur als das Sekundärmedium aufweisen, um thermische Energie abgeben zu können. Dies wird durch die Drosselung des Expansionsventils erreicht, wodurch sich zwei verschiedene Druck- und damit auch Temperaturniveaus in der Wärmepumpe einstellen lassen.

Die Nutzung des Phasenübergangs erhöht die Effizienz des Systems, da bei Kältemittel ohne Temperaturgleit keine Temperaturdifferenz zwischen Ein- und Austritt des Zweiphasengebiets festzustellen ist. Zum anderen wirkt sich die Nutzung des Phasenübergangs auf die volumetrische Heizleistung des Systems aus. Bei geeigneter Wahl des Kältemittels können so die Volumenströme geringgehalten werden und das System kompakt gebaut werden. Ein sogenannter Sammler übernimmt die Funktion der Pufferung des Kältemittels, kann Verlagerungen des Kältemittels infolge von Betriebszustandsänderungen entgegenwirken und wird in Systemen mit regelbaren Expansionsventilen stromabwärts des Kondensators platziert. In Wärmepumpen mit fester Drossel (z. B. mit Kapillarrohr) übernimmt

der Sammler zusätzlich die Abscheidung von Flüssigkeitströpfchen vor dem Kompressor und wird daher stromabwärts des Verdampfers platziert. [59] zeigt eine Übersicht der Platzierungen des Sammlers bei unterschiedlichen Wärmepumpen-Ausführungen.

Die Kompressordrehzahl ist die Stellgröße des Systems, über deren Anpassung die Leistung geregelt werden kann. Die Überhitzungstemperatur ist bei regelbaren elektronischen Expansionsventilen noch eine zusätzliche Stellgröße des Systems. Eine große Überhitzung bedeutet mehr Sicherheit vor Flüssigkeitsschlägen im Kompressor, eine kleine Überhitzung bedeutet jedoch eine steigende Effizienz des Systems.

$$COP = \frac{\dot{Q}_{heiz}}{P_{el}} \quad (2.1)$$

Durch die Aufnahme der Umgebungswärme kann die Wärmepumpe Wärme energieeffizient bereitstellen. Das Verhältnis von abgegebener Wärmeleistung zu eingebrachter mechanischer Energie wird Coefficient of Performance (COP) oder Leistungszahl genannt und ist, abhängig von der Umgebungstemperatur, meist deutlich größer als 1 (s. Gl. 2.1).

## 2.4 Systemvergleich

Im Folgenden werden verschiedene Thermomanagement-System-Konzepte vorgestellt, hinführend auf das finale System mit zentraler Wärmepumpe und Nutzung der Abwärme der Antriebsstrangkomponenten. Batterieelektrische Fahrzeuge verfügen über einen rein elektrischen Antriebsstrang. Die Effizienz des Energiewandlers ist dabei deutlich höher, wie in Tab. 2.3 zu erkennen ist. Das Wärmeangebot des Antriebsstrangs reicht nicht mehr aus, um den Wärmebedarf des Innenraums zu decken. Es muss demnach eine Heiztechnologie integriert werden, welche möglichst energieeffizient Wärme bereitstellt. Zusätzlich müssen die thermisch sensiblen Komponenten in ihrem thermischen Betriebsbereich gehalten werden,

was ebenfalls eine Kühlung und Heizung erfordert. Die Komplexität des Thermomanagement-Systems nimmt folglich zu.

### **2.4.1 Verbrennungsmotorisch: Konventionelles System**

Typische Thermomanagement-Konzepte für konventionelle Antriebe nutzen die Abwärme des Verbrennungsmotors zur Beheizung des Innenraums (s. Abb. 2.4). In der Aufwärmphase und in Teillastbereichen strömt das Kühlmittel durch den sogenannten „kleinen Kreislauf“, welcher nur den Verbrennungsmotor und den Heizungswärmetauscher (HWT) umfasst. Da die Abwärme des Verbrennungsmotors im Schnitt den Wärmebedarf des Innenraums deutlich übertrifft, heizt sich der kleine Kreislauf auf. Ab einer definierten Temperatur zwischen 80 °C und 90 °C öffnet sich das Thermostat und der Kühler wird durchströmt. Dies wird als „großer Kreislauf“ bezeichnet. Für die aktive Kühlung des Innenraums unter Umgebungstemperatur befindet sich zusätzlich eine Klimaanlage im Fahrzeug. Der Direktverdampfer entnimmt dabei der einströmenden Umgebungsluft Wärme, wodurch die Luft heruntergekühlt in den Innenraum strömt. Die vom Verdampfer aufgenommene Wärme wird im Kondensator an die Umgebung abgegeben.

### **2.4.2 Batterieelektrisch: System mit elektrischem Zuheizung**

Die wegfallende Abwärme des Verbrennungsmotors kann mit einem PTC-Heizelement gedeckt werden. Abb. 2.5 zeigt ein Konzept, in dem die Umgebungsluft vor Eintritt ins Fahrzeug mittels eines PTC-Heizelements erwärmt wird. Die Abwärme von Antriebsstrang und Batterie wird in einem Kühlkreislauf an die Umgebung abgeführt. Die Klimaanlage sorgt für die Abkühlung des Innenraums unter Umgebungstemperatur, kann allerdings auch indirekt über einen Chiller die Batterie unter Umgebungstemperatur kühlen. Der kleine Batteriekreislauf verfügt zudem über ein zusätzliches PTC-Heizelement, um die Batterie bei Bedarf zu heizen.

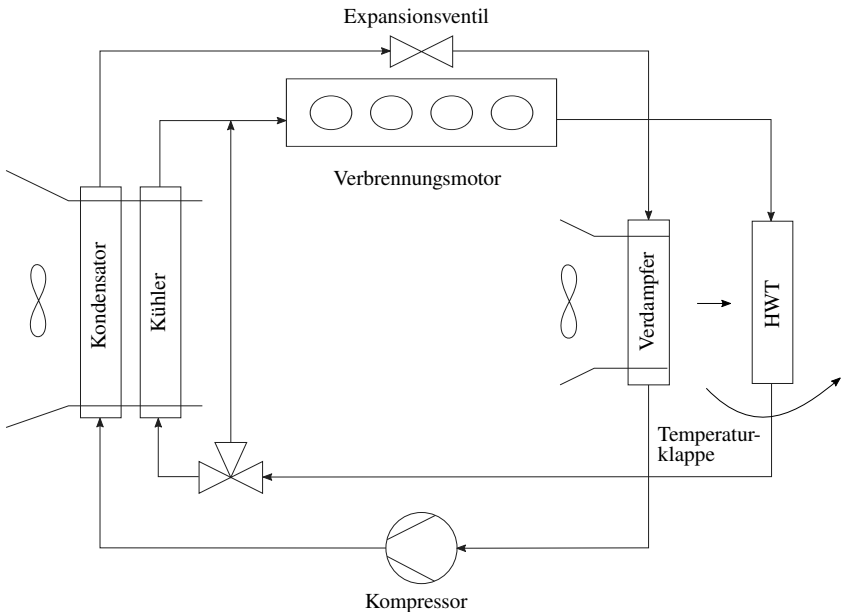


Abbildung 2.4: R&I Fließschema eines Thermomanagement-Systems inklusive Klimaanlage für einen konventionellen verbrennungsmotorischen Antrieb.

### 2.4.3 Batterieelektrisch: System mit umkehrbarer Wärmepumpe

Der Einsatz einer Wärmepumpe verspricht eine höhere Energieeffizienz gegenüber einem PTC-Heizelement, da zusätzlich zur eingebrachten Energie aus der Traktionsbatterie noch Wärme aus der Umgebung aufgenommen werden kann. Die Klimaanlagefunktion kann über die Strömungsumkehr des Kältemittels dargestellt werden. Dazu wird, wie in Abb. 2.6 dargestellt, ein 4/2-Wege-Ventil verwendet, welches je nach Ventilstellung für eine Heizung oder Kühlung des Innenraums sorgt. Das abgebildete Szenario stellt den Heizfall dar: Der Innenwärmeübertrager übernimmt die Funktion des Kondensators, der Außenwärmeübertrager entsprechend die des Verdampfers. Das Expansionsventil ist regelbar ausgeführt, um auf die Änderungen des Betriebs reagieren zu können. Die Abwärme der Batterie

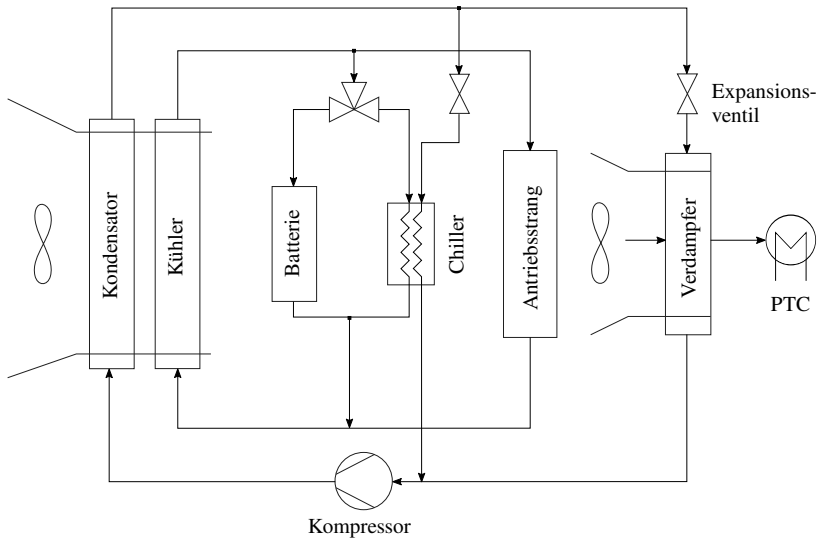


Abbildung 2.5: R&I Fließschema eines Thermomanagement-Systems mit Luft-PTC-Heizelement und Klimaanlage für ein batterieelektrisches Fahrzeug.

und des Antriebsstrangs werden in einem Kühlkreislauf abgeführt. Eine aktive Kühlung der Batterie ist nicht vorgesehen.

#### 2.4.4 Batterieelektrisch: Ganzheitliches System mit zentraler Wärmepumpe

Die bisherigen Konzepte behandeln die thermische Konditionierung von Innenraum, Batterie und Antriebsstrangkomponenten meist getrennt. Um eine weitere Steigerung der Energieeffizienz zu erreichen, muss die Abwärme zur Deckung des Wärmebedarfs des Innenraums miteinbezogen werden. Dies wird über die Integration einer zentralen, umkehrbaren Wärmepumpe bewerkstelligt. Zentral bedeutet, dass die Wärmepumpe als ein kompaktes Modul frei im Motorraum platziert werden kann und über sekundäre Kühlkreisläufe mit Kühler bzw. Heizungs-Wärmetauscher (HWT) verbunden ist. Die sekundären Kühlkreisläufe eignen sich,

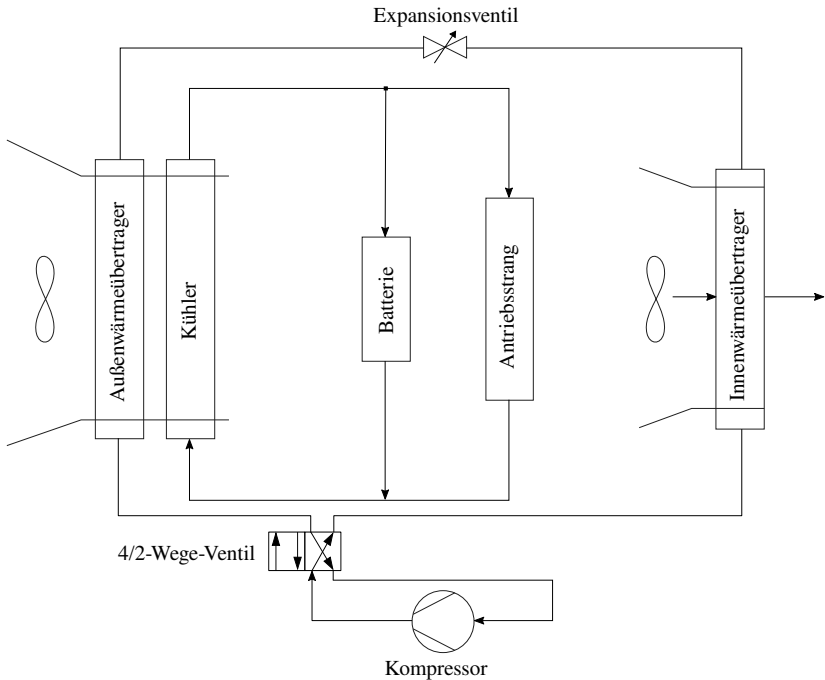


Abbildung 2.6: R&I Fließschema eines Thermomanagement-Systems mit umkehrbarer Wärmepumpe für ein batterieelektrisches Fahrzeug.

um die Abwärme von Batterie und Antriebsstrangkomponenten in das System einfließen zu lassen.

Die Strömungsrichtung der Wärmepumpe entscheidet über die thermische Konditionierung des Innenraums: Heizmodus und Kühlmodus. Da die thermische Konditionierung der Antriebsstrangkomponenten und der Batterie unabhängig des Innenraums erfolgen soll, sind diese flexibel über regelbare Ventile dem jeweiligen Kühlkreislauf mit dem benötigten Temperaturniveau zuschaltbar. Eine Mischung des warmen und kalten Kreislaufs muss jedoch aus Energieeffizienzgründen unbedingt verhindert werden und wird durch Absperrventile realisiert. Folgende Szenarien sind denkbar:

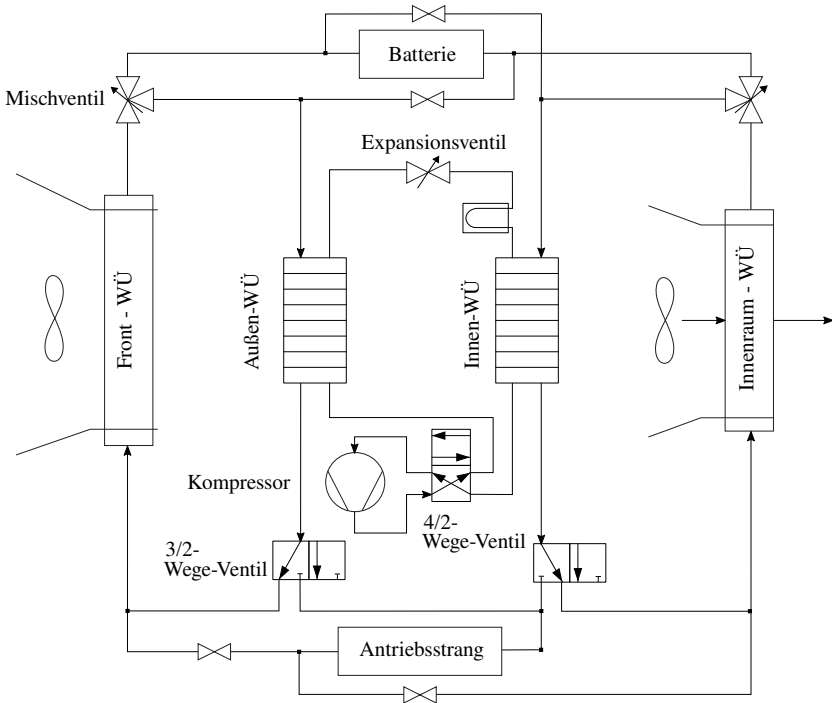


Abbildung 2.7: R&I Fließschema eines ganzheitlichen Thermomanagement-Systems mit zentraler umkehrbarer Wärmepumpe für ein batterieelektrisches Fahrzeug.



- **Winter - Kaltstart**

Der Kaltdampfprozess läuft im Wärmepumpenmodus, der Innen-Wärmeübertrager stellt die Funktion des Kondensators dar und gibt Wärme an den inneren Kreislauf ab. Die Abwärme der Antriebsstrangkomponenten wird ebenfalls eingebracht.

- **Winter - hohe Leistungsanforderung**

Der Kaltdampfprozess läuft im Wärmepumpenmodus, durch die hohe Leistungsanforderung und die damit verbundene gestiegene Abwärme der Antriebsstrangkomponenten kann der Kompressor dementsprechend gedrosselt werden. Sollte die Batterie gekühlt werden müssen, wird sie in den äußeren Kreislauf eingebunden. Die abgegebene Wärme der Batterie hebt dann das Temperaturniveau der Wärmequelle der Wärmepumpe an. Dies verringert das Druckverhältnis des Kompressors, was zu einer weiteren Effizienzsteigerung führt.

- **Übergangszeit**

Sollte keine thermische Konditionierung des Innenraums benötigt werden, so kann ausschließlich der äußere Kreislauf zur Kühlung von Batterie und Antriebsstrangkomponenten mittels Front-Kühler benutzt werden.

- **Sommer**

Der Kaltdampfprozess läuft im Klimaanlageanlagenmodus, der Innen-Wärmeübertrager stellt die Funktion des Verdampfers dar und entzieht dem inneren Kreislauf Wärme. Die zu kühlende Batterie wird dem inneren Kreislauf zugeschaltet, die überschüssige Abwärme der Antriebsstrangkomponenten wird über den äußeren Kreislauf an die Umgebung abgegeben.

Dieses Konzept deckt demnach die erläuterten Szenarien ab und sollte im Vergleich zu den bisherigen Systemen eine Effizienzsteigerung bedeuten, da zusätzlich zur Wärmepumpe die Abwärme der Antriebsstrangkomponenten mitgenutzt wird. Dem intermittierenden Abwärmeangebot der elektrischen Antriebsstrangkomponenten kann durch eine wasserseitige oder luftseitige Drossel begegnet werden, um eine konstante Innenraumtemperatur unabhängig vom Fahrprofil gewährleisten

zu können. Die Wärmepumpe wird dann auf eine konstante Austrittstemperatur geregelt. Im Folgenden wird das System modelliert und anhand von Messdaten validiert. Das validierte Modell dient einer Funktionsverifizierung und einer Evaluation des Konzepts. Der steigenden Komplexität des Systems und der damit verbundenen vielschichtigen Anforderungen an die Regelung wird mit einer nichtlinearen modellprädiktiven Regelung entgegengewirkt.

## 3 Modellierung des Gesamtsystems

In diesem Kapitel wird die Modellierung eines Gesamtfahrzeugs mit dem Thermomanagement-System aus Kap. 2.4.4 sowie dessen Teilkomponenten beschrieben.

### 3.1 Modellierungssprache Modelica

Die Modellierung erfolgt mittels der Modellierungssprache *Modelica* (Version 3.4). Modelica ermöglicht die Abbildung von Systemen verschiedener physikalischer Gebiete. Diese sogenannte Multi-Domain-Modellierung bedient sich der Analogie physikalischer Systeme, die einheitlich über eine Flussvariable (Bsp. Hydrodynamik: Volumenstrom) und über eine Potenzialvariable (Bsp.: Druck) beschrieben werden. Statt einer signalorientierten Modellierung bildet Modelica Systeme gleichungsbasiert ab, die Richtung des Signalflusses ist daher nicht vorgegeben und ergibt sich durch die Gleichungen. Das entstehende Algebra-Differenzialgleichungssystem (engl. differential algebraic system of equations, DAE) wird mittels Index-Reduktion (vgl. [48]) zu einem gewöhnlichen Differenzialgleichungssystem (engl. ordinary differential equation, ODE) reduziert und anschließend mit üblichen ODE-Lösern gelöst. Durch den objektorientierten Ansatz lassen sich Modelle in anderen Modellen beliebig oft wiederverwenden. Detaillierte Informationen sind unter [28] zu finden.

## 3.2 Thermodynamische Modellierung

In diesem Abschnitt wird zunächst die Modellierung der thermischen Komponenten beschrieben, die im Wesentlichen auf der Bibliothek *TILSuite* der TLK Thermo GmbH basieren. Die Herleitung anhand grundlegender physikalischer Gesetzmäßigkeiten (engl. first principle models) wird im Folgenden dargestellt.

### 3.2.1 Wärmeübertrager mittels Finite-Volumen-Methode

Eine weit verbreitete Methode, einen Wärmeübertrager abzubilden, stellt die Finite-Volumen-Methode dar. Im Fall der eindimensionalen Modellierung wird hierbei der Strompfad in einzelne Zellen (finite Volumen, s. Abb. 3.1) diskretisiert. Die Verteilung der Zellen erfolgt äquidistant über den Strompfad. Das Volumen der einzelnen Zellen ist daher identisch und konstant. Innerhalb der Zellen werden die Massen- und Energieerhaltungssätze angewendet.

Das Prinzip der Massenerhaltung wird durch die instationäre Kontinuitätsgleichung, Gl. 3.2, beschrieben. Die Masse einer Zelle  $m_{zelle}$  wird durch die mittlere Dichte  $\rho$  des Fluids in der Zelle und das konstante Volumen  $V_{zelle}$  bestimmt und in Gl. 3.1 angegeben.

$$m_{zelle} = \rho V_{zelle} \quad (3.1)$$

$$\frac{dm_{zelle}}{dt} = \dot{m}_{ein} - \dot{m}_{aus} \quad (3.2)$$

Das Prinzip der Energieerhaltung wird im Ersten Hauptsatz der Thermodynamik, in Gl. 3.3 mit der Enthalpie  $H$  formuliert, ausgedrückt. Der Hauptsatz wird im vorliegenden Fall auf ein offenes und instationäres System angewendet, wobei die kinetische und potentielle Energie vernachlässigt wird.

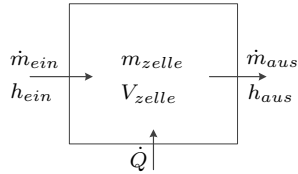


Abbildung 3.1: Kontrollvolumen der eindimensionalen Finiten-Volumen-Methode.

Nach Umformen mittels Gl. 3.1 und mit Bezug auf die spezifische Enthalpie  $h = \frac{H}{m}$  ergibt sich Gl. 3.4.

$$\frac{dH}{dt} = \dot{m}_{ein} h_{ein} - \dot{m}_{aus} h_{aus} + \dot{Q} + V_{zelle} \frac{dp}{dt} \quad (3.3)$$

$$m_{zelle} \frac{dh}{dt} = \dot{m}_{ein} (h_{ein} - h) - \dot{m}_{aus} (h_{aus} - h) + \dot{Q} + V_{zelle} \frac{dp}{dt} \quad (3.4)$$

Diese Gleichungen werden sowohl für das primäre und für das sekundäre Fluid des Wärmeübertragers aufgestellt. Die Verknüpfung stellt der den Wärmeübergang beschreibenden Term  $\dot{Q}$  dar.

Die Präzision und der Rechenaufwand steigt mit zunehmender Diskretisierung an. Diese Methode hat sich in der Praxis bewährt, da bereits mit geringer Diskretisierung die relevanten Größen hinreichend genau abgebildet werden können. Die Methode eignet sich sowohl für inkompressible Medien als auch für phasenwechselnde Medien.

### 3.2.2 Wärmeübertrager mittels Moving-Boundary-Methode

Die Moving-Boundary-Methode wurde speziell für phasenwechselnde Medien entwickelt (vgl. [79]). Die Basis bildet eine eindimensionale, nicht äquidistante Diskretisierung des Strompfads. Die Diskretisierung orientiert sich dabei an den Aggregatzuständen von phasenwechselnden Medien: überhitztes Gas (sh, engl. superheated), zweiphasig (2ph) und unterkühlte Flüssigkeit (sc, engl. subcooled),

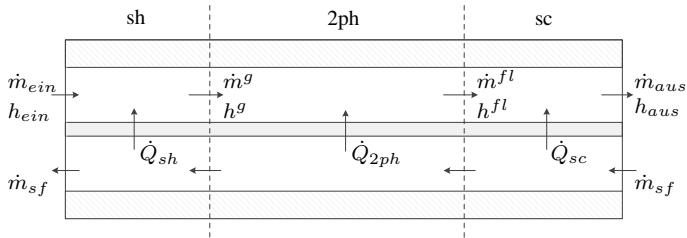


Abbildung 3.2: Schema der Moving-Boundary-Methode mit einer überhitzten (sh), einer zweiphasigen (2ph) und einer unterkühlten (sc) Zelle, jeweils mit dynamischer Länge.

wie in Abb. 3.2 dargestellt. Die Siedelinie (fl) und Taulinie (g) an den Rändern des Zweiphasengebiets markieren dabei jeweils den Beginn der nächsten Zelle. Die Längen der Zellen sind daher dynamisch und müssen lediglich in ihrer Summe die Länge des Strömungspfads ergeben. Gl. 3.5 stellt die relativen Längen  $\bar{l}$  dar, normiert auf die Gesamtlänge des Strömungspfads im Wärmeübertrager. Die Zellen werden als homogen betrachtet, wodurch die thermodynamischen Eigenschaften innerhalb einer Zelle konstant sind. Eine Implementierung des Modells in Modelica ist in [42] zu finden.

$$\bar{l}_{sh} + \bar{l}_{2ph} + \bar{l}_{sc} = 1 \quad (3.5)$$

Innerhalb der Zellen werden wie im Falle der Finite-Volumen-Methode in Kap. 3.2.1 die Massen- und Energieerhaltungssätze gelöst, welche im Folgenden am Beispiel eines Kondensators hergeleitet werden (vgl. [32]).

### Einphasige Zonen

Ausgehend von Gl. 3.2 können die Massenbilanzen für die einphasigen Zonen (s. Abb. 3.2) hergeleitet werden. Mit einem konstanten Volumen  $V_{ges}$  und der Masse der Zelle

$$m_{zelle} = \rho V_{ges} \bar{l} \quad (3.6)$$

ergeben sich nach Differenzierung die Massenbilanzen für die überhitzte und unterkühlte Zelle:

$$\frac{d\rho_{sh}}{dt} V_{ges} \bar{l}_{sh} + \frac{d\bar{l}_{sh}}{dt} V_{ges} \rho = \dot{m}_{ein} - \dot{m}^g \quad (3.7)$$

$$\frac{d\rho_{sc}}{dt} V_{ges} \bar{l}_{sc} + \frac{d\bar{l}_{sc}}{dt} V_{ges} \rho = \dot{m}^{fl} - \dot{m}_{aus} \quad (3.8)$$

Die Energiebilanzen der überhitzten und der unterkühlten Zone ergeben sich gemäß Gl. 3.4 wie folgt:

$$m_{sh} \frac{dh}{dt} = \dot{m}_{ein} (h_{ein} - h_{sh}) - \dot{m}^g (h^g - h_{sh}) + \dot{Q}_{sh} + \frac{dp}{dt} V_{ges} \bar{l}_{sh} \quad (3.9)$$

$$m_{sc} \frac{dh}{dt} = \dot{m}^{fl} (h^{fl} - h_{sc}) - \dot{m}_{aus} (h_{aus} - h_{sc}) + \dot{Q}_{sc} + \frac{dp}{dt} V_{ges} \bar{l}_{sc} \quad (3.10)$$

### Zweiphasige Zone

Aufgrund der inkonstanten Dichte innerhalb der zweiphasigen Zone bedient man sich des volumetrischen Dampfgehalts  $\epsilon$  zur Bestimmung der Kältemittelmasse. Zur Bestimmung des volumetrischen Dampfgehalts wird auf verschiedene Ansätze in der Literatur verwiesen (vgl. [72, Kap. Hba7] und [69]).

$$\epsilon = \frac{V^g}{V^g + V^{fl}} \quad (3.11)$$

Die gesamte Kältemittelmasse ist demnach definiert durch eine Gewichtung mit der Dichte des gesättigten Dampfs  $\rho^g$  und der gesättigten Flüssigkeit  $\rho^{fl}$ .

$$m_{2ph} = V_{ges} \bar{l}_{2ph} [\epsilon \rho^g + (1 - \epsilon) \rho^{fl}] \quad (3.12)$$

Gemäß der Kontinuitätsgleichung in Gl. 3.2 ergibt sich dann folgende Massenerhaltung:

$$\begin{aligned} & \frac{d\bar{l}_{2ph}}{dt} V_{ges} [\epsilon \rho^g + (1 - \epsilon) \rho^{fl}] \\ & + \bar{l}_{2ph} V_{ges} \left[ \frac{d\epsilon}{dt} (\rho^g - \rho^{fl}) + \epsilon \frac{d\rho^g}{dt} + (1 - \epsilon) \frac{d\rho^{fl}}{dt} \right] \\ & = \dot{m}^g - \dot{m}^{fl} \end{aligned} \quad (3.13)$$

Äquivalent zu Gl. 3.12 lässt sich auch die Enthalpie im Zweiphasengebiet darstellen. Es ergibt sich

$$H_{2ph} = m_{2ph} h_{2ph} = V_{ges} \bar{l}_{2ph} [\epsilon \rho^g h^g + (1 - \epsilon) \rho^{fl} h^{fl}]. \quad (3.14)$$

Damit lässt sich schließlich auch die Energiebilanz gemäß Gl. 3.4 bestimmen.

$$\begin{aligned} & \frac{d\bar{l}_{2ph}}{dt} V_{ges} [\epsilon \rho^g h^g + (1 - \epsilon) \rho^{fl} h^{fl}] \\ & + \bar{l}_{2ph} V_{ges} \left[ \frac{d\epsilon}{dt} (\rho^g h^g - \rho^{fl} h^{fl}) + \epsilon \frac{d(\rho^g h^g)}{dt} + (1 - \epsilon) \frac{d(\rho^{fl} h^{fl})}{dt} \right] \\ & = \dot{m}^g h^g - \dot{m}^{fl} h^{fl} + \dot{Q}_{2ph} + V_{ges} \bar{l}_{2ph} \frac{dp}{dt} \end{aligned} \quad (3.15)$$

### Wärmeübergang zu Sekundärfluid

Analog zu den drei Kontrollvolumina des Strömungspfad des phasenwechselnden Mediums werden auch die Wand (W) und das einphasige Sekundärfluid (sf) diskretisiert. Der Massenstrom wird aufgrund des inkompressiblen Mediums als konstant über den Strömungspfad angesehen.

Die Energiebilanz ergibt sich aus Gl. 3.4:

$$m_{zelle} c_p \frac{dT_{sf}}{dt} = \dot{m}_{sf} [(h_{sf,ein} - h_{sf}) - (h_{sf,aus} - h_{sf})] - \dot{Q}_{sf} \quad (3.16)$$



Der Wärmestrom  $\dot{Q}_{sf}$  wird über die wärmeübertragende Fläche  $A$ , den Wärmeübergangskoeffizienten  $\alpha$  und die treibende Temperaturdifferenz  $\Delta T$  bestimmt.

$$\dot{Q}_{sf} = \alpha A (T_W - T_{sf}) \quad (3.17)$$

Der Wärmeübergangskoeffizient  $\alpha$  kann auf Basis von empirischen Korrelationen für die einphasigen und zweiphasen Zonen (vgl. [72, Kap. G1] und [72, Kap. H3]) ermittelt werden.

Für die Berechnung der Wandtemperaturen  $T_W$  wird auf [42] verwiesen.

### **Unstetigkeit**

Das beschriebene Moving-Boundary-Modell eines Wärmeübertragers bildet den Betrieb eines Kondensators oder Verdampfers mit der Unterteilung in die drei Zonen (unterkühlt, zweiphasig und überhitzt) ab. Die Betriebszustände in der Realität umfassen jedoch nicht immer alle drei Zonen, so kann z. B. der Zustand des ausströmenden Fluids aus dem Kondensator unter Umständen zweiphasig sein. In diesem Fall wird üblicherweise die unterkühlte Zone auf eine infinitesimal kleine Länge reduziert (vgl. [8]). Eine komplette Reduzierung auf lediglich zwei Zonen ist im Rahmen der Modelica-Modellierung aufgrund der konstanten Anzahl der Zustandsvariablen innerhalb einer Simulation nicht möglich. Der Umschaltzeitpunkt ist jedoch ein diskreter Punkt, der anhand verschiedener Kriterien detektiert wird. Im Rahmen des Einsatzes innerhalb eines gradientenbasierten Optimierungsverfahrens wird daher auf ein schaltendes Moving-Boundary-Konzept verzichtet.

### 3.2.3 Expansionsventil

Die Expansion im Expansionsventil wird als ein isenthalper Prozess betrachtet. Der Massenstrom  $\dot{m}_{exp}$  wird über die Bernoulli-Gleichung in Gl. 3.18 berechnet.  $A_{exp}$  bezeichnet den Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils.

$$\dot{m}_{exp} = A_{exp} \sqrt{2 \rho_{ein} \Delta p} \quad (3.18)$$

### 3.2.4 Kompressor

Das Kompressormodell berechnet den ausströmenden Massenstrom über den geförderten Volumenstrom, der sich über das Hubvolumen  $V_{comp}$  des Kompressors und der Frequenz  $f_{comp}$  bestimmen lässt. Der Liefergrad  $\eta_{vol}$  beschreibt das Verhältnis zwischen theoretischem und realem Volumenstrom und berücksichtigt daher Verluste des Totraums.

$$\dot{m}_{comp} = \eta_{vol} \rho_{ein} f_{comp} V_{comp} \quad (3.19)$$

In Abhängigkeit von der Eintrittsenthalpie  $h_{ein}$  und des isentropen Wirkungsgrads  $\eta_{is}$  kann die Austrittsenthalpie  $h_{aus}$  bestimmt werden. Die isentrope Austrittsenthalpie  $h_{aus}^{is}$  wird über die thermodynamischen Eigenschaften anhand einer isentropen Verdichtung berechnet.

$$h_{aus} = (h_{aus}^{is} - h_{ein}) \eta_{is} \quad (3.20)$$

Die resultierende elektrische Leistung wird über den Massenstrom und die zugeführte Enthalpie bestimmt, ergänzt um den effektiven isentropen Wirkungsgrad  $\eta_{eff}^{is}$  des Kompressors.

$$P_{el} = \dot{m}_{comp} (h_{aus}^{is} - h_{ein}) \eta_{eff}^{is} \quad (3.21)$$

### 3.2.5 Sammler

Der Sammler dient als Kältemittelspeicher und kann ebenfalls als finites Volumen betrachtet werden. Aufgrund der zusätzlichen Abscheidefunktion wird er als ein finites Volumen mit einem Eingang  $\dot{m}_{ein}$  und zwei Ausgängen  $\dot{m}_{aus}^g$  und  $\dot{m}_{aus}^{fl}$  modelliert.

$$\frac{dm_{zelle}}{dt} = \dot{m}_{ein} - \dot{m}_{aus}^g - \dot{m}_{aus}^{fl} \quad (3.22)$$

$$m_{zelle} = \rho V_{zelle} \quad (3.23)$$

$$m_{zelle} \frac{dh}{dt} = \dot{m}_{ein} h_{ein} - \dot{m}_{aus}^g h_{aus}^g - \dot{m}_{aus}^{fl} h_{aus}^{fl} + \dot{Q} + V_{zelle} \frac{dp}{dt} \quad (3.24)$$

### 3.2.6 Stoffdaten

Die thermophysikalischen Eigenschaften des Kältemittels, des Kühlmittels und der Luft stammen aus der Stoffdatenbank *TILMedia* der TLK Thermo GmbH (vgl. [31]), welche die Möglichkeit bietet, Stoffeigenschaften über eine Bi-Spline-Interpolation zu beziehen. Die übliche Bestimmung der thermodynamischen Eigenschaften auf Basis der Helmholtz-Fundamentalgleichungen (z. B. REFPROP, vgl. [62]) benötigt in Abhängigkeit von den gewählten Eingangsvariablen Iterationsschleifen und hat daher einen signifikanten Performancenachteil. [67] zeigt in einem Vergleich die Vorteile der Bi-Spline-Interpolationen. Für die folgende Anwendung der modellprädiktiven Regelung in Echtzeit ist eine schnelle Bereitstellung essentiell, weshalb auf die Bi-Spline-Interpolation von *TILMedia* zurückgegriffen wird.

## 3.3 Gesamtfahrzeugmodell

### 3.3.1 Fahrzeugmodell

Im Hinblick auf die spätere Anwendung des Modells innerhalb einer modellprädiktiven Regelung wird ein nicht kausaler Ansatz verwendet, der oft auch als Rückwärtssimulation bezeichnet wird. Durch Vorgabe der Fahrzeuggeschwindigkeit lässt sich mittels der Fahrwiderstände das benötigte Antriebsmoment des Motors  $M_{motor}$  berechnen (s. Gl. 3.25). Im Gegensatz dazu verwendet ein kausaler Ansatz einen Regler, der mittels Stellgrößenanpassung des Drehmoments die Sollwertvorgabe Fahrzeuggeschwindigkeit einregelt. [74] stellt die Ansätze gegenüber.

$$\begin{aligned}v_{Fzg} &= 2 \pi n_{rad} r_{dyn} \\n_{rad} &= \frac{w_{rad}}{2 \pi} \\M_{rad} &= M_{motor} i \\ \dot{w} &= \frac{M_{rad}}{J}\end{aligned}\tag{3.25}$$

### 3.3.2 Fahrwiderstände

Das Fahrwiderstandsmodell bestimmt das benötigte Antriebsmoment des Fahrzeugs, um die Fahrwiderstände bei vorgegebener Fahrzeuggeschwindigkeit ausgleichen zu können. Das Modell berücksichtigt vier Einflüsse: Luftwiderstand  $F_{aero}$ , Rollreibung  $F_{roll}$ , Steigung  $F_{steig}$  und Beschleunigung  $F_B$ . Gl. 3.26 fasst die physikalischen Gesetzmäßigkeiten zusammen.

$$\begin{aligned}
 F_{aero} &= \frac{1}{2} c_w A_{front} \rho (v_{fzg} + v_{wind})^2 \\
 F_{roll} &= c_r m_{fzg} g \cos(\gamma) \\
 F_{steig} &= m_{fzg} g \sin(\gamma) \\
 F_B &= m_{fzg} a_{fzg}
 \end{aligned} \tag{3.26}$$

Für eine detaillierte Herleitung der Gleichungen sei auf Literaturquellen verwiesen [e.g. 56]. Das resultierende Drehmoment wird schließlich über das Produkt der Summe der Widerstandskräfte und des dynamischen Radhalbmessers  $r_{dyn}$  gebildet und wirkt dem Antriebsmoment  $M_{motor}$  entgegen.

$$M_{rad} = r_{dyn} \sum F \tag{3.27}$$

### 3.3.3 Elektromotor

Das Modell des Elektromotors basiert auf zwei Kennfeldern: ein Wirkungsgradkennfeld als  $\eta = f(M, n)$  und eine Vollastlinie als  $M_{max} = f(n)$  für Generator- und Motorbetrieb. Das aus dem Fahrwiderstandsmodell berechnete Drehmoment und die vorgegebene Geschwindigkeit des Fahrzeugs gehen in das Elektromotormodell ein. Die mechanische Leistung berechnet sich nach Gl. 3.28. Mithilfe des Wirkungsgrads  $\eta$  und der anliegenden Batteriespannung  $U$  lässt sich die elektrische Leistung  $P_{el}$  und daraus der Strom  $I$  bestimmen.

$$\begin{aligned}
 P_{mech} &= M_{motor} \omega \\
 P_{el} &= U I \\
 P_{out} &= \eta P_{in}
 \end{aligned} \tag{3.28}$$

Bei der Bestimmung der elektrischen Leistung muss jedoch zwischen Generator- und Motorbetrieb unterschieden werden. So ist im Generatorbetrieb  $P_{in} = P_{mech}$  und  $P_{out} = P_{el}$ , im Motorbetrieb ist das Verhalten umgekehrt. Der jeweilige Betrieb kann anhand des Vorzeichens des Drehmoments detektiert werden.

### Thermisches Modell des Elektromotors

Die resultierende Verlustwärme geht in das thermische Modell des Elektromotors ein. Dieses besteht aus dem Input Verlustwärmestrom  $\dot{Q}_V$  und zwei thermischen Massen  $C_{wicklung}$  und  $C_{kern}$ , die über den thermischen Widerstand  $R_{konduktion}$  verbunden sind. Die Wärmeabfuhr in das Kühlsystem erfolgt über den thermischen Widerstand  $R_{kuehl}$ . Die erste thermische Masse bildet die Wicklung des Stators ab, die zweite das Statorblechpaket. Abb. 3.3 zeigt das schematische Ersatzschaltbild dieses Modells.

Das Kennfeld des Elektromotors, sowie die Parametrierung des thermischen Modells stammen aus [65].

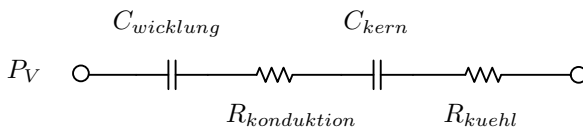


Abbildung 3.3: Thermisches Ersatzschaltbild des Elektromotors mit Verlustwärme  $P_V$ , zwei thermischen Massen  $C_{wicklung}$  und  $C_{kern}$  und zwei thermischen Widerständen  $R_{konduktion}$  und  $R_{kuehl}$ .

#### 3.3.4 Batterie

Nach [3] gibt es grundsätzlich vier Methoden eine Batterie abzubilden: elektrochemisch, analytisch, stochastisch, sowie Modelle, welche auf elektrischen Ersatzschaltkreisen beruhen. Für die weitere Anwendung wird eine Modellierung benötigt, welche zum einen das nichtlineare und dynamische Verhalten gut abbildet und zum anderen auch schnell rechenfähig innerhalb der Systemsimulation ist. Zudem sollte das Modell über eine thermisch-elektrische Rückkopplung verfügen. Dies bedeutet, dass die Verlustwärme eine Funktion von elektrochemischen Para-

metern ist, die elektrochemischen Parameter selbst aber auch eine Funktion der Temperatur sind.

Die Wahl fiel daher auf ein Batteriemodell, welches auf einem Ersatzschaltbild basiert. Dieses besteht aus einer Spannungsquelle, der Leerlaufspannung (engl. open circuit voltage, OCV) und einem seriellen elektrischen Widerstand, dem Innenwiderstand (engl. internal resistance). Um die Dynamik der Batterie nachempfinden zu können, werden seriell zwei Schaltungen mit parallelem Widerstand und Kondensator (RC-Glied) in das Ersatzschaltbild integriert (s. Abb. 3.4).

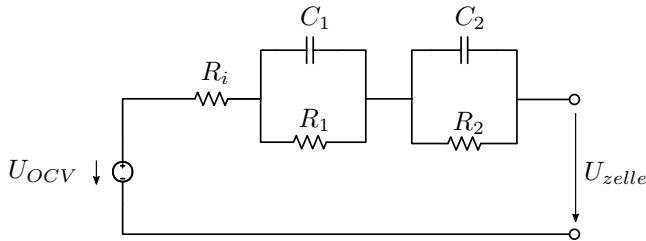


Abbildung 3.4: Elektrisches Ersatzschaltbild der Batterie mit Leerlaufspannungsquelle  $U_{OCV}$ , Innenwiderstand  $R_i$  und zwei RC-Gliedern.

Die Parametrierung von  $U_{OCV}$ ,  $R_i$ ,  $R_1$ ,  $C_1$ ,  $R_2$  und  $C_2$  wird mittels einer elektrischen Impedanzspektroskopie (EIS) bestimmt und als Funktion der Zelltemperatur und des Ladezustands (engl. state of charge, SoC) angegeben. Die Batteriezelle wird hierfür in einer Klimakammer bei verschiedenen Temperaturen und Ladezuständen mit Wechselstrom eines breiten Frequenzbereichs belastet. Die Vorgehensweise wird detailliert in [66] beschrieben.

Die Zellspannung wird in Abhängigkeit von den gewonnenen Parameter und des anliegenden Stroms an der Zelle  $I_{zelle}$  bestimmt.

$$\begin{aligned}
 U_{zelle} &= U_{OCV} - R_i I_{zelle} - R_1 I_1 - R_2 I_2 \\
 I_{zelle} &= \frac{I_{bat}}{n_{parallel}}
 \end{aligned}
 \tag{3.29}$$

Um das Verhalten bei großen Strömen und bei wechselnder Temperatur korrekt abzubilden, werden gemäß [29] Korrekturfaktoren eingeführt. Dies entspricht einer Reduktion der entnehmbaren Restkapazität der Batterie bei fallender Zelltemperatur.

$$I_{zelle}^{corr} = I_{zelle} C_{corr}^I(I) C_{corr}^T(T) \quad (3.30)$$

Die Abwärme der Batterie wird über die Widerstände  $R = \sum R_i, R_1, R_2$  nach Gl. 3.31 bestimmt und der thermischen Masse der Batterie zugeführt.

$$P_V = I_{zelle}^2 R \quad (3.31)$$

Das Modell für eine Batteriezelle kann auf ein Batteriemodul oder -pack hochskaliert werden. Dazu wird die thermische Masse der Zelle  $m_{zelle}c_p$  mit der Gesamtanzahl an Zellen multipliziert. Die gesamte Batteriespannung wird gemäß Gl. 3.32 bestimmt.

$$\begin{aligned} m_{bat} c_p &= m_{zelle} c_p n_{zellen} \\ U_{bat} &= U_{zelle} n_{seriell} \end{aligned} \quad (3.32)$$

Neben den über die Impedanzspektroskopie bestimmten Parametern, sowie den Parametern der Batteriekonfiguration, wird als Input der Batteriestrom benötigt, welcher sich aus der momentanen Leistung des Fahrzeugs ergibt.

Um Lithium-Plating (s. Kap. 2.1) vorzubeugen, wird die Ladefähigkeit der Batterie bei Zelltemperaturen unterhalb des Gefrierpunkts eingeschränkt. Es wurde daher ein linearer Übergang zwischen voller Ladefähigkeit oberhalb  $0^\circ\text{C}$  und keiner Ladefähigkeit unterhalb  $-10^\circ\text{C}$  implementiert. Die Entladefähigkeit bleibt uneingeschränkt.



### 3.3.5 Leistungselektronik

Moderne Automotive-DC/AC-Wandler haben über weite Bereiche des Elektromotorkennfelds einen konstant hohen Wirkungsgrad. Auf ein kennfeldbasiertes Modell wird daher verzichtet, es wird lediglich ein konstanter Wirkungsgrad von  $\eta_{LE} = 0.97$  vorgegeben. Auch hier muss jedoch zwischen Motor- und Generatorbetrieb unterschieden werden.

$$P_{out}^{LE} = \eta_{LE} P_{in}^{LE} \quad (3.33)$$

### 3.3.6 Fahrzyklen

Für die Quantifizierung der Reichweite und für die realistische Belastung des Thermomanagement-Systems werden Geschwindigkeitsprofile aus gängigen Fahrzyklen vorgegeben. [4] zeigt einen umfassenden Überblick. Daraus abgeleitet werden im Zuge der Untersuchung drei verschiedene Fahrzyklen betrachtet.

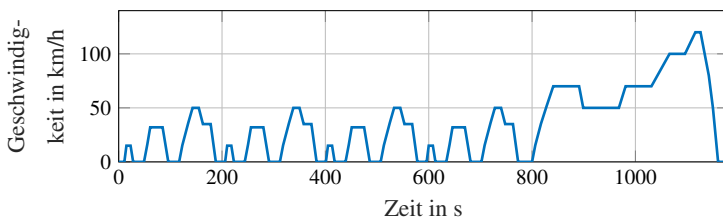


Abbildung 3.5: Fahrzyklus NEFZ.

Der neue europäische Fahrzyklus (NEFZ) ist ein synthetischer Fahrzyklus und war bis September 2017 der Fahrzyklus zur Zertifizierung des Kraftstoffverbrauchs (s. Abb. 3.5).

Er wurde durch den realistischen Worldwide harmonized Light Duty Test Cycle (WLTC) als maßgebenden Fahrzyklus abgelöst (s. Abb. 3.6).

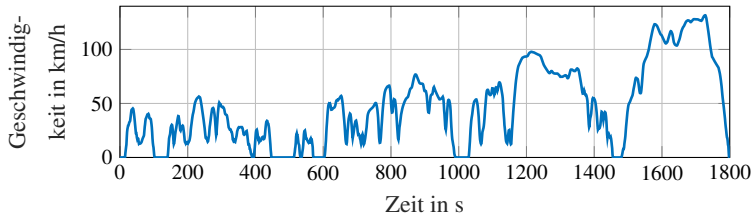


Abbildung 3.6: Fahrzyklus WLTC.



Abbildung 3.7: Fahrzyklus Artemis Motorway.

Zusätzlich wird noch ein bezogen auf die Leistung anspruchsvollerer Fahrzyklus betrachtet, der Artemis Motorway, welcher im Rahmen des EU-Projekts ARTEMIS entstand (s. Abb. 3.7). Die relevanten Merkmale der gewählten Fahrzyklen fasst Tab. 3.1 zusammen. Die mittlere Antriebsleistung ist fahrzeugspezifisch und auf das Zielfahrzeug dieser Arbeit bezogen.

	NEFZ	WLTC	Artemis Motorway
Dauer [s]	1180	1800	1067
Max. Beschleunigung [ $m/s^2$ ]	1,04	1,83	1,92
Standardabweichung Beschleunigung [ $m/s^2$ ]	0,43	0,53	0,55
Mittl. Geschwindigkeit [km/h]	33,6	46,9	97,6
Mittl. Antriebsleistung [kW]	3,9	6,3	17,6

Tabelle 3.1: Verwendete Fahrzyklen im Rahmen dieser Arbeit.

## 4 Experimentelle Validierung des Simulationsmodells

Die Parametrierung und Validierung des aufgebauten Simulationsmodells wird anhand von experimentellen Untersuchungen durchgeführt. Für diesen Zweck wurde das Thermomanagement-System in Hardware dargestellt und in einen Fahrzeugdemonstrator integriert. Die im Zielfahrzeug bereits bestehenden Komponenten wie Wärmetauscher, Lüfter, Gebläse und Stellklappen werden im Thermomanagement-System angeschlossen und entsprechend angesteuert. Zum Zeitpunkt der Fahrzeugintegration war das Fahrzeug nicht mit einem Antriebsstrang ausgestattet, weshalb sich die Nutzung der Abwärme der Antriebsstrangkomponenten in der experimentellen Validierung nicht berücksichtigt wird.

### 4.1 Definition Zielfahrzeug

Bei dem betrachteten Zielfahrzeug handelt es sich um einen Audi A1 Sportback. Das Fahrzeug wurde im Rahmen des Projekts *REM2030* (s. [61]) ohne Antriebsstrang zur Verfügung gestellt und sollte sukzessive mit einem elektrischen Antriebsstrang ausgerüstet werden. Ziel des Projekts war die Darstellung der urbanen Mobilität der Zukunft. Die projektierte rein elektrische Zielreichweite liegt daher bei 60 km, und sollte durch den Einsatz eines Brennstoffzellen-Range-Extenders auf 250 km erhöht werden. Die Traktionsbatterie besteht aus 7 Lithium-Ionen-Batteriemodulen mit je 12 seriellen und zwei parallelen Zellen. Die Gesamtkapazität liegt bei 13 kWh. Der Elektromotor ist eine permanenterregte Synchronmaschine (PSM) mit einer Spitzenleistung von 90 kW und einer Dauerleistung von 50 kW.

Die restlichen fahrzeugspezifischen Parameter sind in Tabelle 4.1 angegeben.

Fahrzeugmasse $m$	1200 kg
Frontfläche $A$	2,04 m <sup>2</sup>
Luftwiderstand $c_w$	0,33
Reibungskoeffizient $\mu$	0,014
Innenraumvolumen $V$	2,5 m <sup>3</sup>
Radhalbmesser $d_r$	0,305 m
Übersetzung $i$	12

Tabelle 4.1: Fahrzeugspezifische Parameter des Fahrzeugdemonstrators.



Abbildung 4.1: Fahrzeugdemonstrator Audi A1 Sportback aus dem Projekt *REM2030* als Zielfahrzeug.

## 4.2 Aufbau und Integration des Systems in den Fahrzeugdemonstrator

Das reduzierte System besteht aus einer zentralen Wärmepumpe mit Sekundärkühlkreisläufen, die an den Kühler bzw. den Heizungswärmetauscher des Zielfahrzeugs angeschlossen werden. Das Auslesen der Sensorik und die Steuerung übernimmt eine dSpace Autobox. Abb. 4.2 zeigt den schematischen Aufbau des eingebauten Systems mit Sensorik.

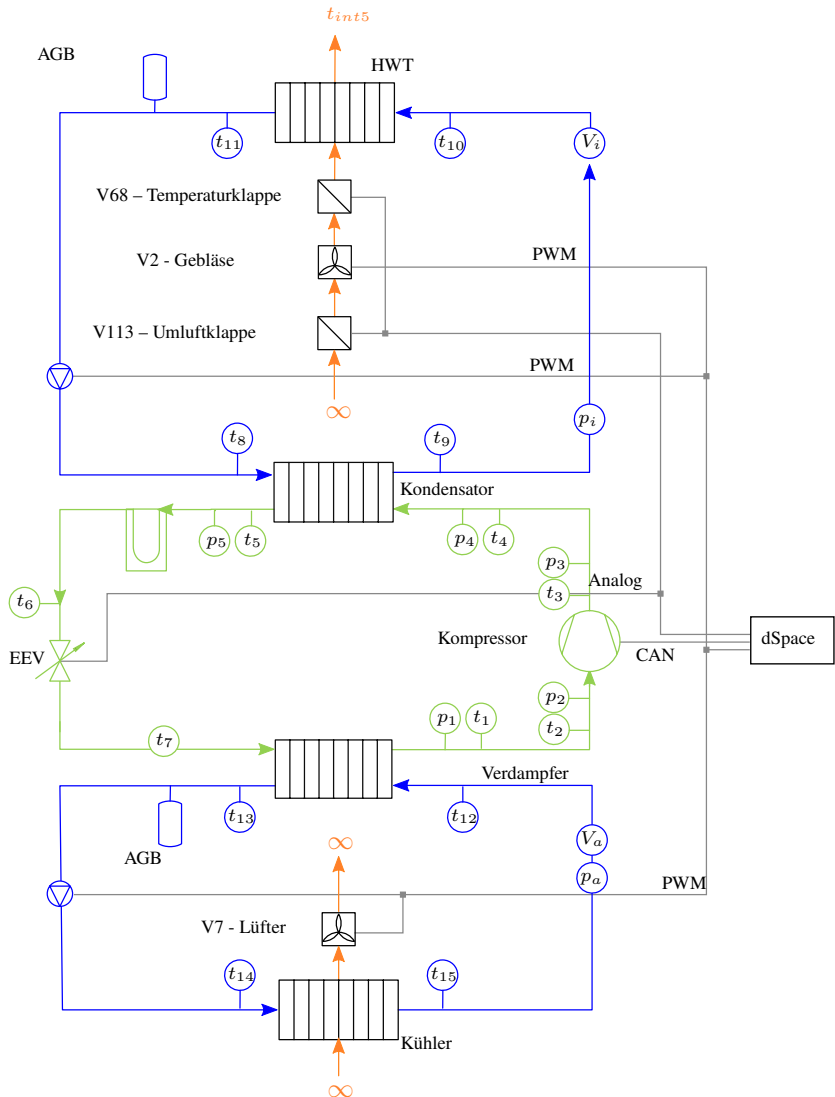


Abbildung 4.2: R&I Fließschema des reduzierten Systems.

## Wärmepumpe

Die Wärmepumpe wurde im Rahmen des Projekts *REM2030* von dem Industriepartner Rheinmetall Automotive hergestellt und zur Verfügung gestellt. Das Kältemittel ist R1234yf. Als Kompressor kommt ein Scroll-Kompressor zum Einsatz, das Expansionsventil ist elektrisch und extern regelbar. Tab. 4.2 fasst die charakteristischen Parameter der Wärmepumpe zusammen.

Max. Heizleistung	11 kW
Max. Kühlleistung	8 kW
Nominalspannung	266 V
Gasvolumen Kompressor	33 cm <sup>3</sup>

Tabelle 4.2: Charakteristische Parameter der Wärmepumpe.

## Aktorik

Die Stellgrößen der Wärmepumpe sind die Sollfrequenz des Kompressors, welche via CAN-Bus (engl. controller area network) vorgegeben wird, und der relative Öffnungsquerschnitt des elektrischen Expansionsventils, welche proportional zu einem anliegenden analogen Spannungssignal (0-10V) verändert wird. Bei den Wasserpumpen in den Kühlkreisläufen handelt es sich um Automotive-Pumpen, die über ein PWM-Signal angesteuert werden. Lüfter und Gebläse des Zielfahrzeugs werden ebenfalls mittels PWM-Signal angesteuert. Die Stellklappen können über ein Analogsignal in die gewünschte Position gebracht werden.

## Sensorik

Die Sensorik der Wärmepumpe umfasst sieben Typ-K-Oberflächentemperatursensoren, sowie fünf Druckaufnehmer. Die angeschlossenen Kühlkreisläufe verfügen jeweils über vier PT100-Thermoelemente, eine Volumenstrommessung und einen Druckaufnehmer. Der Innenraum des Zielfahrzeugs ist mit acht Typ-K-Thermoelementen ausgestattet. Bei der Bestimmung der mittleren Innenraumtemperatur wird sich an der DIN Norm 1946-3 (vgl. [18]) orientiert, welche die mittlere Lufttem-

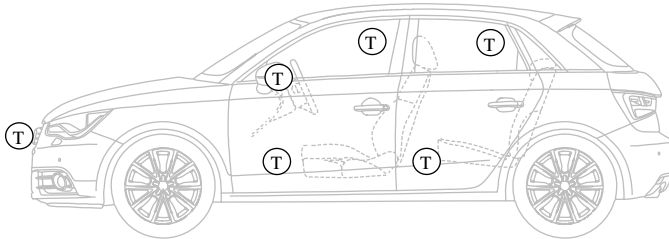


Abbildung 4.3: Verteilung der Typ-K Thermoelemente im Fahrzeug. Darstellung nach AUDI AG.

peratur als das arithmetische Mittel von mittlerer Lufttemperatur im Kopfbereich und mittlerer Lufttemperatur im Fußraum angibt. Die Kopfbereichstemperatur und Fußraumtemperatur werden im Bereich der Vorder- und Rücksitze gemessen und gemittelt.

$$T_{cabin} = \frac{1}{4} (T_{kopf,vorne} + T_{kopf,hinten} + T_{fuss,vorne} + T_{fuss,hinten}) \quad (4.1)$$

Zusätzlich werden die Einströmtemperaturen in den Düsen links und rechts im Armaturenbrett aufgezeichnet. Die Umgebungstemperatur wird ebenfalls mittels eines Typ-K-Thermoelements erfasst. Abbildung 4.3 zeigt einen Überblick über die Temperaturerfassung im Fahrzeug.

### Messdatenaufnahme

Die Parametrierung und Validierung der Simulationsmodelle wird anhand von stationären und transienten Messdaten vorgenommen.

Stationäre Messdaten werden bei konstanter Umgebungstemperatur aufgenommen, wobei die Kompressordrehzahl und der Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils nach Erreichen des stationären Zustands manuell variiert werden.

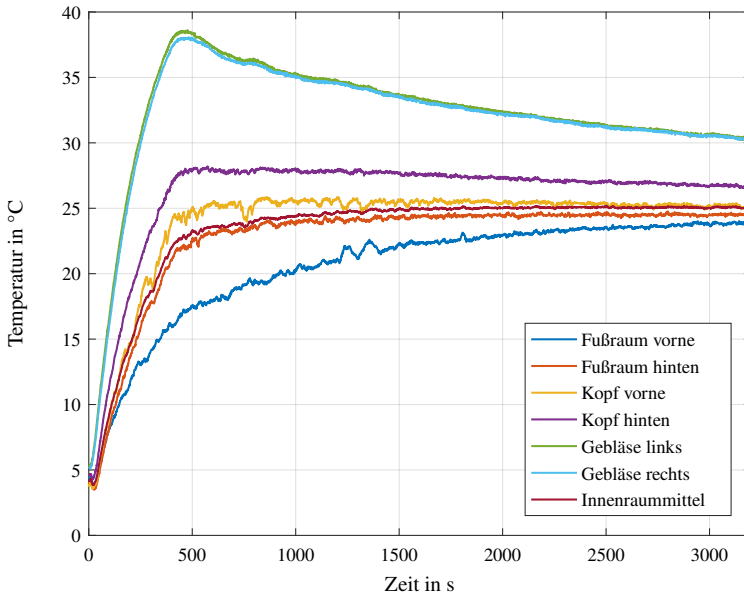


Abbildung 4.4: Verschiedene Innenraumtemperaturen während eines transientes Aufheizen des Innenraum auf den Sollwert bei einer Umgebungstemperatur von 4 °C.

Die transienten Messdaten bestehen aus einem PID-geregelten Aufheizvorgang des auf Umgebungstemperatur abgekühlten Innenraums. Der Kompressor und der Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils stellen die Stellgrößen dar. Die Regelgrößen sind die Innenraumtemperatur mit einem Sollwert von 22,5 °C und die Überhitzungstemperatur mit einem Sollwert von 10 K.

Abb. 4.4 zeigt ein typisches transientes Aufheizverhalten mit den gemessenen Ausblastemperaturen, der sich einstellenden Temperaturschichtung von Fuß- bis Kopfhöhe im Innenraum und der Regelgröße  $T_{cabin}$ .



## 4.3 Parametrierung des Simulationsmodells

Das Simulationsmodell wird zunächst anhand aufgezeichneter Messdaten parametrisiert. Die Parameter umfassen thermische Parameter wie Wärmedurchgang und thermische Massen sowie Parameter des Kompressor und eine Korrelation des Expansionsventils.

Zur Modellbewertung werden die Gütemaße Bestimmtheitsmaß  $R^2$  und RMSE (engl. root mean squared error) herangezogen. Das Bestimmtheitsmaß ist über das Verhältnis der Abweichungsquadratsumme durch das Modell (engl. sum of squares regression, SSR) zur gesamten Abweichungsquadratsumme (engl. sum of squares total, SST) definiert (s. Gl. 4.2 und vgl. [2]) und gibt eine dimensionslose Maßzahl zwischen 0 und 1 an.

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (4.2)$$

Der RMSE ist die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (s. Gl. 4.3 und vgl. [11]) und gibt die Streuung der Abweichung des Modells von den Messdaten in der jeweiligen physikalischen Einheit an.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (4.3)$$

$\hat{y}_i$  stellt hierbei den durch die Simulation ermittelten Wert,  $y_i$  den zugehörigen Messwert und  $\bar{y}$  den Mittelwert dar.

### 4.3.1 Thermische Parameter

#### Wärmedurchgang

Zur Bestimmung des Wärmedurchgangs der Karosserie, charakterisiert durch den globalen Wärmedurchgangskoeffizienten  $k_{global}$  mit der wärmeübertragenden

Fläche  $A$ , werden die Messvorrichtungen verwendet, um einen Abkühlvorgang des Innenraums aufzuzeichnen. Zuvor wird das Fahrzeug über einen längeren Zeitraum auf eine homogene Temperatur von  $20\text{ °C}$  konditioniert. Der längere Zeitraum ist relevant, um die thermische Massen der Einbauten ebenfalls auf die gleiche Temperatur zu bringen.

Im stationären Zustand des Systems gilt:

$$\dot{Q}_{ab} = k_{glob} A \Delta T \quad (4.4)$$

Die Temperaturdifferenz  $\Delta T$  wird aus der Differenz zwischen mittlerer Innenraumtemperatur und Umgebungstemperatur gebildet.

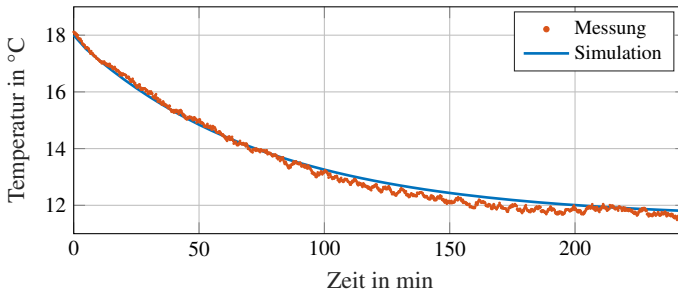


Abbildung 4.5: Gemessene und simulierte Innenraumtemperatur bei einem Abkühlvorgang mit einer Umgebungstemperatur von  $8\text{ °C}$  mit einem Bestimmtheitsmaß  $R^2 = 99,6\%$  und einem  $RMSE = 0,2\text{ °C}$ .

Mit der Parametrierung  $k_{global} A = \frac{1}{30} \frac{W}{K}$  kann der Abkühlvorgang mit einem  $R^2 = 99,6\%$  sehr gut abgebildet werden.

### Thermische Massen im Innenraum

Um die Temperatur des Innenraums auch im transienten Zustand korrekt abzubilden ist die Abbildung der thermischen Masse der Einbauten und dessen Wärmeübergang notwendig. Dazu wird das Innenraummodell separat betrachtet, die gemessenen Gebläseaustrittstemperaturen werden nun als Input dieser Simu-

lation vorgegeben. Die Parameter werden schließlich mittels der Methode der kleinsten Quadrate an den transienten Verlauf aus den Messdaten angepasst.

Zusätzlich wird auch eine thermische Masse in der Luftführung integriert, um das träge Ansteigen der Gebläseaustrittstemperatur zu berücksichtigen.

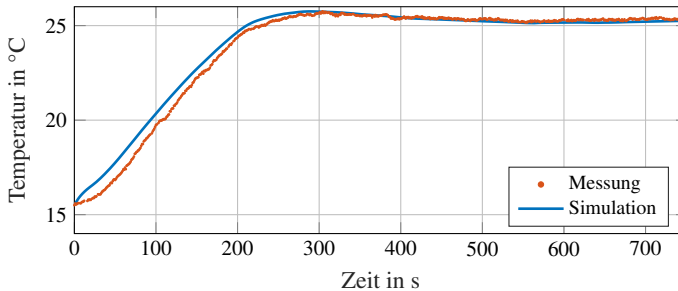


Abbildung 4.6: Gemessene und simulierte Innenraumtemperatur bei einem Aufheizvorgang auf 25 °C mit einem Bestimmtheitsmaß  $R^2 = 99,5\%$  und einem  $RMSE = 0,36$  °C.

## Wärmeübertrager

Die Wärmeübertrager wurden anhand der Originalgeometrie parametriert. Die Wärmeübergangskoeffizienten wurden als konstant angenommen.

### 4.3.2 Kompressor

Das Modell des verwendeten Scroll-Kompressors basiert auf drei Parametern (s. Kap. 3.2.4), die im Rahmen dieser Arbeit als konstant angenommen werden.

Der Liefergrad  $\eta_{vol}$  kann über den Massenstrom bestimmt werden, welcher wiederum über eine Energiebilanz des Wärmeübertragers (s. Gl. 4.5) ermittelt werden

kann. Dies geschieht unter der Annahme, dass die betrachteten Wärmeübertrager keine Wärme an die Umgebung verlieren ( $\dot{Q}_{pri} = \dot{Q}_{sek}$ ).

$$\dot{Q}_{pri} = \dot{m}_{pri} \Delta h \quad (4.5a)$$

$$\dot{Q}_{sek} = \dot{m}_{sek} c_p \Delta T \quad (4.5b)$$

Der isentrope Wirkungsgrad  $\eta_{is}$  berechnet sich nach Gl. 4.6.

$$\eta_{is} = \frac{h_{aus}}{h_{aus}^{is} - h_{ein}} \quad (4.6)$$

Der effektive isentrope Wirkungsgrad  $\eta_{eff}^{is}$  berücksichtigt zusätzlich den mechanischen und elektrischen Wirkungsgrad des Kompressors (Gl. 4.7).

$$\eta_{eff}^{is} = \frac{\dot{m} (h_{aus}^{is} - h_{ein})}{P_{el}} \quad (4.7)$$

Parameter	Wert
Liefergrad $\eta_{vol}$	0,85
Isentroper Wirkungsgrad $\eta_{is}$	0,65
Eff. isentroper Wirkungsgrad $\eta_{eff}^{is}$	0,55

Tabelle 4.3: Parameter des Kompressormodells.

### 4.3.3 Öffnungsquerschnitt Expansionsventil

Das elektrische Expansionsventil gibt seine aktuelle Stellung in Relation zu der maximalen Öffnung aus. Um die Vorgabe dieser relativen Größe zu einem absoluten Öffnungsquerschnitt zu konvertieren, welcher für das Simulationsmodell benötigt wird, wird mittels der stationären Messdaten eine Korrelation entwickelt.

Auch hier wird das Expansionsventil zunächst in einer separaten Simulation betrachtet. Die Drücke aus den Messdaten werden als Randbedingung am Ein- und Ausgang vorgegeben, der sich einstellende Massenstrom muss nun im stationären Zustand gleich dem geförderten Massenstrom des Kompressors sein. Die Messpunkte korrelieren gut mit einem Polynom zweiten Grades (s. Abb. 4.7).

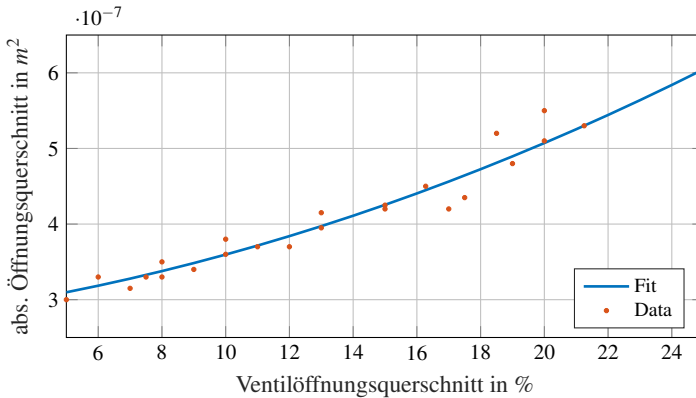


Abbildung 4.7: Korrelation zwischen relativem und absolutem Öffnungsquerschnitt mit quadratischem Polynom und einem Bestimmtheitsmaß  $R^2 = 95,3\%$  und einem  $RMSE = 4,1e-7 m^2$ .

## 4.4 Validierung der Simulationsmodelle

Das parametrisierte Modell wird im Folgenden anhand von Messdaten validiert. Zur Bewertung wird analog zur Parametrierung das Bestimmtheitsmaß  $R^2$  sowie der RMSE herangezogen.

### 4.4.1 Wärmepumpe

In einem ersten Schritt wird die Validierung der Wärmepumpe betrachtet. Die Sekundärkreisläufe werden zunächst noch unterbrochen modelliert. Die Kühlwassertemperaturen am Eintritt des Kondensators  $T_8$  und des Verdampfers  $T_{12}$  sowie

die zugehörigen Volumenströme  $V_i$  und  $V_a$  werden als Randbedingungen am Eintritt vorgegeben (s. Abb. 4.2). Die Stellgröße Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils  $A_{exp}$  wird bei konstanter Frequenz  $f_{comp}$  des Kompressors manuell variiert und im Simulationsmodell als Input vorgegeben.

Relevante Größen der Wärmepumpe, die sich für eine Validierung des Modells eignen, sind die sich einstellenden Druckniveaus  $p_i$  der Wärmepumpe sowie die Regelgröße Überhitzungstemperatur  $T_{sh}$ .

Die Resultate (s. Abb. 4.8, Abb. 4.9 und Abb. 4.10) zeigen eine gute Korrelation zwischen Messung und Simulation. Dies gilt sowohl bezogen auf die Druckniveaus als auch auf die sich einstellende Überhitzungstemperatur.

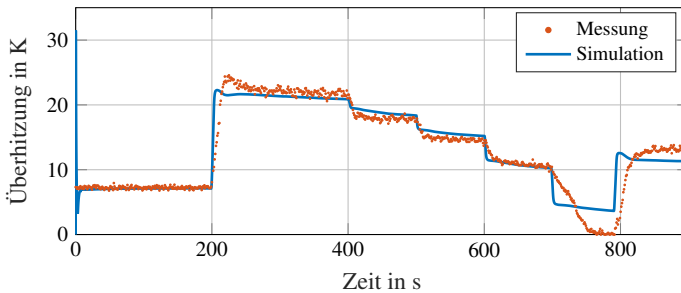


Abbildung 4.8: Abgleich zwischen gemessener und simulierter Überhitzungstemperatur  $T_{sh}$  bei manueller Änderung des Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils  $A_{exp}$  mit einem Bestimmtheitsmaß  $R^2 = 91,2\%$  und einem  $RMSE = 14,5$  K.

#### 4.4.2 Transientes Aufheizen

Ausgehend von dem validierten Wärmepumpenmodell wird nun das Komplettmodell betrachtet. Dies bedeutet, dass die Sekundärkreisläufe geschlossen werden, deren Wärmeübergänge zu der einströmenden Luft, der Strömungspfad der Luft in den Innenraum und die dortige Erwärmung der thermischen Massen berücksichtigt wird.

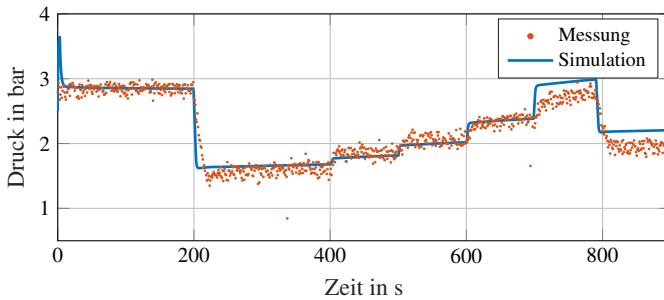


Abbildung 4.9: Abgleich zwischen gemessenem und simuliertem Tiefdruck  $p_2$  bei manueller Änderung des Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils  $A_{exp}$  mit einem Bestimmtheitsmaß  $R^2 = 90,2\%$  und einem  $RMSE = 0,165$  bar.

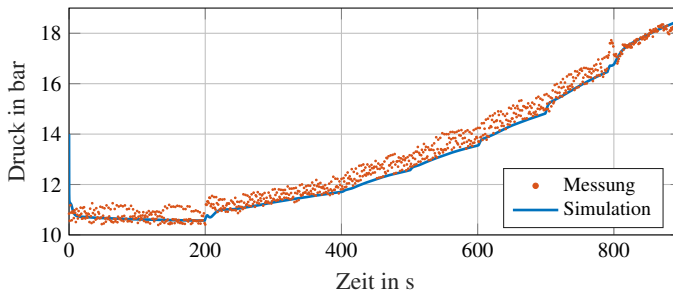


Abbildung 4.10: Abgleich zwischen gemessenem und simuliertem Hochdruck  $p_3$  bei manueller Änderung des Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils  $A_{exp}$  mit einem Bestimmtheitsmaß von  $R^2 = 98,4\%$  und einem  $RMSE = 0,378$  bar.

Es wird ein PID-geregeltes, transientes Aufheizszenario des ausgekühlten Fahrzeugs aufgezeichnet. Die Stellgrößen Kompressorfrequenz  $f_{comp}$  und der relative Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils sowie die Umgebungstemperatur  $T_{umg}$  werden in der Simulation als Input vorgegeben.

Die Regelgröße Innenraumtemperatur  $T_{cabin}$  in Abb. 4.11 zeigt zu Beginn im transienten Bereich noch leichte Abweichungen. Im weiteren Verlauf wird die Temperatur stationär und die Abweichungen zwischen gemessenem und simuliertem Signal werden zunehmend kleiner.

Abb. 4.12 zeigt den Abgleich der Regelgröße Überhitzungstemperatur  $T_{sh}$ . Auch hier kann eine ausreichende Genauigkeit des Modells festgestellt werden.

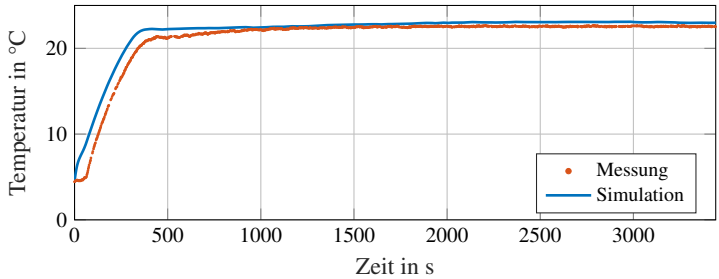


Abbildung 4.11: Abgleich zwischen gemessener und simulierter Innenraumtemperatur  $T_{cabin}$  während eines Aufheizszenarios mit Bestimmtheitsmaß  $R^2 = 98,6\%$  und einem  $RMSE = 0,99\text{ }^\circ\text{C}$ .

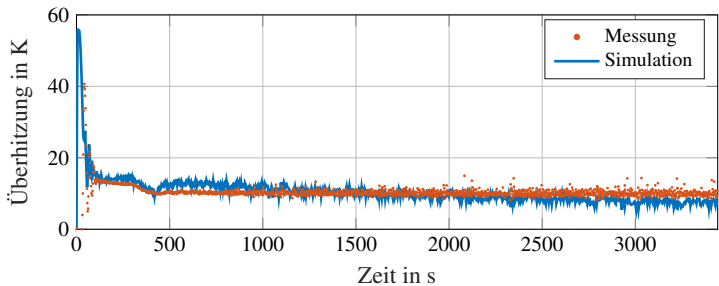


Abbildung 4.12: Abgleich zwischen gemessener und simulierter Überhitzungstemperatur  $T_{sh}$  der Wärmepumpe während eines Aufheizszenario mit einem  $RMSE = 5,2\text{ K}$ .



# 5 Simulative Untersuchung des entwickelten Thermomanagement-Systems

Dieses Kapitel dient der virtuellen Funktionsverifizierung und der Potenzialabschätzungen des Konzepts, das in Kap. 2.4.4 beschrieben ist. Die Untersuchungen basieren auf den in Kap. 4 validierten Modellen. Das System wird mit einer Temperaturmischklappe versehen, welche Luft mit Umgebungstemperatur und aufgeheizte Luft im gewünschten Verhältnis zusammenführt. Dadurch wird das intermittierende Wärmeangebot ausgeglichen und die Temperatur der Luftzufuhr geglättet. Für die Untersuchungen wird das System zunächst PID-geregelt: Der Kompressor wird nach Austrittstemperatur geregelt, das Expansionsventil nach Überhitzungstemperatur, die Temperaturmischklappe nach Innenraumtemperatur, und die Mischventile zur Konditionierung der Batterie nach Batteriezelltemperatur.

## 5.1 Nachweis der Funktionsfähigkeit

Zur Verifizierung der Funktion des Konzepts werden nun relevante Szenarien virtuell nachempfunden. Fokus liegt dabei auf Einhaltung des Betriebstemperaturbereichs der zu konditionierenden Komponenten.

- Szenario 1  
Dieses Szenario entspricht einem Winterszenario bei einer Umgebungstemperatur von  $T_{umg} = 0^\circ\text{C}$ , wobei alle Temperaturen mit der Umgebungs-

temperatur initialisiert werden. Das Szenario entspricht einer typischen Winterfahrt mit einem auf Umgebungstemperatur abgekühlten Fahrzeug.

- Szenario 2

Dieses Szenario stellt ebenfalls ein Winterszenario bei einer Umgebungstemperatur von  $T_{umg} = 0\text{ °C}$  dar, die Batterietemperatur wird allerdings mit  $30\text{ °C}$  initialisiert, einer Schnellladung vor einer Winterfahrt entsprechend.

- Szenario 3

Dieses Szenario entspricht einem Sommerszenario bei einer Umgebungstemperatur von  $T_{umg} = 35\text{ °C}$ . Alle Temperaturen werden wieder mit der Umgebungstemperatur initialisiert.

Als Fahrzyklus wird der WLTC einmal durchlaufen. Die Innenraumtemperatur wird in allen Szenarien gemäß der Solltemperatur-Funktion  $f_T(T_{umg})$  (s. Kap. 2.1) geregelt.

Abb. 5.1 zeigt zunächst die Innenraumtemperatur  $T_{cabin}$  der verschiedenen Szenarien. In allen drei Fällen wird die Solltemperatur eingeregelt. Unterschiede in der Dauer der transienten Aufheizphase sind in der thermischen Konditionierung der Batterie begründet. So zeigt Szenario 1 eine deutlich längere Aufheizphase, während im Szenario 2 die Abwärme der Batterie als Wärmequelle genutzt werden kann.

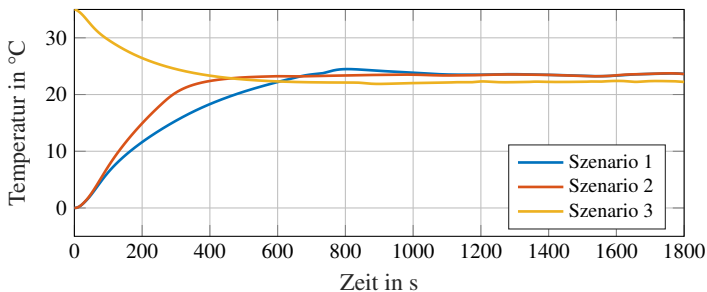


Abbildung 5.1: Verlauf der Innenraumtemperaturen  $T_{cabin}$  bei den definierten Szenarien.

Die Wicklungstemperatur des Elektromotors  $T_{wicklung}$  (s. Kap. 3.3.3) ist in Abb. 5.2 aufgezeigt. Die thermischen Grenzen werden in allen drei Szenarien eingehalten. Deutlich zu erkennen ist die niedrigere Elektromotortemperatur aufgrund der thermischen Konditionierung der Batterie in Szenario 1.

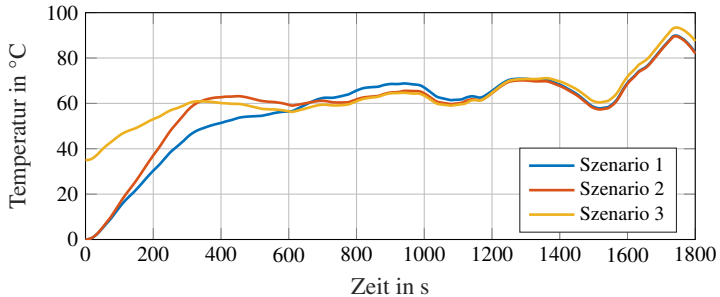


Abbildung 5.2: Verlauf der Wicklungstemperatur  $T_{wicklung}$  des Elektromotors bei den definierten Szenarien.

Weiter relevant ist die Batterietemperatur  $T_{bat}$ , welche in Abb. 5.3 beispielhaft auf verschiedene Zieltemperaturen einregelt wird.

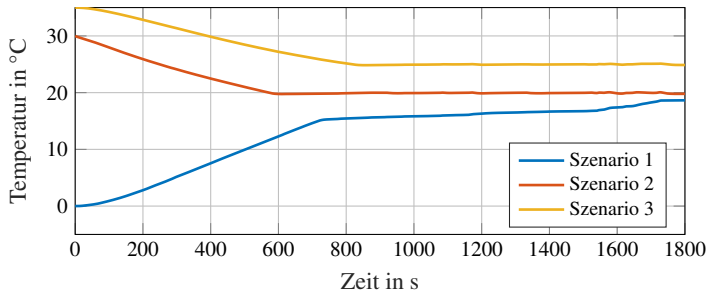


Abbildung 5.3: Verlauf der Batterietemperaturen  $T_{bat}$  bei den definierten Szenarien.

Das System ist somit in der Lage, unabhängig von der thermischen Konditionierung des Innenraums die Batterie zu heizen oder zu kühlen. Der Elektromotor wird dabei ebenfalls in seinem thermischen Betriebsbereich gehalten.

## 5.2 Energiebedarfsreduktion und Reichweitensteigerung

Die Konzepte aus Kap. 2.4.2 und Kap. 2.4.4 werden nun im Vergleich betrachtet, um eine Aussage über die Reduktion des elektrischen Energiebedarfs und Reichweitensteigerung treffen zu können. Dafür sind als Referenzbedingungen eine Umgebungstemperatur von  $T_{umg} = 0^\circ\text{C}$  und die Fahrzyklen WLTC und Artemis Motorway vorgegeben. Um die Resultate besser vergleichen zu können, wird auf das transiente Aufheizszenario aufgrund unterschiedlicher Leistungen der Heiztechnologien bewusst verzichtet. Es wird also davon ausgegangen, dass der Innenraum des Fahrzeugs bereits auf Solltemperatur vorkonditioniert ist. Zur Ermittlung der elektrischen Reichweite wird der gewählte Fahrzyklus wiederholt durchfahren bis keine Restkapazität der Batterie mehr vorhanden ist.

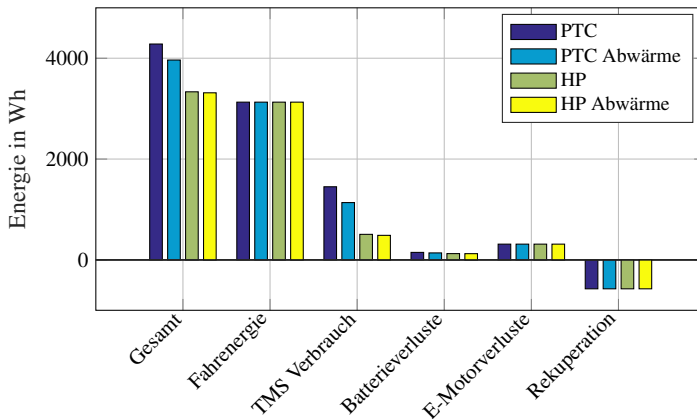


Abbildung 5.4: Aufschlüsselung des Energiebedarfs im WLTC bei einer Umgebungstemperatur von  $T_{umg} = 0^\circ\text{C}$  bei Thermomanagement-System-Konzepten mit PTC, PTC mit Abwärmenutzung, Wärmepumpe und Wärmepumpe mit Abwärmenutzung.

Abb. 5.4 zeigt den Gesamtenergiebedarf des Fahrzeugs mit den verschiedenen Thermomanagement-System-Konzepten unter Berücksichtigung der gegebenen Referenzbedingungen und die Aufteilung in den Energiebedarf einzelner Kompo-

nenen. Deutlich zu erkennen ist die Energiebedarfssenkung von PTC, PTC mit Abwärmenutzung, Wärmepumpe bis hin zu Wärmepumpe mit Abwärmenutzung. Bei gleichbleibender Fahrenergie, rekuperierter Energie und Verlusten im elektrischen Antriebsstrang ist der sinkende Energiebedarf des Thermomanagement-System ausschlaggebend. Eine weitere Folge des sinkenden Energiebedarfs ist eine Senkung des Entladestroms der Batterie, wodurch auch die Abwärme der Batterie reduziert wird, was in der Spitze auf 15% beziffert werden kann.

Die daraus berechneten Werte sind in Tab. 5.1 zusammengefasst. Das konventionellste, aber auch einfachste System mit PTC-Heizelement zeigt im WLTC Referenzszenario eine Reichweite von 56,4 km. Der Anteil des Thermomanagement-Systems am Gesamtenergiebedarf beträgt dabei ca. 34%. Durch Nutzung der Abwärme der elektrischen Antriebsstrangkomponenten lässt sich der Energiebedarf des Thermomanagement-Systems bereits um knapp 22% reduzieren. Durch Integration einer Wärmepumpe lässt sich eine signifikante Einsparung von knapp 65% des Thermomanagement-Systems erzielen. Eine zusätzliche Nutzung der Abwärme der Antriebstrangkomponenten führt zu einer weiteren Reduzierung auf insgesamt knapp 67% gegenüber dem Ausgangssystem. Durch den reduzierten Gesamtenergiebedarf kann so die elektrische Reichweite von 56,4 km auf 70,7 km erhöht werden.

Das Einsparpotenzial des Thermomanagement-Systems durch Nutzung der Abwärme ist maßgeblich von der Motorlast und daher letztlich vom Fahrzyklus abhängig. Dies zeigt die Gegenüberstellung mit dem Fahrzyklus Artemis Motorway. Der Energiebedarf des Thermomanagement-Systems kann hier aufgrund der höheren Motorlast und der dadurch höheren mittleren Abwärme um bis zu 78% gesenkt werden. Durch die höhere mittlere mechanische Leistung (s. Kap. 3.3.6) ist der Thermomanagement-System Anteil am Energiebedarf bereits im PTC-Konzept lediglich bei 14%. Die elektrische Reichweite kann daher nur von 43,6 auf 45,8 km gesteigert werden.

Ferner wird die Umgebungstemperatur  $T_{um,g}$  variiert, um den Vorteil eines Systems mit Wärmepumpe gegenüber einem System mit PTC-Heizelement herauszustellen. Abb. 5.5 zeigt die Energiebedarfsreduktion des Gesamtsystems und des Thermo-

Konzept	Gesamt- energie- bedarf [kWh]	TMS Energie- bedarf [kWh]	TMS Senkung Energie- bedarf [%]	el. Reich- weite [km]	Fahr- zyklus
PTC	4,28	1,45	-	56,4	WLTC
PTC mit Abwärmenutzung	3,96	1,14	21,4	60,3	WLTC
Zentrale Wärmepumpe	3,34	0,51	64,8	70,5	WLTC
Zentrale Wärmepumpe mit Abwärmenutzung	3,31	0,48	66,9	70,8	WLTC
PTC	6,1	0,86	-	43,6	Art. Mot.
PTC mit Abwärmenutzung	5,62	0,38	55,8	45,2	Art. Mot.
Zentrale Wärmepumpe	5,54	0,3	65,1	45,5	Art. Mot.
Zentrale Wärmepumpe mit Abwärmenutzung	5,43	0,19	77,9	45,8	Art. Mot.

Tabelle 5.1: Vergleich der Konzepte über die Fahrzyklen WLTC und Artemis Motorway bei einer Umgebungstemperatur von  $T_{umg} = 0\text{ }^{\circ}\text{C}$ .

management-Systems über der Umgebungstemperatur. Deutlich zu erkennen ist die erhöhte Verbrauchsreduktion des Fahrzeugs bei niedrigeren Temperaturen und daher bei hohem Wärmebedarf. Bei zunehmenden Temperaturen steigt zwar der Vorteil des Thermomanagement-Systems durch die steigende Effizienz der Wärmepumpe bei geringerer Temperaturdifferenz an, der Anteil am Gesamtenergiebedarf nimmt jedoch durch den geringen Wärmebedarf ab. Dadurch macht sich der Verbrauchsvorteil bei zunehmenden Temperaturen immer weniger bemerkbar.

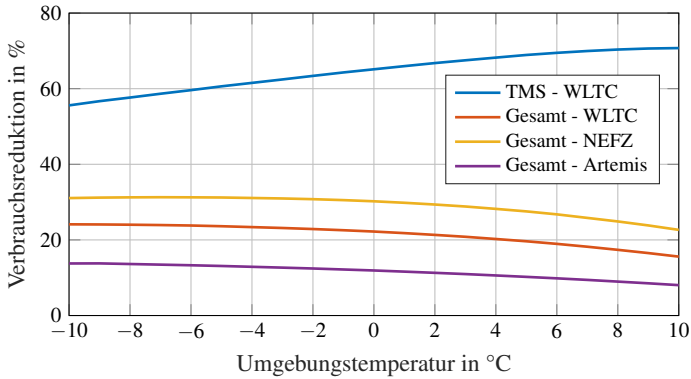


Abbildung 5.5: Vergleich der Verbrauchsreduktion im WLTC eines Thermomanagement-System mit zentraler Wärmepumpe gegenüber einem mit PTC-Heizelement über Umgebungstemperatur  $T_{umg}$ , bezogen auf das Thermomanagement-System (TMS) und den Gesamtenergiebedarf (Gesamt) im jeweiligen Fahrzyklus.

## 5.3 Thermische Batteriekonditionierung

In einer weiteren Untersuchung, welche auf der Vorveröffentlichung [24] beruht, wird nun der Nutzen einer thermischen Konditionierung der Batterie untersucht. Motivation für diese Untersuchung bietet die Limitierung der elektrischen Rekuperation bei Temperaturen unter  $0\text{ °C}$  (s. Kap. 3.3.4) und der steigende Innenwiderstand  $R_i$  der Batterie mit fallender Temperatur. Der steigende Innenwiderstand bewirkt zum einen höhere Wärmeverluste in der Batterie, zum anderen wird durch den erhöhten Spannungsabfall bei Belastung der Batterie die entnehmbare Kapazität eingeschränkt. Um hierbei nur die Auswirkungen der thermischen Batteriekonditionierung zu betrachten, wird die Innenraumkonditionierung als stationär betrachtet.

Das betrachtete Szenario geht in der Folge von einer initialen Batterietemperatur von  $T_{bat} = -10\text{ °C}$  und dem Thermomanagement-System-Konzept mit Wärmepumpe aus.

### Gesamtenergiebedarf

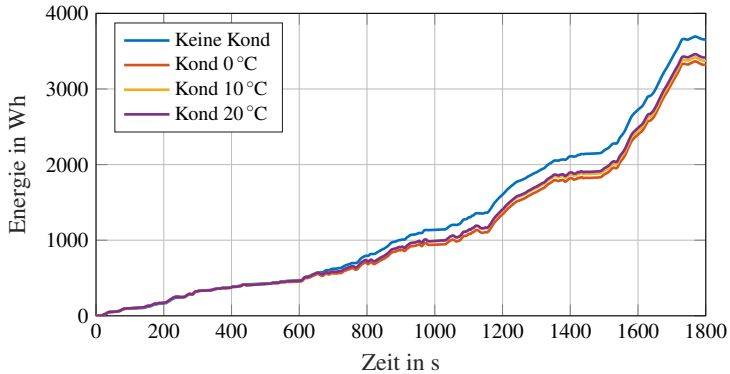


Abbildung 5.6: Gesamtenergiebedarf des Fahrzeugs im WLTC bei verschiedenen Konditionierungstemperaturen der Batterie.

Wie in Abb. 5.6 ersichtlich, sinkt der Gesamtenergiebedarf über den WLTC Fahrzyklus bis zu einer thermischen Konditionierung der Batterie von 0 °C, steigt danach jedoch wieder an. Der minimale Gesamtenergiebedarf liegt also bei einer Konditionierungstemperatur von 0 °C. Grund hierfür ist, dass durch die thermische Konditionierung die Batterie früher in der Lage ist, elektrische Energie durch Rekuperation aufzunehmen (s. Abb. 5.7).

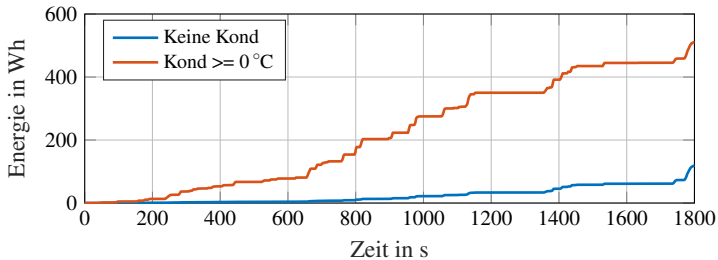


Abbildung 5.7: Rekuperierte elektrische Energie im WLTC bei thermischer Konditionierung und keiner Konditionierung.



Ab einer Konditionierung von  $0\text{ }^{\circ}\text{C}$  überwiegt jedoch der Anteil des Gesamtenergiebedarfs des Thermomanagement-Systems gegenüber der gesunkenen Abwärme der Batterie.

### Ladezustand

Betrachtet man jedoch den Ladezustand (s. Abb. 5.8) zeigt sich, dass aufgrund der schnelleren Erwärmung der Batteriezelle sich auch die entnehmbare Restkapazität wieder vergrößert, was wiederum den negativen Effekt der thermischen Konditionierung überkompensiert. Folge ist, dass sich trotz des zunehmenden Energiebedarfs die Reichweite mit zunehmender Batteriekonditionierungstemperatur erhöhen kann.

### Fazit

Eine aktive Beheizung der Batterie ist ungeachtet des zunehmenden Energiebedarfs des Thermomanagement-Systems von Vorteil und muss in der Regelung des Gesamtsystems berücksichtigt werden. Zum einen wird durch die erhöhte Rekuperationsfähigkeit der Gesamtenergiebedarf gesenkt, zum anderen nimmt die Restreichweite durch eine gestiegene entnehmbare Kapazität der Batterie zu.

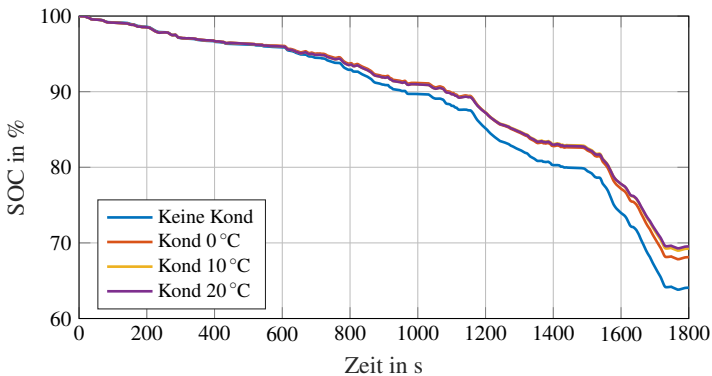


Abbildung 5.8: Verlauf des Ladezustands über den WLTC bei verschiedenen Konditionierungstemperaturen der Batterie.

## 5.4 Zwischenfazit

Anhand der vorhergehenden Untersuchungen lässt sich bereits anschaulich die Motivation für eine nichtlineare modellprädiktive Regelung aufzeigen.

### Regelung des Gesamtsystems

Sowohl Innenraum als auch Batterie greifen bei einer thermischen Konditionierung auf die gleiche Wärmequelle zu. Bei einsetzender thermischer Konditionierung der Batterie wird der zur Verfügung stehende Wärmestrom aufgeteilt, die Wärmepumpe muss zunächst nachgeregelt werden. Es stellt sich daher eine negative Abweichung der Innenraumtemperatur von ihrer Sollgröße ein. Beim Ende der thermischen Konditionierung ist demzufolge eine positive Abweichung zu beobachten. Anstatt das Mehrgrößensystem in PID-geregelte Eingrößensysteme zu separieren, bietet sich an, das Mehrgrößensystem mittels modellprädiktiver Regelung zu regeln.

### Nutzung der Abwärme der elektrischen Komponenten

Die Wärmepumpe wird aufgrund des intermittierenden Wärmeangebots der Antriebsstrangkomponenten auf Austrittstemperatur geregelt. Eine luftseitige Drosselung erlaubt eine präzise Einstellung der Innenraumtemperatur, betreibt die Wärmepumpe allerdings mit einem unnötig hohen Druckverhältnis. Die direkte Regelung der Wärmepumpe nach Innenraumtemperatur vermeidet dies, kann allerdings durch das intermittierende Abwärmeangebot kein glattes Temperaturprofil im Innenraum gewährleisten. Eine prädiktive Drosselung der Wärmepumpe könnte hier aus kombinierten Komfort- und Energieeffizienzgründen am sinnvollsten sein.

### Verteilung der Wärme

Die Regelung der Batterietemperatur erfolgt mittels eines Mischventils. Die Folge ist ein langsames Aufwärmen des Innenraums. Mittels modellprädiktiver Rege-

lung lässt sich die Konditionierung je nach Anwendung und Situation durch eine Gewichtung priorisieren.



# 6 Aufbau der nichtlinearen modellprädiktiven Regelung

## 6.1 Mathematische Grundlagen

Die nichtlineare modellprädiktive Regelung ist ein Regelverfahren, welches auf der fortlaufenden mathematischen Optimierung eines nichtlinearen Prozessmodells basiert. Das zugrundeliegende Modell dient der Vorhersage des Systemzustands bis zum Zeithorizont. In der Zielfunktion wird das Regelziel definiert, welches zum Beispiel die Abweichung der Regelgrößen von ihren Sollwerten umfasst. Durch die Optimierung wird die Zielfunktion minimiert und die optimalen Stellgrößen gemäß der definierten Zielfunktion als Steuerungsvektor  $u$  zur Verfügung gestellt. Der Steuerungsvektor enthält die diskretisierte zukünftige Steuerungstrajektorie. Die Optimierung wird innerhalb eines definierten Zeitintervalls auf Basis aktueller Messdaten wiederholt. Dadurch wird schließlich ein geschlossener Regelkreis dargestellt.

### Geschlossener Regelkreis

Die Lösung stellt die stückweise konstanten Steuerungen  $u_0, \dots, u_{N-1}$  bis zum Zeithorizont  $\tilde{h}$  bereit (s. Abb 6.1). Sollte das Modell eine exakte Abbildung des Systems darstellen, so wäre eine Rückführung der Messungen nicht notwendig. In der Realität müssen jedoch immer Abweichungen zwischen Modell und Realität angenommen werden. Zum einen ist dies durch Modellvereinfachungen begründet, zum anderen durch externe Störungen, die modelltechnisch nicht erfasst sind. Daher wird lediglich das erste Element  $u_0$  des Steuerungsvektors verwendet. Der Optimierungsprozess wird anschließend innerhalb eines definierten Zeitintervalls

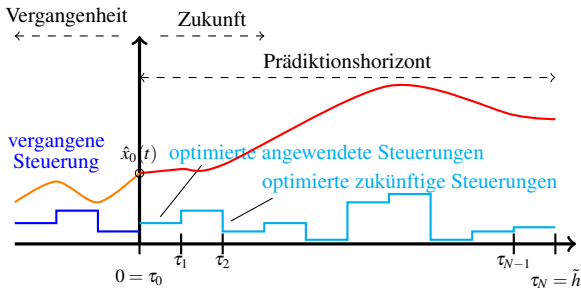


Abbildung 6.1: Schematische NMPC-Regelung mit Verlauf der stückweise konstanten Steuerungen und der Zustände in Zukunft und Vergangenheit, nach Vorveröffentlichung [26].

auf Basis aktueller Messdaten wiederholt. Dies minimiert den Fehler, und lässt die NMPC-Regelung optimal auf externe Störungen reagieren.

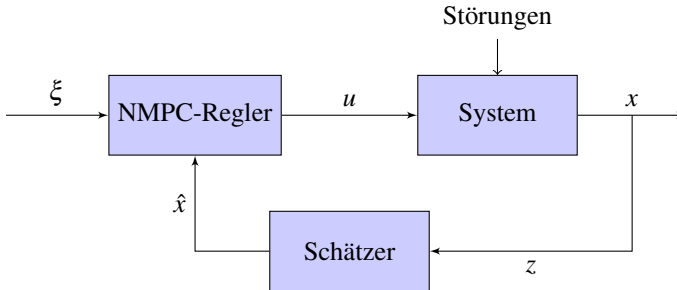


Abbildung 6.2: Darstellung des geschlossenen NMPC-Regelkreises mit den Sollwerten  $\xi$ , dem Steuervektor  $u$ , dem Zustandsvektor  $x$ , den Messungen  $z$  sowie dem rückgeführten geschätzten Zustandsvektor  $\hat{x}$ .

### 6.1.1 Definition eines Optimalsteuerungsproblems

Im Folgenden wird ein differential-algebraisches Gleichungssystem (engl. differential algebraic equation, DAE) betrachtet, das sich in der allgemeinen Form

$$\dot{x}(\tau) = f(\tau, x(\tau), \tilde{z}(\tau), u(\tau)) \quad \forall \tau \in [0, \tilde{h}] \quad (6.1a)$$

$$0 = g_1(\tau, x(\tau), \tilde{z}(\tau), u(\tau)) \quad \forall \tau \in [0, \tilde{h}] \quad (6.1b)$$

darstellen lässt.  $x$  beschreibt die differentiellen Zustände,  $\tilde{z}$  die algebraischen Zustände sowie  $u$  die Steuerungen. Um die optimalen Steuerungen hinsichtlich des Regelziels im gewählten Zeithorizont zu bestimmen, wird ein Optimalsteuerungsproblem (engl. optimal control problem, OCP) aufgestellt. Hierzu wird das Regelziel in einer mathematischen Funktion, der Zielfunktion, formuliert. Diese Arbeit beschränkt sich auf Tracking-Probleme, wobei die Abweichung der Regelgröße von ihrem Sollwert minimiert werden soll. Die Zielfunktion wird auf Basis eines Least-Squares-Ansatzes formuliert.

In Gl. 6.2 ist die allgemeine Form des Optimalsteuerungsproblems definiert. Die zu minimierende Zielfunktion besteht aus einem Lagrange-Term  $\|\ell\|_{2, W_L}^2$  mit der Gewichtung  $W_L$  und einem Mayer-Term  $\|e\|_{2, W_e}^2$  mit der Gewichtung  $W_e$ . Die Nebenbedingungen sind die differentiellen (6.2a) und algebraischen (6.2b) Modellgleichungen des DAE-Systems, die Vorgabe des Anfangswert  $\hat{x}_0(t)$  (6.2c), die Pfadrestriktionen der Zustände und Steuerungen (6.2d), sowie gekoppelte Punktbedingungen (6.2e).

$$\min_{x,z,u} \int_0^{\tilde{h}} \|\ell(x(\tau), \tilde{z}(\tau), u(\tau))\|_{2,W_L}^2 d\tau + \|e(x(\tilde{h}))\|_{2,W_e}^2$$

$$\text{s.t.} \quad \dot{x}(\tau) = f(x(\tau), \tilde{z}(\tau), u(\tau)) \quad \tau \in [0, \tilde{h}] \quad (6.2a)$$

$$0 = g(x(\tau), \tilde{z}(\tau), u(\tau)) \quad \tau \in [0, \tilde{h}] \quad (6.2b)$$

$$x(0) = \hat{x}_0(t) \quad (6.2c)$$

$$0 \leq c(x(\tau), \tilde{z}(\tau), u(\tau)) \quad \tau \in [0, \tilde{h}] \quad (6.2d)$$

$$0 \leq r_i(x(\tau_i), \tilde{z}(\tau_i)) \quad \{\tau_i\} \subset [0, \tilde{h}] \quad (6.2e)$$

## 6.1.2 Numerische Lösungsansätze

Das OCP ist im Allgemeinen nicht direkt analytisch lösbar. Die numerischen Lösungsansätze werden in direkte und indirekte Verfahren eingeteilt.

Die indirekten Verfahren basieren auf dem Pontryaginschen Maximumprinzip. Hierbei wird das OCP durch notwendige Optimalitätsbedingungen in ein analytisches Randwertproblem mit adjungierten Gleichungen überführt, welches mittels verschiedener numerischer Lösungsverfahren gelöst werden kann. Da jedoch bereits eine gute initiale Schätzung der Lagrange-Multiplikatoren vorhanden sein muss, wird dieser Ansatz selten für den Einsatz innerhalb einer NMPC verwendet (vgl. [35]).

Bei direkten Verfahren wird das OCP durch zeitliche Diskretisierung der Trajektorien in ein endlich-dimensionales nichtlineares Programm (NLP) überführt. Die Lösung kann dann mittels der Sequenziellen Quadratischen Programmierung (SQP) oder den Innere-Punkt-Verfahren (IP, vgl. IPOPT, [73]) bestimmt werden. Es wird zwischen sequenziellen und simultanen Ansätzen innerhalb der direkten Verfahren unterschieden (vgl. [17, Kapitel 2.3]).



### **Sequenzieller Ansatz**

Der sequenzielle Ansatz behandelt die Systemsimulation und die Optimierung getrennt. Durch die mittels Systemintegration erzeugte Trajektorie der Zustände sind die Modellgleichungsbedingungen (Gl. 6.2a) automatisch erfüllt. Die Steuerungen werden zeitlich diskretisiert. Das OCP wird iterativ durch wiederholtes Lösen eines Anfangswertproblems (AWP) gelöst. Ein typischer Vertreter dieses Ansatzes ist das Einzelschießverfahren (engl. single shooting method).

### **Simultaner Ansatz**

Der simultane Ansatz führt die Systemsimulation und die Optimierung zeitgleich aus. Dies wird mittels einer Diskretisierung der Steuerungen und auch der Trajektorien der Zustände erreicht. Jedes diskretisierte Intervall wird als separates DAE-Anfangswertproblem behandelt. Die Stetigkeit der DAE-Trajektorie wird über zusätzliche Stetigkeitsbedingungen gefordert. Folge dieses Ansatzes ist, dass sich auf dem Weg zur optimalen Lösung physikalisch unmögliche Trajektorien befinden können, die die Restriktionen verletzen. Zudem wird die Dimension des NLPs durch Hinzunahme der Zustände als freie Optimierungsvariablen deutlich erhöht, was durch geeignete Ausnutzung der entstehenden Strukturen jedoch nicht zu einem Mehraufwand gegenüber den Einzelschießverfahren führt. Die Lösung zeigt ein stabileres Konvergenzverhalten (vgl. [55, Kap. 15.4]). Ein typischer Vertreter des direkten simultanen Ansatzes ist das in Abb. 6.3 gezeigte Mehrfachschießverfahren (engl. multiple shooting method, vgl. [7]).

## **6.1.3 Lösung mittels des Mehrfachschießverfahrens**

Im weiteren Verlauf wird die Lösung des NLPs durch das direkte Mehrfachschießverfahren auf Basis der Vorveröffentlichung [26] betrachtet.

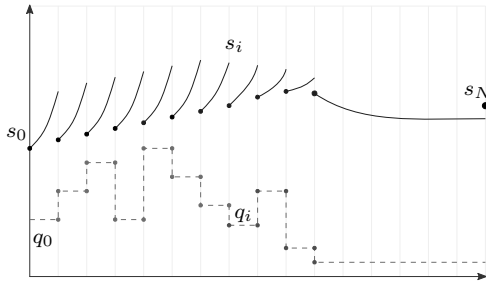


Abbildung 6.3: Schematische Darstellung des Mehrfachschießverfahrens nach [15]. Jedes Zeitintervall verfügt über eine hier konstante parametrisierte Steuerung und über ein separates Anfangswertproblem. Stetigkeit wird über zusätzlich eingebrachte Bedingungen erreicht.

### Parametrierung und Diskretisierung

Der Steuerungsvektor  $u$  wird nun mit stückweise konstanten Parametern  $q_i$  auf dem Diskretisierungsgitter  $0 = \tau_0 < \tau_1 < \dots < \tau_{N-1} < \tau_N = h$  mit dem Zeithorizont  $h$  parametrisiert.

$$u(\tau) := q_i \in \mathbb{R}^{n_u}, \tau \in [\tau_i, \tau_{i+1}), 0 \leq i \leq N - 1.$$

In jedem diskretisierten Intervall  $[\tau_i, \tau_{i+1}]$  wird ein separates Anfangswertproblem mit Anfangswert  $s_i \in \mathbb{R}^{n_x}$  gelöst.

$$\dot{x}(\tau) = f(x(\tau), \tilde{z}(\tau), q_i), \tau \in [\tau_i, \tau_{i+1}] \quad (6.3a)$$

$$0 = g(x(\tau), \tilde{z}(\tau), q_i) - \theta_i(\tau)g(s_i, \tilde{z}_i, q_i) \quad (6.3b)$$

$$x(\tau_i) = s_i, \tilde{z}(\tau_i) = z_i \quad (6.3c)$$

Die DAE Bedingungen werden gelockert, indem eine auf  $[\tau_i, \tau_{i+1}]$  streng monoton fallende Funktion  $\theta_i(\tau)$  definiert wird, welche  $\theta(\tau_i) = 1$  und  $\theta(\tau_{i+1}) = 0$  erfüllt.

Dies erleichtert die Suche nach konsistenten Anfangswerten  $\tilde{z}_i \in \mathbb{R}^{n_z}$  zur Lösung des AWP.

Die Konsistenz der optimalen Lösung wird durch

$$0 = g(s_i, \tilde{z}_i, q_i), \quad 0 \leq i \leq N - 1 \quad (6.4a)$$

$$0 = g(s_N, \tilde{z}_N) \quad (6.4b)$$

sichergestellt.

Stetigkeit in der optimalen Lösung wird über zusätzliche Stetigkeitsbedingungen an den Übergängen der separaten Anfangswertproblemen erreicht,

$$0 = x(\tau_{i+1}; \tau_i, s_i, \tilde{z}_i, q_i) - s_{i+1}, \quad 0 \leq i \leq N - 1,$$

wobei  $x(\tau_{i+1}; \tau_i, s_i, \tilde{z}_i, q_i)$  die Lösung des  $i$ -ten Anfangswertproblems auf dem Intervall  $[\tau_i, \tau_{i+1}]$  und für die Anfangswerte  $s_i$  and  $\tilde{z}_i$  bezeichnet. Die Pfad- und Punktrestriktionen (6.2d,6.2e) werden nur an den Zeitpunkten  $\tau_i$  gefordert.

Das resultierende NLP ist in Gl. 6.5 dargestellt.

$$\min_{s, \tilde{z}, q} \Phi := \sum_{i=0}^{N-1} \|L_i(s_i, \tilde{z}_i, q_i)\|_{2, W_L}^2 + \|e(s_N, z_N)\|_{2, W_e}^2 \quad (6.5a)$$

$$\text{s.t. } 0 = x(\tau_{i+1}; \tau_i, s_i, \tilde{z}_i, q_i) - s_{i+1}, \quad 0 \leq i \leq N - 1 \quad (6.5b)$$

$$0 = g(s_i, \tilde{z}_i, q_i) \quad 0 \leq i \leq N - 1 \quad (6.5c)$$

$$0 = g(s_N, \tilde{z}_N) \quad (6.5d)$$

$$0 = s_0 - \hat{x}_0(t) \quad (6.5e)$$

$$0 \leq c(s_i, \tilde{z}_i, q_i) \quad 0 \leq i \leq N - 1 \quad (6.5f)$$

$$0 \leq r_i(s_i, \tilde{z}_i, q_i) \quad 0 \leq i \leq N - 1. \quad (6.5g)$$

$$0 \leq c(s_N, \tilde{z}_N) \quad (6.5h)$$

$$0 \leq r_N(s_N, \tilde{z}_N) \quad (6.5i)$$

Hierbei ist  $L_i$  die numerische Integration von  $\ell$  auf  $[\tau, \tau_{i+1}]$  zum Anfangswert  $s_i, z_i$  und mit Steuerung  $q_i$ .

Zur besseren Übersichtlichkeit werden alle freien Optimierungsvariablen als  $y = [s_0, s_1, \dots, s_{N-1}, s_N, \tilde{z}_0, \tilde{z}_1, \dots, \tilde{z}_{N-1}, \tilde{z}_N, q_0, q_1, \dots, q_{N-1}]^T$  gruppiert (6.7). Die Gleichheitsbedingungen werden im Folgenden in der Funktion  $g(y)$  und die Ungleichheitsbedingungen in der Funktion  $h(y)$  zusammengefasst. Es ergibt sich das NLP in Gl. 6.6.

$$\min_y \Phi(y) \tag{6.6a}$$

$$\text{s.t. } 0 = g(y) \tag{6.6b}$$

$$0 \geq h(y) \tag{6.6c}$$

### Optimalitätskriterium Karush-Kuhn-Tucker

Zunächst wird die Lagrange-Funktion des NLPs 6.6 mit den Lagrange Multiplikatoren  $\lambda$  und  $\mu$  für die Gleichheits- und Ungleichheitsbedingungen aufgestellt (vgl. [2, Kap. 35.2]).

$$\mathcal{L}(y, \lambda, \mu) = \Phi(y) + \lambda^T g(y) + \mu^T h(y) \tag{6.7}$$

Um das NLP zu lösen, werden die notwendigen Optimalitätsbedingungen erster Ordnung nach Karush-Kuhn-Tucker (KKT) aufgestellt:

$$\nabla_y \mathcal{L}(y, \lambda, \mu) = 0 \quad (6.8a)$$

$$\mu^T h(y) = 0 \quad (6.8b)$$

$$\mu \geq 0 \quad (6.8c)$$

$$0 = g(y) \quad (6.8d)$$

$$0 \geq h(y). \quad (6.8e)$$

Hierbei wird Stationarität (Gl. 6.8a), Komplementarität (Gl. 6.8b) und Zulässigkeit (Gl. 6.8c, 6.8d und 6.8e) eingefordert. Ein Punkt  $(y^*, \lambda^*, \mu^*)$ , der die notwendigen sowie die hinreichenden Bedingungen (vgl. [53, Kapitel 12]) erfüllt, ist ein lokales Minimum des NLPs. Bei einer konvexen Zielfunktion handelt es sich bei jedem lokalen Minimum auch um ein globales Minimum.

### Lösung mittels des SQP-Verfahrens

Alle Optimierungsmethoden vom Newton-Typ versuchen durch Linearisierung des Problems die Lösung iterativ zu finden. SQP-Löser und IP-Löser unterscheiden sich prinzipiell jedoch in der Behandlung der Ungleichheitsbedingung (vgl. [17]). Im Rahmen dieser Arbeit wird die Lösung des NLPs mittels eines allgemeinen SQP-Verfahrens bestimmt (vgl. [53, Kapitel 18]).

Ausgehend von einer initialen Schätzung  $y^{(0)}$  wird die Lösung iterativ durch

$$y^{(k+1)} = y^{(k)} + \alpha^{(k)} \Delta y^{(k)} \quad (6.9)$$

bestimmt, wobei  $k$  den Index der SQP-Iterationen darstellt. Gebräuchliches Abbruchkriterium der iterativen Bestimmung ist das Unterschreiten des KKT-Residuums einer vorab definierten Schranke. Dieses Residuum ist nach Gl. 6.8 ein Maß für den Gradienten der Lagrangefunktion, für die Verletzung der Nebenbedingungen und für die Verletzung der Komplementarität.

Die Schrittweite  $\alpha^{(k)}$  kann Werte im Bereich von  $(0, 1]$  annehmen und wird durch eine Liniensuche (vgl. [53, Kapitel 3]) bestimmt. Diese Globalisierungsstrategie bewirkt, dass eine Konvergenz nicht nur in der Nähe von Minima, sondern von beliebigen Startwerten erreicht werden kann.

Für die Bestimmung der Schrittrichtung  $\Delta y^{(k)}$  wird das NLP sequenziell durch einfacher zu lösende Quadratische Programme (QP) approximiert. Die Zielfunktion  $\Phi(y)$  wird dabei quadratisch zu

$$\Phi_{QP}(\Delta y) = \Phi^{(k)} + \nabla\Phi(y^{(k)}) \Delta y + \frac{1}{2} \Delta y^T \nabla_{yy}^2 \mathcal{L}(y^{(k)}, \lambda^{(k)}, \mu^{(k)}) \Delta y \quad (6.10)$$

approximiert. Die Nebenbedingungsfunktionen  $g(y)$  und  $h(y)$  werden ebenfalls linear approximiert, sodass sich das resultierende QP-Subproblem wie folgt schreibt.

$$\min_{\Delta y} \Phi_{QP}(\Delta y) \quad (6.11a)$$

$$\text{s.t. } 0 = g(y^{(k)}) + \nabla g(y^{(k)})^T \Delta y \quad (6.11b)$$

$$0 \geq h(y^{(k)}) + \nabla h(y^{(k)})^T \Delta y \quad (6.11c)$$

Das QP-Subproblem kann mit gängigen Standardmethoden (vgl. [23]) gelöst werden und wird für jede SQP-Iteration auf Basis der neuen Iterierten  $y^{(k)}$  neu aufgestellt.

Für die Lösung des QP-Subproblems müssen die Jacobi-Matrix der Zielfunktion  $\nabla\Phi(y^{(k)})$  und die Hesse-Matrix der Lagrange-Funktion  $\nabla_{yy}^2 \mathcal{L}(y^{(k)}, \lambda^{(k)}, \mu^{(k)})$  ermittelt werden.

### **Bestimmung der Jacobi-Matrix**

Die Bestimmung der in Gl. 6.10 benötigten Jacobi-Matrix ist zeitintensiv und hat daher einen maßgeblichen Einfluss auf die Performance der Optimierung. Sie lässt sich über die finite Differenzenmethode durch geringe Perturbation der Zustandsvariablen bestimmen. Bei Zugriff auf die Modellgleichungen des Systems kann

sie ebenfalls analytisch berechnet werden. Diese Methode verspricht eine deutlich höhere Präzision und je nach Größe des Systems auch Geschwindigkeitsvorteile.

### Bestimmung der Hesse-Matrix

Auch die Berechnung der exakten Hessematrix für Gl. 6.10 ist sehr teuer, weswegen oft Verfahren zum Einsatz kommen, die die Hessematrix mithilfe von Update-Formeln approximieren. Es existieren mehrere SQP-Varianten mit unterschiedlichen Anwendungsgebieten. Powell's Classical SQP Method ersetzt beispielsweise die Hesse-Matrix zunächst durch eine Approximation  $A^{(k)}$ . Die neue Approximation  $A^{(k+1)}$  wird mittels der Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) Formel unter Nutzung der Lagrange-Gradienten und der Schrittweite bestimmt (vgl. [53, Kapitel 6]). Diese Approximation eignet sich in der Praxis gut, um Zielfunktionen unabhängig von dem zu erwartenden Residuum zu minimieren.

Die Gauß-Newton-Methode hingegen eignet sich speziell für Zielfunktionen vom Least-Squares-Typ

$$\Phi(y^{(k)}) = \frac{1}{2} \|R(y^{(k)})\|^2. \quad (6.12)$$

Nach [17] wird die Hesse-Matrix durch

$$A^{(k)} = \nabla R(y^{(k)}) \nabla R(y^{(k)})^T \quad (6.13)$$

approximiert. Das Anwendungsgebiet des Gauß-Newton-Verfahrens beschränkt sich hauptsächlich auf Tracking-Probleme, bei denen die Zielfunktion nur noch ein sehr kleines Residuum aufweist. Es zeigt in diesem Fall ein besonders schnelles Konvergenzverhalten und wird daher oft in Echtzeit-NMPC-Reglern eingesetzt.

### 6.1.4 Echtzeititerationsschema

Im Zuge der späteren Anwendung der NMPC in Echtzeit gilt es zwei Faktoren zu berücksichtigen. Zum einen ist es essentiell, die Antwort auf Messungen möglichst schnell zur Verfügung zu stellen, so dass die Regelung nicht auf einen

veralteten Systemzustand reagiert. Zum anderen muss die gesamte Berechnungszeit kleiner als das definierte Zeitintervall sein, um Echtzeitfähigkeit überhaupt erst garantieren zu können. Anhand des Echtzeititerationsschemas (engl. real-time iteration scheme, vgl. [16]) kann eine SQP-Iteration in drei verschiedene Phasen unterteilt werden.

1. **Vorbereitungsphase** (engl. preparation phase)

Auf Basis der initialen Schätzung der Optimierungsvariablen  $y^{(k)}$  wird zunächst  $\nabla\Phi$  und  $\nabla_{yy}^2\mathcal{L}(y^{(k)}, \lambda^{(k)}, \mu^{(k)})$  berechnet. Dies geschieht gänzlich unabhängig von der noch unbekanntem Messung  $x^{(k)}$ . Die Berechnung von  $y^{(k+1)}$  wird vorbereitet, soweit sie ohne  $x^{(k)}$  möglich ist.

2. **Antwortphase** (engl. feedback phase)

Nach Erhalt der Messung  $x^{(k)}$  wird die Lösung des QP-Subproblems berechnet und die Schrittrichtung  $\Delta y^{(k)} = (\Delta s_0, \Delta z_0, \Delta q_0)$  bestimmt. Die neue Steuerung  $u_{feedback}^{(k)} = u_0^{(k)} + \Delta q_0^{(k)}$  wird ausgegeben.

3. **Übergangsphase** (engl. transition phase)

Die Schrittweite  $\alpha^{(k)}$  wird bestimmt und die nächste initiale Schätzung  $y^{(k+1)}$  wird nach Gl. 6.9 berechnet.

Dies stellt sicher, dass teure Berechnungen in der Vorbereitungsphase ausgeführt werden. Die Dauer der Antwort der NMPC-Regelung auf die Messungen wird dadurch reduziert. Um die gesamte Berechnungsdauer zu reduzieren, wird im Echtzeititerationsschema nur eine SQP-Iteration durchgeführt, anstatt bis zum Unterschreiten der gesetzten Schranke der KKT-Toleranz zu rechnen. Der Index  $k$  bezeichnet daher sowohl den Index der SQP-Iterationen als auch den Zeitschritt der NMPC-Regelung.

Der Löser wird mit der letzten Lösung  $y^{(k-1)}$  und den letzten Multiplikatoren  $\mu^{(k-1)}$  und  $\lambda^{(k-1)}$  warmgestartet, wodurch die Lösung schneller berechnet werden kann. Durch die ähnliche Struktur der Folgeprobleme werden fortlaufend Lösungen bestimmt, die immer näher am Optimum liegen. Konvergenz wird daher über die Zeit erreicht (s. Abb. 6.4).



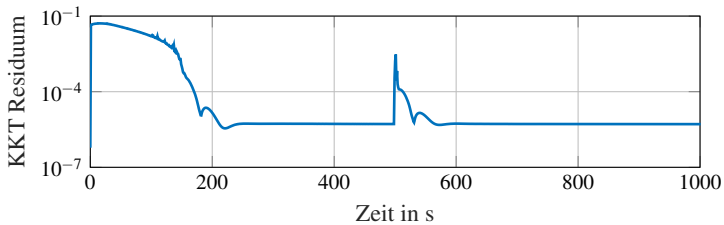


Abbildung 6.4: Logarithmische Darstellung des KKT-Residuums einer NMPC-Regelung über der Zeit. Aufgezeichnet ist ein virtuelles Aufheizszenario des Innenraums mit einer externen Störung der Umgebungstemperatur bei  $t = 500$ s, entsprechend Kap. 7.3.

## 6.2 Optimierungssoftware MUSCOD

MUSCOD ist eine Optimierungssoftware, die allgemeine Optimalsteuerungsprobleme auf Basis des direkten Mehrschießverfahrens löst. Das Optimalsteuerungsproblem wird in ein NLP umgeschrieben und mittels einem speziell zugeschnittenen SQP-Algorithmus gelöst (vgl. [46]).

Die Definition des Optimalsteuerungsproblems wird in C++ Code geschrieben. Die Modellgleichungen und die zugehörigen Nebenbedingungen werden in vordefinierten Funktionen, die als Schnittstelle zu MUSCOD dienen, implementiert und als DLL-Bibliothek kompiliert. Diese wird dem Optimierer als Argument übergeben. MUSCOD übernimmt hiernach automatisch die komplette Lösung des OCP wie in Kap. 6.1.3 beschrieben.

Die Konfiguration wird über eine Textdatei vorgenommen, welche die initialen Werte des Zustands- und Steuerungsvektors, die Skalierung der Zustände und Steuerungen sowie deren zulässige Minimal- und Maximalwerte enthält. Zur Bestimmung der Hesse-Matrix der Lagrange-Funktion sind verschiedene Verfahren wählbar, u.a. Gauß-Newton und ein BFGS-Algorithmus. Die Jacobi-Matrix der Zielfunktion wird standardmäßig MUSCOD-intern über eine finite Vorwärtsdifferenzenmethode bestimmt. Es kann jedoch auch eine externe Vorgabe der Jacobi-Matrix erfolgen.

Für die Anwendung von MUSCOD innerhalb eines NMPC-Settings ist eine leistungsfähige Python Schnittstelle vorhanden, welche bereits über separate Routinen zum Aufruf der einzelnen Phasen gemäß des Echtzeititerationsschemas (s. Kap. 6.1.4) verfügt.

## 6.3 Functional Mock-Up Interface

Das Functional Mock-Up Interface (FMI) ist eine zunehmend verbreitete Methode, Simulationsmodelle aus ihren Simulationsumgebungen zu exportieren, um sie externen Anwendern oder Programmen zur Verfügung stellen zu können, ohne Einblicke in das Modell gewähren zu müssen.

### Funktionsweise

Die Functional Mockup-Unit (FMU) ist eine gepackte zip-Datei, welche eine xml-Datei und eine DLL-Datei enthält.

Die xml-Datei umfasst eine Liste aller im Modell verwendeten Variablen und relevante Modellinformationen. Allen Variablen wird eine fmu-interne Referenznummer zugewiesen, welche für den Zugriff benötigt wird.

Die DLL-Datei ist eine kompilierte Version des Modells in C++, ergänzt um standardisierte, von außen zugängliche Zugriffsroutinen. Diese dll-Datei kann nun toolübergreifend und plattformübergreifend angesprochen werden.

Die FMU ist in zwei Versionen exportierbar: Zum einen als „Co-Simulation“ mit integriertem Löser, zum anderen als „Model Exchange“ ohne Löser. In letzterem Fall muss die FMU mit einem externen Löser gekoppelt werden (z. B. [37]). Im Hinblick auf die Anwendung innerhalb des Optimierers MUSCOD, der bereits einen DAE-Löser integriert hat, wird die „Model Exchange“-Variante verwendet.

Die FMU stellt nach außen ein System gewöhnlicher Differenzialgleichungen dar. Das zugrunde liegende DAE-System wird während des Exports zu einem ODE-

System reduziert, die algebraischen Zustände  $\tilde{z}$  sind nach außen in der aktuellen Version 2.0 nicht zugänglich.

### Ansteuerung

Die Ansteuerung einer FMU ist in der FMI-Spezifikation geregelt (vgl. [51]). Ein Minimalbeispiel ist im Anhang in Kap. A.1 zu finden.

### Kopplung mit MUSCOD

Der Kopplungsalgorithmus ermöglicht die Kommunikation zwischen dem Optimierer MUSCOD und der FMU. MUSCOD-seitig werden die Stellgrößen  $u$  als Resultat der Optimierung und die differentiellen Zustände  $x$  als Resultat der Systemintegration bereitgestellt. Nach Übergabe dieser Information an die FMU gibt diese die Ableitungen der Zustandsgrößen  $\dot{x}$  zurück. Dies wird im C++ Code der MUSCOD-Anbindungsbibliothek in der Funktion *ffcn()* implementiert (vgl. [30]). Ein Code-Beispiel ist im Anhang in Kap. A.2 zu finden.

Weiterhin muss die Zielfunktion definiert werden. Je nach Art der Zielfunktion kommen unterschiedliche MUSCOD-Funktionen in Frage. Im Folgenden wird sich hauptsächlich auf Zielfunktionen vom Least-Squares-Typ fokussiert, die zugehörige Funktion lautet *lsqfcn()*. Auch hier ist ein Code-Beispiel im Anhang in Kap. A.3 zu finden.

## 6.4 Kalman-Filter

Das Kalman Filter ist ein weit verbreitetes mathematisches Verfahren, um Messfehler zu reduzieren und nicht messbare Zustandsgrößen zu schätzen. Es bedient sich der gemessenen Zustandsgrößen und eines mathematischen Modells des Systems.

Das grundlegende Kalman Filter für zeitdiskrete und lineare Systeme geht auf die Veröffentlichung von R.E. Kalman aus dem Jahr 1960 zurück (vgl. [43]). Daneben existieren inzwischen viele Varianten des Kalman Filters, im Rahmen

dieser Arbeit spielt noch das Erweiterte Kalman Filter für nichtlineare Systeme eine relevante Rolle.

[76] beschreibt eine ausführliche Einführung in die Thematik. Betrachtet wird dort zunächst vereinfacht ein lineares, zeitdiskretes und zeitvariantes System in Zustandsraumdarstellung.

$$x^{(k)} = \Phi^{(k-1)} x^{(k-1)} + B^{(k-1)} u^{(k-1)} + w^{(k-1)} \quad (6.14)$$

Eingangsparameter des Kalman Filters sind die Fehlerkovarianzmatrizen  $Q_{KF}$  des Modells und  $R_{KF}$  der Messung.  $R_{KF}$  kann durch eine Fehlerrechnung auf Basis von Sensorspezifikationen errechnet werden.  $Q_{KF}$  orientiert sich an der Güte des Modells und ist deutlicher schwieriger zu quantifizieren. Es stellt letztlich eine Möglichkeit dar, das Vertrauen des Filters in das Modell bzw. Messung anzupassen.

Die Filtergleichungen lassen sich dann nach [76] in zwei Schritte einteilen. Anhand des Modells wird zunächst der Zustand des Systems im Prädiktionsschritt vorhergesagt, aus der die *a-priori* Schätzung  $\hat{x}^{(k|k-1)}$  hervorgeht. Diese wird im folgenden Korrekturschritt anhand einer Gewichtung mit aktuellen Messungen korrigiert, so dass eine verbesserte *a-posteriori* Schätzung  $\hat{x}^{(k)}$  ausgegeben werden kann. Aufgrund des rekursiven Charakters werden keine Informationen aus der Vergangenheit benötigt.

### 1. Prädiktionsschritt

Der Prädiktionsschritt besteht aus der Prädiktion des Systemzustands, welcher der *a-priori* Schätzung  $\hat{x}^{(k|k-1)}$  entspricht (Gl. 6.15a). Die *a-priori* Fehlerkovarianzmatrix  $P^{(k|k-1)}$  wird auf Basis der Zustandsübergangsmatrix  $F$  und der vorherigen a-posteriori Fehlerkovarianzmatrix  $P^{(k-1)}$  zum nächsten diskreten Zeitschritt propagiert (s. Gl. 6.15b).

$$\hat{x}^{(k|k-1)} = f(t^{(k)}, t^{(k-1)}, \hat{x}^{(k-1)}, u^{(k-1)}) \quad (6.15a)$$

$$P^{(k|k-1)} = F^{(k-1)} P^{(k-1)} F^{(k-1)T} + Q_{KF} \quad (6.15b)$$

## 2. Korrekturschritt

Im Korrekturschritt wird die a-posteriori Schätzung mittels einer Linearkombination aus der a-priori Schätzung  $x^{(k|k-1)}$  und einer gewichteten Differenz zwischen Messung  $z_k$  und Vorhersage der Messung  $H \cdot \hat{x}^{(k|k-1)}$  bestimmt (Gl. 6.16d). Diese Differenz wird Innovation genannt. Eine große Innovation bedeutet demnach, dass die Vorhersage von der Messung deutlich abweicht und demnach eine Korrektur zur Folge hat. Die Gewichtung ist die sogenannte Kalman Verstärkung  $K^{(k)}$ , welche mit dem Ziel gewählt wird, die a-posteriori Fehlerkovarianzmatrix  $P^{(k)}$  minimal zu halten (Gl. 6.16b). Dies entscheidet darüber, ob den Messungen  $z$  oder der Prädiktion  $\hat{x}^{(k|k-1)}$  mehr Vertrauen geschenkt wird. Abschließend wird die Fehlerkovarianzmatrix  $P^{(k)}$  auf Basis der Kalman Verstärkung und der a-priori Fehlerkovarianzmatrix  $P^{(k|k-1)}$  bestimmt (Gl. 6.16c).

$$S^{(k)} = H^{(k)} P^{(k|k-1)} H^{(k)T} + R_{KF} \quad (6.16a)$$

$$K^{(k)} = P^{(k|k-1)} H^{(k)T} (S^{(k)})^{-1} \quad (6.16b)$$

$$P^{(k)} = P^{(k|k-1)} - K^{(k)} S^{(k)} K^{(k)T} \quad (6.16c)$$

$$\hat{x}^{(k)} = x^{(k|k-1)} + K^{(k)} (z^{(k)} - H^{(k)} x^{(k|k-1)}) \quad (6.16d)$$

## Erweitertes Kalman-Filter

In den meisten Fällen, wie auch das im Rahmen dieser Arbeit untersuchte Thermomanagement-System handelt es sich bei Prozessen der realen Welt um nichtlineare, zeitkontinuierliche Systeme. Für diesen Fall wurde das Erweiterte Kalman-Filter entwickelt, welches sich einer Linearisierung mittels Taylor-Approximierung um die aktuelle Schätzung  $\hat{x}^{(k)}$  bedient. Im Folgenden wird nun ein nichtlineares, zeitvariantes und zeitkontinuierliches System in Zustandsraumdarstellung betrachtet:

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) \quad (6.17)$$

Im Prädiktionsschritt wird im Vergleich zu Gl. 6.15a die Prädiktion von  $\hat{x}^{(k|k-1)}$  durch eine Integration des Modells erreicht. Das zugrunde liegende nichtlineare, zeitkontinuierliche System wird mittels eines Löser bis zum nächsten diskreten Zeitintervall integriert. Für die Projektion von  $\hat{P}^{(k-1)}$  auf  $\hat{P}^{(k|k-1)}$  wird die Zustandsübergangsmatrix  $F$  benötigt, welche u.a. (vgl. [33, Kapitel 2]) über das Matrixexponential der Systemmatrix  $A(t)$  und des diskreten Zeitschritts  $\Delta t$  bestimmt werden kann (s. Gl. 6.18). Die Systemmatrix lässt sich durch eine Linearisierung des Systems am jeweiligen Zeitpunkt bestimmen.

$$\Phi = e^{A \Delta t} \quad (6.18)$$

Die Möglichkeit des Erweiterten Kalman Filters nichtlineare Messgleichungen zu berücksichtigen, wird im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter vertieft. Deshalb ist der Korrekturschritt in diesem Fall identisch zu den Gleichungen des Kalman Filters (s. Gl. 6.16).

### **Kopplung mit Functional Mockup Unit**

Die Functional Mockup Unit enthält wie in Kap. 6.3 die Modellgleichungen und kann die Matrizen A,B,C und D für eine Zustandsraumdarstellung eines zeitkontinuierlichen Systems mittels der FMI-Routine *getDirectionalDerivatives()* bereitstellen. Die Modellintegration wird im Prädiktorschritt benötigt.

## **6.5 Entwickeltes Software Framework**

Das entwickelte Software Framework besteht aus mehreren Schichten, die in verschiedenen Programmiersprachen umgesetzt sind. Die unterste Schicht ist ein Skript in der Programmiersprache Python, welches die Steuerung des Optimierers MUSCOD und des Simulators sowie die Rückführung des Zustandsvektors umfasst. Der Signalfuss zwischen den einzelnen Funktionen erfolgt ebenfalls in dieser Schicht. Rechenintensive Operationen, zu denen die Optimierung *nmpcFeedback()*

und *nmpcPrepare()* und die Modellintegration *nmpcSimulate()* zählen, werden in der C++-Schicht von MUSCOD ausgeführt.

### 6.5.1 Virtuelle NMPC

Die virtuelle NMPC beginnt mit einem initialen Zustandsvektor  $x_0$ . Auf Basis dieses Startzustands liefert die Optimierung den aktualisierten Steuerungsvektor  $u$ , dessen erstes Element im Simulationsmodell als Stellgröße gesetzt wird. Es wird von einer kompletten und messfehlerfreien Messung des Zustandsvektors  $x$  ausgegangen, welcher durch die Modellintegration bereitgestellt wird.

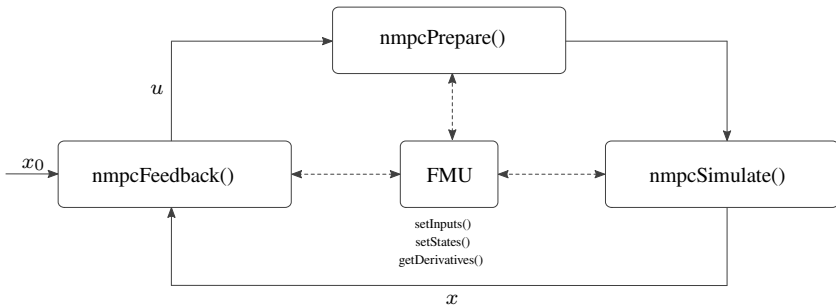


Abbildung 6.5: Python Schicht des entwickelten Software Frameworks. Intensive Berechnungen in den Routinen *nmpcFeedback()*, *nmpcPrepare()* und *nmpcSimulate()* werden in der C++-Schicht von MUSCOD durchgeführt.

Das Framework der virtuellen NMPC ist in Abb. 6.5 abgebildet und besteht im Wesentlichen aus den folgenden Schritten:

1. **NMPC Feedback (Antwortphase)**

Startpunkt der NMPC Schleife ist die Antwortphase, welche auf Basis des Zustandsvektors  $x$  bzw. dem initialen Zustandsvektor  $x_0$  die optimalen Stellgrößen  $u$ , wie in Kap. 6.1.4 dargestellt, bestimmt.

2. **NMPC Prepare (Vorbereitungsphase)**

Im nächsten Schritt wird die Vorbereitungsphase der NMPC gemäß Kap. 6.1.4 durchgeführt.

### 3. NMPC Simulate

Endpunkt der Schleife ist die Modellintegration mit den bestimmten optimalen Stellgrößen bis zum nächsten Zeitpunkt  $t^{(k+1)} = t^{(k)} + \Delta t$ . Der resultierende Zustandsvektor bildet den Startpunkt  $x^{(k)}$  der nächsten Schleife.

Die virtuelle NMPC basiert auf einer „idealen“ NMPC. Dies bedeutet, dass die Simulation des Systems nicht zeitkontinuierlich geschieht, sondern auf die Ergebnisse der Optimierung wartet. Ein Minimalbeispiel in Python-Code ist im Anhang in Kap. A.4 zu finden.

## 6.5.2 NMPC des realen Systems

Das Framework der NMPC des realen Systems unterscheidet sich in der Bestimmung des Zustandsvektors  $x^{(k)}$  und in dem Ablauf in Echtzeit. Der Kalman Filter schätzt auf Basis der zahlreichen Messungen den neuen Zustandsvektor  $\hat{x}^{(k)}$ , welcher als neuer Startpunkt der Optimierungsschleife dient (s. Abb. 6.6).

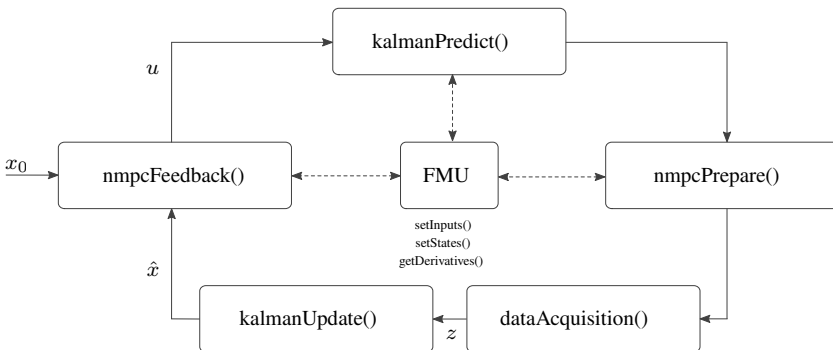


Abbildung 6.6: Python Schicht des entwickelten Software Frameworks für die Anwendung in Echtzeit am realen System. Vorveröffentlicht in [25].

### 1. NMPC Feedback (Antwortphase)

Der Startpunkt ist die Bestimmung der optimalen Stellgrößen.



## 2. Kalman Predict (KF Prädiktion)

Im nächsten Schritt wird nun der neue Zustandsvektor  $\hat{x}^{(k|k-1)}$  bei  $t^{(k)} = t^{(k-1)} + \Delta t$  wie in Kap. 6.4 dargestellt, bestimmt. Die Inputs  $u^{(k)}$  sind die optimalen Stellgrößen, welche in der vorherigen NMPC Feedback Funktion bestimmt wurden.

## 3. NMPC Prepare (Vorbereitungsphase)

Es schließt sich die Vorbereitungsphase der NMPC gemäß Kap. 6.1.4 an.

## 4. Messdatenerfassung

Mithilfe eines Datenerfassungssystems (DAQ) werden die Messdaten ausgelesen. Die Python Schnittstelle der DAQ-Software stellt die Messdaten zur Verfügung, welche anschließend im Messvektor  $z^{(k)}$  gruppiert werden.

## 5. Kalman Update (KF Korrektur)

Den Schlusspunkt bildet der Korrekturschritt auf Basis des Messvektors  $z^{(k)}$ . Output ist der geschätzte Zustandsvektor  $\hat{x}^{(k)}$ , welcher in der nächsten Schleife zur Bestimmung der optimalen Stellgrößen verwendet wird.

Die Schritte 4, 5 und 1 tragen zu der Dauer der Antwort des NMPC-Reglers auf neue Messdaten bei und sollten daher so schnell wie möglich ausgeführt werden. Die Schritte 2 und 3 müssen innerhalb der Sampling-Zeit der NMPC durchgeführt werden. Ein Minimalbeispiel in Python-Code ist im Anhang in Kap. A.5 zu finden.



# 7 Nichtlineare modellprädiktive Regelung eines Thermomanagement-Systems

## 7.1 Modelladaptionen

Für die nichtlineare Optimierung muss ein kontinuierliches DAE-System der Form

$$\dot{x}(t) = f(t, x(t), u(t)) \quad (7.1a)$$

$$0 = g(t, x(t), u(t)) \quad (7.1b)$$

verfügbar sein, wofür sich grundsätzlich die Modellierung des Systems in Modelica (s. Kap. 3) anbietet. Modelle, die für den Einsatz innerhalb einer Vorwärtssimulation entwickelt wurden, eignen sich allerdings nicht immer pauschal für den Einsatz innerhalb einer Optimierung. Aufgrund des gradientenbasierten Optimierers muss das Modell stetig und differenzierbar sein. Abbildungen realer physikalischer Systeme sind jedoch oft sogenannte hybride Systeme, welche kontinuierliche Modelle diskret steuern (vgl. [10]). Typisches Beispiel hierzu ist die Modellierung eines springenden Balls, welcher beim Aufprall abrupt seine Geschwindigkeit in die entgegengesetzte Richtung ändert. Diese Stelle wird entsprechend detektiert, so dass der Löser dort mit veränderten Zuständen initialisiert werden kann. Die Stetigkeit ist an dieser Stelle dadurch nicht mehr gegeben. Im Rahmen der Functional Mockup-Unit (FMU) weisen *Event Indicators* auf solche möglicherweise unstetige Ereignisse hin, die mittels eines Vorzeichenwechsels in den Ereignis-

funktionen detektiert werden können. Die Anzahl der *Event Indicators* kann aus den Modellinformationen der FMU ausgelesen werden.

### Vermeidung von unstetigen Ereignissen

Um sicherzustellen, dass das kontinuierliche System keine diskreten Veränderungen erfährt, sollten keine *Event Indicators* innerhalb der FMU vorhanden sein. Dies wird erreicht, indem logische Abfolgen und Fallunterscheidungen mittels if-Schleifen vermieden werden. Auch mathematische Modelica-Funktionen wie *abs()*, *min()*, *max()*, die Unstetigkeiten beinhalten, dürfen nicht verwendet werden.

Abhilfe schafft die Darstellung dieser Funktionen als Heaviside-Funktion (s. Gl. 7.2), welche über die logistische Funktion analytisch approximiert werden kann. Dadurch ist die Differenzierbarkeit und Stetigkeit sichergestellt.

$$H(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 5 \\ 1 & x > 5 \end{cases} \quad (7.2)$$

$$H(x) = \frac{1}{1 + e^{k(x-5)}} 0 + \frac{1}{1 + e^{-k(x-5)}} 1 \quad (7.3)$$

Durch eine Kombination zweier dieser Funktionen lässt sich dann nicht nur die Heaviside-Funktion abbilden (s. Gl. 7.3), sondern beliebige Funktionen mit einem differenzierbaren, stetigen Übergang verbinden. Der Parameter  $k$  gibt dabei die Breite des Übergangs an, wobei höhere Werte zu einem schärferen Übergang führen.

### Phasenwechsel im Kondensator

Als weiteres Unstetigkeitsproblem, welches sich nicht durch einen *Event Indicator* identifizieren lässt, stellt sich der Phasenwechsel im Kondensator heraus. Beim Übergang vom Zweiphasengebiet in den flüssigen, einphasigen Bereich erfährt die

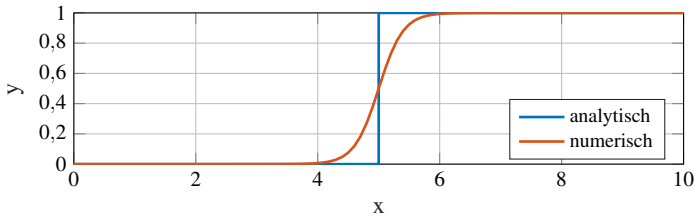


Abbildung 7.1: Beispiel einer analytischen Approximation der Heaviside Funktion zur Vermeidung von Events nach Gl. 7.3 mit  $k=5$ .

Dichte des Kältemittels einen abrupten Anstieg und ist nicht mehr differenzierbar. Dies resultiert aus einer un stetigen Ableitung der Dichte an der Übergangsstelle.

Die korrekte Darstellung des physikalischen Verhaltens führt hier zu einem mathematischen Problem in der Optimierung. Der Verlauf der Dichte bei Eintritt ins Zweiphasengebiet ist in Abb. 7.2 dargestellt. Auch in der Vorwärtssimulation ist dieses Problem bekannt und kann zu langsamer Simulationsperformance, Instabilitäten, Chattering und steifen Systemen führen. [58] schlägt als Lösung eine Glättung der Ableitung der Dichte in den betroffenen Problemgebieten vor. Dies wird allerdings nur anhand von Änderungen in der Ebene der Stoffdatenbank erreicht. Die im Rahmen dieser Arbeit angewendete Lösung bedient sich der Moving-Boundary-Methode (s. Kap. 3.2.2) zur Modellierung des Kondensators. Durch die dynamische Diskretisierung des Kondensators nach Phasen des Kältemittels können jeder Zelle homogene Fluideigenschaften zugewiesen werden. Der un stetige Sprung der Ableitung der Dichte kann demnach umgangen werden.

## 7.2 Wahl der Berechnungsmethode der Jacobi-Matrix

Das folgende Kapitel basiert auf der Vorveröffentlichung [26]. Die Performance eines NMPC-Reglers ist in großem Maße abhängig von der Berechnungsdauer zur Bestimmung der Jacobi-Matrix, wie bereits in Kap. 6.1.3 erläutert. Im Rahmen des aufgebauten Software Frameworks stehen dafür zwei verschiedene

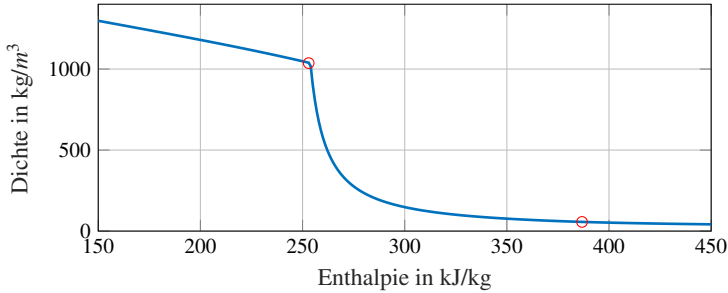


Abbildung 7.2: Dichte von R1234yf über der Enthalpie bei  $p = 10$  bar. Der linke Marker kennzeichnet den Eintritt in das Zweiphasengebiet, der rechte den Austritt. Der abrupte Abfall der Dichte bei Eintritt ins Zweiphasengebiet ist deutlich zu erkennen.

Varianten zur Verfügung. Die Ableitungen können numerisch über eine finite Differentiation (ND, engl. numerical differentiation) oder über eine analytische Differentiation (AD, engl. analytic differentiation) bestimmt werden. Wie bereits in Kap. 6.1.3 beschrieben, bietet die FMU eine Routine zur Ausgabe der Jacobi Matrix an. Der verwendete Algorithmus, AD oder ND, kann hierbei in der Simulationsumgebung Dymola beim Export der FMU mittels eines Flags (*Advanced.GenerateAnalyticJacobian*) vorgegeben werden. Bei Verwendung der analytischen Methode muss jeder im Modell verwendeten Funktion eine entsprechende Ableitungsfunktion zugewiesen werden. Für die Funktionen zur Bestimmung der Fluideigenschaften stellten die Autoren der Stoffdaten Bibliothek TILMedia freundlicherweise eine solche spezialisierte Version zur Verfügung. Weiterhin kann die Optimierungssoftware MUSCOD so konfiguriert werden, dass sie entweder eine vom Benutzer bereitgestellte Jacobi Matrix oder die interne finite Differentiation verwendet.

Im Folgenden werden nun die drei Methoden der Jacobi-Matrix Bestimmung gegenübergestellt. Das untersuchte Szenario ist ein stationärer Zustand des Modells, welcher mit einer plötzlichen Änderung der Umgebungstemperatur beaufschlagt wird. Zur Untersuchung der Auswirkungen wird die Integrationstoleranz signifikant auf  $1e-9$  herabgesenkt.

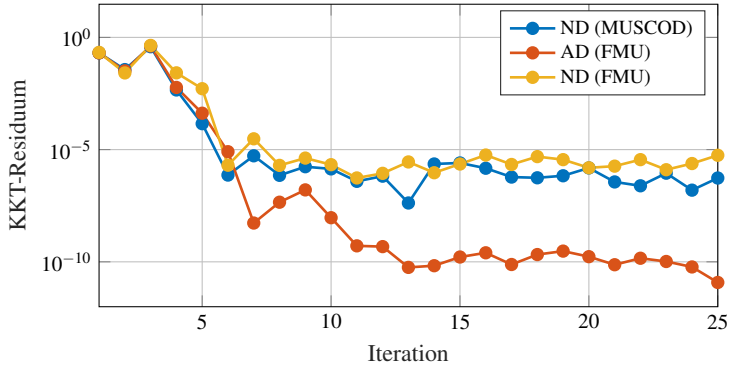


Abbildung 7.3: Die analytische Methode führt nach 25 Iterationen zur kleinsten verbleibenden KKT Toleranz. Vorveröffentlicht in [26].

Abb. 7.3 zeigt das KKT-Residuum (s. Gl. 6.8) bei verschiedenen Methoden der Jacobi Matrix Berechnung. Wie erwartet zeigt die analytische Variante die Lösung mit der höchsten Genauigkeit, die numerischen Varianten zeigen jedoch ein ähnlich schnelles Konvergenzverhalten. Dies wird durch Abb. 7.4 veranschaulicht, welche die relative Verringerung der Zielfunktion in durchgezogener Linie, sowie der Verletzung der Nebenbedingungen in gestrichelter Linie darstellt. Dabei wird hier zwischen FMU AD und MUSCOD ND verglichen. Die höhere Präzision der analytischen Methode und die Konvergenz bei beiden Methoden nach 7 Iterationen ist deutlich festzustellen.

Entscheidend ist schließlich die zeitliche Performance der Varianten, die in Abb. 7.5 dargestellt ist. Die benötigte Zeit pro Iteration umfasst die Gesamtzeit für eine SQP-Iteration inklusive aller Auswertungen der FMU. Die ND FMU Variante stellt hierbei die langsamste Methode dar, gefolgt von der ND MUSCOD Variante. Der Unterschied ist mit einer beidseitigen finiten Differenzenmethode zur Bestimmung der Jacobi Matrix in der FMU zu begründen, während MUSCOD sich einer Vorwärtsdifferenzenmethode bedient. Es sind daher doppelt so viele Funktionsaufrufe nötig bei der FMU-Variante nötig. Die Relevanz der Wahl der Jacobi-Methode wird dadurch nochmals unterstrichen. Die schnellste Methode ist erwartungsgemäß die

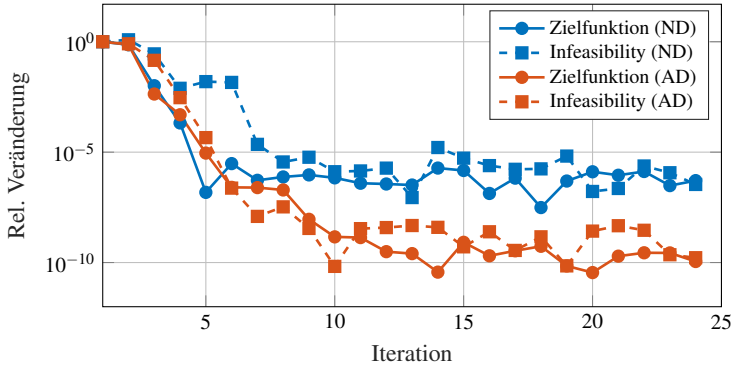


Abbildung 7.4: Konvergenzverhalten der Zielfunktion und Verletzung der Nebenbedingungen (Infeasibility) bei AD und ND Methoden. Konvergenz wird in beiden Fällen bereits nach 7 Iterationen erreicht. Vorveröffentlicht in [26].

analytische Methode, welche fortan innerhalb der NMPC-Regelung eingesetzt wird.

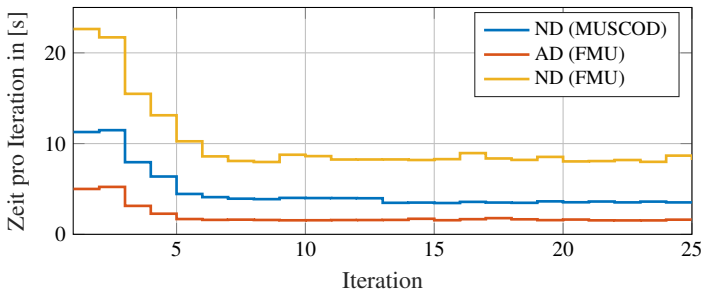


Abbildung 7.5: Die Berechnungszeit einer Iteration ist mit der analytischen Variante erwartungsgemäß am kürzesten. Die gemessene Zeit bezieht sich auf eine sehr niedrige Integrationsstoleranz von  $1e-9$  und einem Intel Xeon 3,4 GHz. Vorveröffentlicht in [26].



## 7.3 Anwendung I: Thermische Konditionierung des Innenraums

Die erste Untersuchung in der vorliegenden Arbeit bezieht sich auf ein Thermomanagement-System mit zentraler Wärmepumpe und angeschlossenen Sekundärkreisläufen zum Umgebungskühler bzw. zum Heizungswärmetauscher und basiert in Teilen auf der Vorveröffentlichung [26]. Der Strömungspfad der Luft von der Umgebung durch den Heizungswärmetauscher in den Innenraum ist ebenfalls abgebildet. Da zunächst auf ein Gesamtfahrzeugmodell verzichtet wird, handelt es sich um eine reine thermische Konditionierung des Innenraums. Dementsprechend ist die Hauptregelgröße die Innenraumtemperatur  $T_{\text{cabin}}$ . Um die Wärmepumpe in einem sicheren und effizienten Betrieb zu halten, wird zusätzlich die Überhitzungstemperatur  $T_{\text{sh}}$  als Regelgröße definiert. Die Stellgrößen des Systems beschränken sich auf die zeitlichen Änderungen der Kompressorfrequenz  $u_{\text{compr}}$  und des Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils  $u_{\text{valve}}$ . In einem konventionellen Setting mit PID-Regler wird der Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils üblicherweise nach der Überhitzungstemperatur und die Kompressorfrequenz nach der Innenraumtemperatur geregelt. Daher eignet sich das System für einen Vergleich mit einem PID-geregeltem System zur Diskussion der Ergebnisse.

### 7.3.1 Definition des Setups

Das System verfügt über 43 differentielle Zustände. Im Gegensatz zu den Untersuchungen im Zusammenhang mit der Generierung der Jacobi Matrix, wird im Folgenden die Integrationstoleranz auf  $1e-5$  gesetzt. Die Stellgrößen sind im Steuerungsvektor  $u$  in Gl. 7.4 zusammengefasst. Die Anzahl der Shooting Intervalle  $N$  wird auf 30 gesetzt, was bei dem gewählten Zeithorizont von  $\tilde{h} = 30s$  einem Zeitintervall von  $\Delta t = 1s$  entspricht. Durch die thermische Trägheit des Systems lässt sich in dieser Anwendung ein deutlich größeres Intervall als die Abtastrate der Messungen realisieren, was zu mehr Spielraum im Bereich Echtzeitfähigkeit führt.

$$u(t)^T = (u_{\text{compr}}, u_{\text{valve}})^T \quad (7.4)$$

### Definition der Constraints

Die vorgegebenen Constraints beschränken sich auf Minimal- und Maximalwerte der Zustandsgrößen. Sei  $\tilde{x}$  ein auf die verschiedenen physikalischen Größen reduzierter Zustandsvektor

$$\tilde{x}^T = \begin{pmatrix} p, & h, & T, & T_{sh}, & \bar{l}, \\ f_{compr}, & A_{valve}, & u_{compr}, & u_{valve} \end{pmatrix}^T, \quad (7.5)$$

so gilt in SI-Einheiten  $\tilde{x}_{low} < \tilde{x} < \tilde{x}_{high}$  mit

$$\tilde{x}_{low}^T = \begin{pmatrix} 1e5, & 150e3, & 260, & 0, & 0, \\ 15, & 1e-7, & -20, & -1e-8 \end{pmatrix}^T$$

und

$$\tilde{x}_{high}^T = \begin{pmatrix} 20e5, & 450e3, & 350, & 35, & 1, \\ 130, & 9e-7, & 20, & 1e-8 \end{pmatrix}^T.$$

### Definition der Zielfunktion

Die Zielfunktion ist vom Least-Squares-Typ (LSQ) und besteht aus den Abweichungen der Regelgrößen  $\xi_i$  von den jeweiligen Sollwerten  $\bar{\xi}_i$ . Weiterhin werden die Änderungen der Stellgrößen schwach bestraft, um starken Schwankungen vorbeugen zu können. Die Inputs des Systems  $u(t)$  sind differentielle Größen und werden modellseitig zu den realen Stellgrößen integriert. Eine Bestrafung der Inputs bewirkt somit eine Reduzierung der Änderungsraten der Stellgrößen. Die schwache Bestrafung wird durch eine unterschiedliche Gewichtung  $w_{L,i}$  der LSQ-Terme in der Zielfunktion erreicht.

Um das Modell innerhalb seiner Gültigkeitsgrenzen zu halten, muss zudem sichergestellt sein, dass die Überhitzungstemperatur mindestens  $T_{sh} > 0$  und die relative dynamische Länge der unterkühlten Zelle  $\bar{l}_{sc} > 0,05$  ist. Eine Implementierung dieser Restriktionen in den Constraints (*hard constraint*) erweist sich als nicht zielführend, da die Erfüllung der oberen und unteren Grenzen der Zustandsvariablen an den Knoten der Diskretisierung überprüft werden (vgl. 6.1.3). Um eine fortlaufende Überprüfung gewährleisten zu können, wird eine Verletzung dieser Grenzen in der Zielfunktion hoch gewichtet (*soft constraint*). Der scharfe Übergang der Grenzen wird durch eine analytische Approximation der Heaviside Funktion  $\Theta$  erreicht.

Die resultierende Zielfunktion besteht also schließlich aus der Abweichung der Regelgrößen von ihren Sollgrößen ( $T_{cabin}$  und  $T_{sh}$ ), aus der schwachen Bestrafung der Änderungsraten der Stellgrößen ( $u_{compr}$  und  $u_{valve}$ ) und aus den Soft Constraints ( $\bar{l}_{sc}$  und  $T_{sh}$ ). Sie ergibt sich zu

$$\ell(x(t), u(t)) = \left( w_i^{-\frac{1}{2}} \Theta_i(\xi_i(t) - \bar{\xi}_i) \right)_{i=1, \dots, 6}, \quad (7.6)$$

worin

$$\xi^T = (T_{cabin}, T_{sh}, u_{compr}, u_{valve}, -T_{sh}, -\bar{l}_{sc})^T$$

und die Gewichte zu

$$w_L^T = \left( \frac{1e4}{10}, \frac{1e2}{5}, \frac{1e-4}{5}, \frac{1e-4}{1e-7}, \frac{1e4}{4}, \frac{1e4}{5e-2} \right)^T$$

gewählt werden, sodass der Nenner zu 1 normalisiert wird. Die Sollwerte werden auf

$$\bar{\xi}^T = (f_T(T_{umg}), 5, 0, 0, -4, -5e-2)^T$$

festgelegt. Die Funktionen  $\Theta_i$  sind  $\Theta_i(x) = \text{Id}$  (Identität) für  $i = 1, \dots, 4$  und  $\Theta_i(x) = x \cdot H(x)$  (Heaviside Integral) für  $i = 5, 6$ .

Der Mayer-Term für den Endpunkt

$$e(x(\tilde{h})) = \left( w_i^{-\frac{1}{2}} \Theta_i(\xi_i(\tilde{h}) - \bar{\xi}_i) \right)_{i=1,2}, \quad (7.7)$$

beinhaltet die Regelgrößen  $\xi^T = (T_{\text{cabin}}, T_{\text{sh}})^T$  mit den bereits definierten Sollwerten und den Gewichten

$$w_e^T = \left( \frac{1e6}{10}, \frac{1e2}{5} \right)^T. \quad (7.8)$$

### 7.3.2 Untersuchung des Zeithorizonts

Aufgrund der thermischen Masse des Innenraums und der damit verbundenen Zeitverzögerung zwischen einer Änderung der Stellgröße und dem sich einstellenden stationären Zustand der Regelgröße ist eine ausreichend lange Prädiktion notwendig. Zur Untersuchung dieses Sachverhalts und der Definition des Zeithorizonts  $\tilde{h}$  wird ein transientes Aufheizen des Innenraums mit verschiedenen Zeithorizonten gerechnet (s. Abb. 7.6).

Mit steigendem Zeithorizont nimmt die Schwingung der Regelgröße ab, erst ab  $\tilde{h} = 20s$  kann man von einem nahezu schwingungsfreien Resultat sprechen. Fortan wird daher von einem Zeithorizont  $\tilde{h} = 30s$  ausgegangen.

Die Anzahl der Shooting Intervalle  $N$  innerhalb dieses Zeithorizonts wird durch die Abtastrate der Messungen und durch die Echtzeitfähigkeit bestimmt.

### 7.3.3 Transientes Aufheizen der Innenraumkabine

Das beschriebene Setup wird nun verwendet, um die Innenraumtemperatur ausgehend von einem stationären Zustand bei einer Umgebungstemperatur von  $5^\circ\text{C}$  auf Zieltemperatur zu bringen. Das Ergebnis wird nachfolgend mit zwei PID-Reglern verglichen, welche manuell zu einem normalen (rot) und einem aggressiven (orange) Regelverhalten parametrisiert wurden. Abb. 7.7 zeigt die Hauptregelgröße

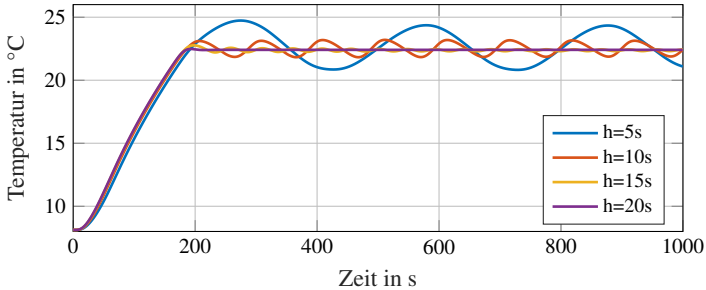


Abbildung 7.6: Vergleich der Innenraumtemperatur  $T_{cabin}$  bei verschiedenen Zeithorizonten der NMPC-Regelung. Erst ab einem Zeithorizont von  $h=20\text{ s}$  stellt sich ein stabiles Einregeln der Innenraumtemperatur ein.

Innenraumtemperatur. Auffällig ist die kürzere Anstiegszeit und Einschwingzeit des NMPC-Reglers. Ein Überschwingen ist kaum vorhanden, was auf eine effiziente Regelung deutet. Die kürzere Anstiegszeit des aggressiven PID-Reglers gegenüber dem normalen PID-Regler wird durch eine längere Einschwingzeit erkaufte, gekennzeichnet durch deutliches Überschwingen.

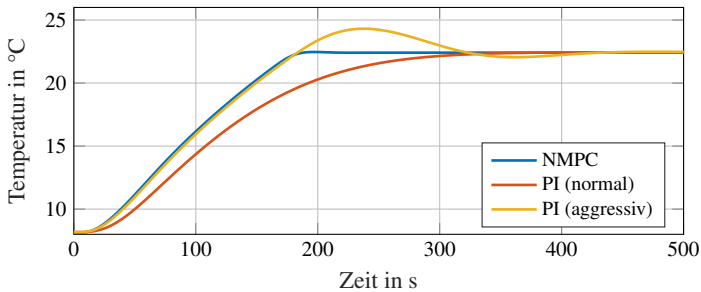


Abbildung 7.7: Transientes Aufheizen des Innenraums mit NMPC und PID-Regler. Der NMPC-Regler führt zu einer kürzeren Anstiegs- und Einschwingzeit.

Abb. 7.8 bildet die Regelgröße Überhitzungstemperatur  $T_{sh}$  ab. Durch die geringere Gewichtung der Sollwertabweichung der Überhitzungstemperatur gegenüber der Innenraumtemperatur in der Zielfunktion wird ein größerer Bereich genutzt. Die gesetzte untere Soft Constraint bei 4 K wird eingehalten.

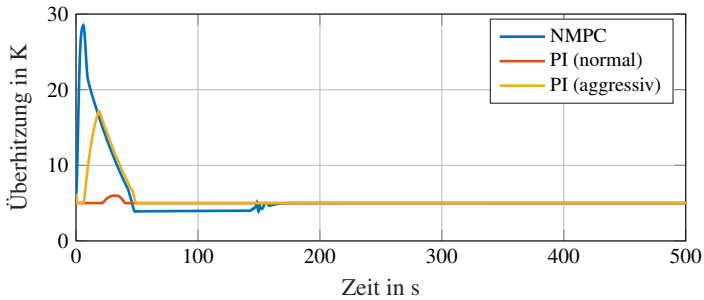


Abbildung 7.8: Verlauf der Regelgröße Überhitzungstemperatur  $T_{sh}$  während des transienten Aufheizvorgangs.

Abb. 7.9 zeigt den Verlauf der Stellgröße Kompressorfrequenz. Der NMPC-Regler erhöht die Frequenz zu Beginn schlagartig auf die Maximalfrequenz von 130 Hz und wird lediglich durch die maximale Änderungsrate von  $\pm 20$  Hz/s beschränkt. Der Kompressor wird bereits vor Erreichen der Zieltemperatur abrupt heruntergeregelt, was auf den prädiktiven Charakter der Regelung zurückzuführen ist. Die thermische Trägheit des inneren Transportkreislaufs wird in diesem Falle ausgenutzt.

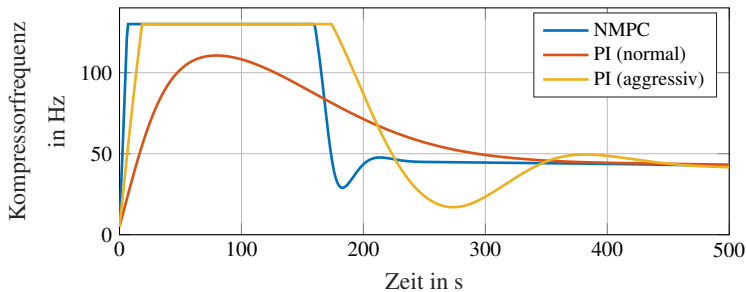


Abbildung 7.9: Verlauf der Stellgröße Kompressorfrequenz  $f_{comp}$  während des transienten Aufheizvorgangs.

Der Verlauf der Stellgröße Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils ist in Abb. 7.10 dargestellt. Das Verhalten ist nahezu identisch zur Kompressorfrequenz. Dies

beruht auf der Tatsache, dass die Überhitzungstemperatur auf einen festen Wert geregelt wird. Eine Änderung der Kompressorfrequenz bewirkt somit auch eine entsprechende Änderung des Öffnungsquerschnitts. Der unmittelbare Anstieg auf den maximalen Öffnungsquerschnitt zu Beginn der Regelung zeigt, dass die hohe Überhitzungstemperatur in Abb. 7.8 dem schnellen Anstieg der Kompressorfrequenz geschuldet ist.

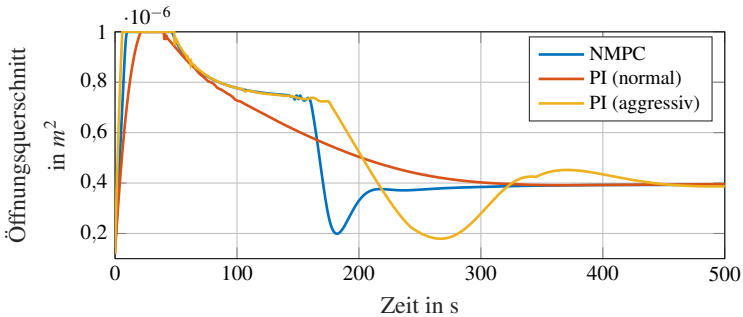


Abbildung 7.10: Verlauf der Stellgröße Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils  $A_{valve}$  während des transienten Aufheizvorgangs.

Anhand des Beispiels eines transienten Aufheizvorgangs eines Fahrzeuginnenraums können die besseren Regelcharakteristiken eines NMPC-Reglers gegenüber der PI-Regelung aufgezeigt werden.

Eine kürzere Anstiegszeit und Einschwingzeit, sowie eine äußerst geringe Überschwingung sind die Vorteile der NMPC-Regelung, die in Tab. 7.1 nochmal zusammengefasst werden. Um die Präzision der Regelung bewerten zu können, wird die Abweichung der Innenraumtemperatur von ihrem Sollwert aufsummiert. Ein kleinerer Wert entspricht demnach einer geringeren Abweichung der Innenraumtemperatur von ihrem Sollwert.

### 7.3.4 Reaktion auf äußere Störungen

Ausgehend von dem im vorigen Kapitel 7.3.3 erreichten stationären Zustand wird das System mit einer Störung beaufschlagt. Die Umgebungstemperatur wird

	NMPC	PI (normal)	PI (aggressiv)
Anstiegszeit [s]	145	226	146
Einschwingzeit [s]	170	260	294,5
Überschwingen [%]	0,38	0,1	13,3
Summe T-Abweichung [K]	1380	1574	1804

Tabelle 7.1: Die Regelcharakteristik des NMPC-Reglers übertrifft die der beiden PI-Regler deutlich.

schlagartig auf  $T_{umg} = 10\text{ }^\circ\text{C}$  angehoben. Dafür wird die Umgebungstemperatur als differentieller Zustand des Systems definiert, so dass eine Steuerung über MUSCOD ermöglicht wird. Die zeitliche Ableitung des Zustands wird auf  $\dot{T}_{umg} = 0$  gesetzt.

Zusätzlich zu den bereits definierten PID-Reglern und dem NMPC-Regler wird nun noch ein weiterer NMPC-Regler betrachtet, welcher die Störung bereits prädiktiv erfassen kann. In diesem Fall wird die Umgebungstemperatur als zusätzlicher Input des Systems definiert, der auf Seiten des Optimierers MUSCOD fixiert wird. Dadurch ist eine Änderung der Vorgabe nicht zulässig und es lässt sich für jeden Knotenpunkt bis zum Zeithorizont eine Umgebungstemperatur vorgeben. Diese Vorgabe muss weder stetig noch differenzierbar sein.

$$u(t)^T = (u_{compr}, u_{valve}, u_{Tumg})^T \quad (7.9)$$

In Abb. 7.11 ist die Innenraumtemperatur des gleichen Systems mit unterschiedlichen Reglern aufgetragen. Bei  $t = 100\text{ s}$  wird der Sprung der Umgebungstemperatur eingebracht. Die unterschiedlichen Reaktionen auf die Störung sind deutlich zu erkennen. Der normale PI-Regler benötigt die längste Zeit, um den Sollwert wieder einzuregulieren. Der aggressive PI-Regler nähert sich früher dem Sollwert, erkaufte sich dadurch allerdings eine höhere Einschwingzeit. Der NMPC-Regler ohne prädiktive Informationen zeigt nur eine sehr kurze Abweichung der Innenraumtemperatur. Erwartungsgemäß am besten schneidet der NMPC-Regler ab,



der bereits vorausschauend auf die Störung reagieren kann und dementsprechend prädiktiv die Kompressorfrequenz reduziert (s. Abb. 7.12).

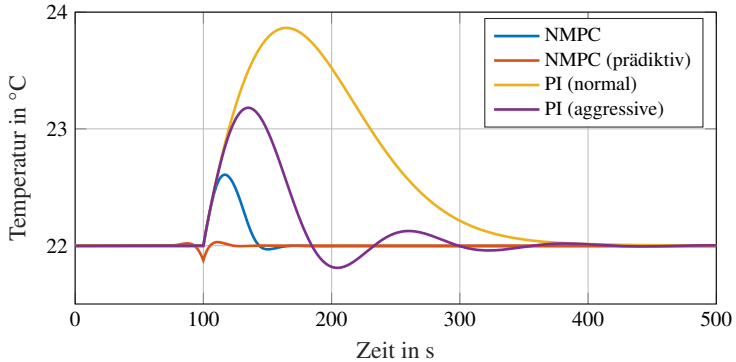


Abbildung 7.11: Regelgröße Innenraumtemperatur  $T_{cabin}$  während Sprung der Umgebungstemperatur um  $+5^\circ\text{C}$  bei  $t = 100\text{s}$ .

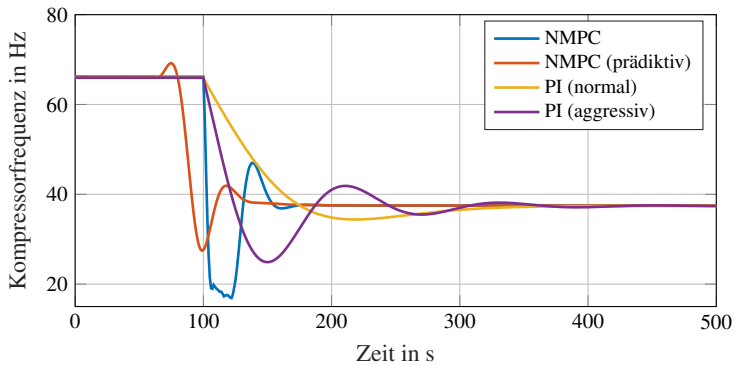


Abbildung 7.12: Stellgröße Kompressorfrequenz während Sprung der Umgebungstemperatur um  $+5^\circ\text{C}$  bei  $t = 100\text{s}$ .

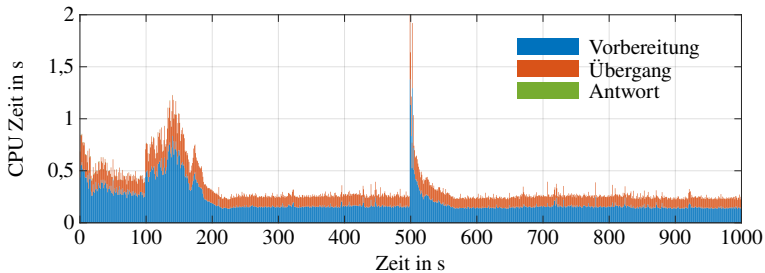


Abbildung 7.13: Rechenzeit der einzelnen Prozesse pro Zeitschritt der entsprechenden Messung. Das Zeitintervall  $\Delta t$  liegt bei 1s.

### 7.3.5 Untersuchung der Echtzeitfähigkeit

Der folgende Abschnitt erörtert die Echtzeitfähigkeit der Implementierung. Als Beispielszenario dient das transiente Aufheizen von  $t = 0s$  bis  $t = 500s$  mit anschließendem Sprung der Umgebungstemperatur bei  $t = 500s$ . Aufgezeichnet wird die Dauer der Vorbereitungsphase von MUSCOD, der Antwortphase, der Übergangsphase, aller Funktionsauswertungen der FMU und der Ausführung des Python Skripts. Eine kurze Antwortphase ist essenziell, um die NMPC nicht auf einen „alten“ Zustand reagieren zu lassen. Die Ergebnisse wurden auf einer Intel Xeon Workstation mit einer Taktrate von 3,4 GHz erzielt. Um einen Kaltstart des Löser zu vermeiden, werden zunächst 15 Initialisierungsiterationen gerechnet.

Die Gesamtzeit pro Iteration in Abb. 7.13 zeigt im transienten Bereich eine CPU-Zeit von meist unter 1 s, im stationären Bereich bereits unter 300 ms. Lediglich zwei Peaks, am Ende der ersten transienten Phase und im Moment der Störungseinbringung, liegen noch über einer Sekunde Berechnungszeit. Ein Zeitintervall  $\Delta t = 2s$  würde bereits ausreichen, um in diesem Szenario Echtzeitfähigkeit zu garantieren.

Die Antwortzeit pro Iteration fällt im Vergleich zu Vorbereitungs- und Übergangsphase um Größenordnungen kleiner aus. Sie liegt im Bereich von wenigen Millisekunden, unabhängig davon, ob sich das System in einem transienten oder

stationären Zustand befindet. Die Antwort kann daher im thermischen Kontext näherungsweise als quasi-instantan betrachtet werden.

## 7.4 Anwendung II: Prädiktive thermische Konditionierung des Innenraums unter Vorgabe des Geschwindigkeitsprofils

Um weitere Vorteile der NMPC zu nutzen, werden Informationen über das zukünftige Geschwindigkeitsprofil des Fahrzeugs bereitgestellt. Das Modell des Thermomanagement-Systems wird um das Gesamtfahrzeugmodell (s. Kap. 3.3) ergänzt. Dem virtuellen Fahrzeug wird ein Fahrzyklus vorgegeben, welcher der NMPC vorab bekannt ist. Zur besseren Vergleichbarkeit dient ein bereits auf Zieltemperatur vorkonditioniertes Fahrzeug.

### 7.4.1 Definition des Setups

Das System verfügt über 52 differenzielle Zustände. Der Zeithorizont beträgt  $\tilde{h} = 30s$ . Die Inputs  $u(t)$  bestehen nun aus den zeitlichen Änderungen der Kompressorfrequenz  $u_{\text{compr}}$  und des Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils  $u_{\text{valve}}$  sowie aus der fixierten Fahrzeugbeschleunigung (s. Gl. 7.10). Dadurch ist es möglich, den oft nicht differenzierbaren Fahrzyklus vorzugeben. Zudem bleibt das Modell zeitinvariant.

$$u(t)^T = (u_{\text{compr}}, u_{\text{valve}}, u_{aFzg})^T \quad (7.10)$$

#### Definition der Zielfunktion

Die Zielfunktion kann aufgrund der zur vorigen Anwendung identischen Regelgrößen, Sollgrößen und Gewichtungen aus Gl. 7.6 und Gl. 7.7 übernommen werden.

### Definition der Constraints

Die Constraints des Thermomanagement-Systems werden um Constraints des Fahrzeugmodells ergänzt. Sei  $\tilde{x}$  ein auf die verschiedenen physikalischen Größen reduzierter Zustandsvektor

$$\tilde{x}^T = ( p, h, T, T_{sh}, \bar{l}, C, f_{compr}, A_{valve}, v_{Fzg}, u_{compr}, u_{valve}, u_{aFzg} )^T, \quad (7.11)$$

so gilt in SI-Einheiten  $\tilde{x}_{low} < \tilde{x} < \tilde{x}_{high}$  mit

$$\tilde{x}_{low}^T = ( 1e5, 150e3, 260, 0, 0, -10, 15, 1e-7, 0, -20, -1e-8, -5 )^T$$

und

$$\tilde{x}_{high}^T = ( 20e5, 450e3, 350, 35, 1, 10, 130, 9e-7, 150, 20, 1e-8, 5 )^T.$$

## 7.4.2 Resultate

### Vergleich mit PID-Regler - Komfort

Um dem Innenraum ein konstantes Wärmeangebot bei intermittierenden Wärmequellen anbieten zu können, wird mittels einer Temperaturmischklappe anteilig Umgebungsluft beigemischt (s. Kap. 2.4.4). Demgegenüber steht nun ein System mit einer direkt nach Innenraumtemperatur geregelten Wärmepumpe ohne Temperaturmischklappe sowie selbiges mit NMPC-Regelung. Tab. 7.2 zeigt die aufsummierte Innenraumtemperaturabweichung von ihrem Sollwert über die Fahrzyklen (NEFZ, WLTC und Artemis Motorway) bei den verschiedenen Regelungsansätzen. Die Abweichungen des Systems mit Temperaturmischklappe und

des NMPC-geregelten Systems ohne Temperaturmischklappe zeigen hierbei sehr geringe Abweichungen trotz des intermittierenden Eintrags an Abwärme. Das PID-geregelte System ohne Temperaturmischklappe erreicht eine höhere Abweichung der Innenraumtemperatur, da der PID-Regler träge auf den Wärmeeintrag durch die Abwärme der Antriebsstrangkomponenten reagiert. Abb. 7.14 zeigt exemplarisch den Verlauf der Kompressorfrequenz und der Innenraumtemperatur über den Fahrzyklus WLTC bei einer Umgebungstemperatur von 0 °C.

Auffällig ist der Anstieg der Innenraumtemperatur bei steigender Motorlast. Der PI Regler regelt zwar die Kompressorfrequenz bei steigender Innenraumtemperatur herunter, kann jedoch das Überschwingen aufgrund der thermischen Trägheit nicht mehr verhindern. Der NMPC-Regler nutzt den prädiktiven Charakter und die Informationen über das zukünftige Fahrprofil aus und regelt den Kompressor im Voraus bereits herunter, so dass eine konstante Innenraumtemperatur gehalten werden kann. Besonders ausgeprägt ist dieses Verhalten im Autobahnabschnitt (WLTC Extra High) des WLTC im Bereich ab  $t = 1500$  s zu erkennen.

Die Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Wert der Innenraumtemperatur des PID-geregelten Systems ohne Temperaturmischklappe nehmen mit steigendem Leistungsbedarf und fallender Umgebungstemperatur zu.

### **Vergleich mit PID-Regler - elektrischer Energiebedarf**

Die Einsparung des NMPC-geregelten Systems fällt gegenüber dem System mit Temperaturmischklappe unter Berücksichtigung des Fahrzyklus und der Umgebungstemperatur markant aus. Dies ist durch ein reduziertes Druckverhältnis über den Kompressor zu begründen, da die Temperatur im Kühlkreislauf nur so hoch gehalten werden muss, wie für die thermische Konditionierung des Innenraums gerade benötigt. Gegenüber einem PID-geregelten System ohne Temperaturmischklappe fällt der Vorteil der Energiebedarfssenkung relativ gering aus. Zwar spart das Vermeiden von Überschwingen Energie ein, da unnötiges Aufheizen vermieden wird. Allerdings treten im Falle des PID-Reglers auch Abweichungen der Solltemperatur nach unten auf, wobei weniger Energie für die thermische Konditionierung des Innenraums verwendet wird. Die Auswirkungen auf den elek-

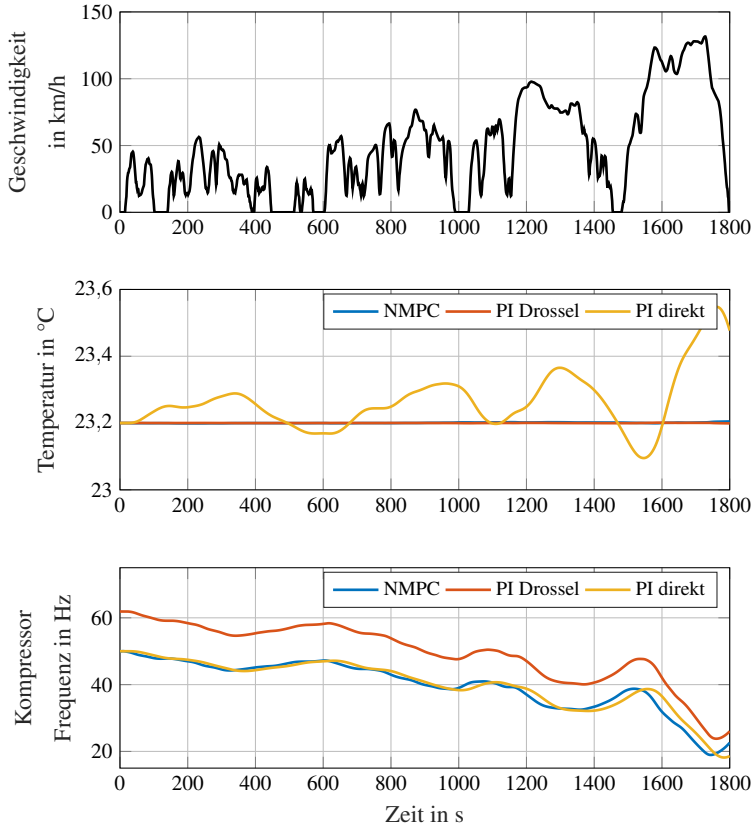


Abbildung 7.14: Vergleich der Kompressorfrequenz und der Innenraumtemperatur zwischen NMPC- und PI-Regler unter Berücksichtigung des Fahrzyklus.

Fahrzyklus	Summe T- Abweichung PI direkt [°C]	Summe T-Abweichung PI Drossel [°C]	Summe T-Abweichung NMPC [°C]
NEFZ @ 5 °C	48,7	0,2	0,8
NEFZ @ 0 °C	59,2	0,2	0,9
NEFZ @ -5 °C	73,8	0,2	4,1
WLTC @ 5 °C	114,5	0,4	1,8
WLTC @ 0 °C	141,6	0,4	1,9
WLTC @ -5 °C	176,7	0,4	4,7
Art. Mot. @ 5 °C	183,0	0,5	2,8
Art. Mot. @ 0 °C	200,7	0,4	1,6
Art. Mot. @ -5 °C	254,6	0,4	2,9

Tabelle 7.2: Aufsummierte Abweichung der Innenraumtemperatur der verschiedenen Regelungen.

trischen Energiebedarf sind in Tab. 7.3 zusammengefasst. Diese bildet ab, dass die Einsparung gegenüber dem PID-geregelten System mit Temperaturmischklappe erwartungsgemäß deutlich größer ausfällt als gegenüber dem PID-geregelten System ohne Temperaturmischklappe.

### Übersicht der Resultate

Abschließend kann Tab. 5.1 aus der simulativen Untersuchung um das NMPC-geregelte Thermomanagement-System ergänzt werden, dargestellt in Tab. 7.4. Der elektrische Energiebedarf kann gegenüber dem konventionellen System mit PTC-Heizelement im gewählten Szenario (Fahrzyklus WLTC - Umgebungstemperatur 0 °C) um 71% mittels ganzheitlichem Thermomanagement-System und NMPC-Regelung gesenkt werden.

Die elektrische Reichweite kann schließlich von 56,4 km auf 73,1 km gesteigert werden, was einem Plus von 29,6 % entspricht.

Fahrzyklus	TMS Einsparung gg. PI direkt [%]	TMS Einsparung gg. PI Drossel [%]
NEFZ @ 5 °C	0,9	19,0
NEFZ @ 0 °C	1,0	11,7
NEFZ @ -5 °C	1,0	0,3
WLTC @ 5 °C	0,7	21,0
WLTC @ 0 °C	0,8	15,1
WLTC @ -5 °C	0,9	3,3
Art. Mot. @ 5 °C	-0,1	18,2
Art. Mot. @ 0 °C	0,2	27,9
Art. Mot. @ -5 °C	0,6	21,4

Tabelle 7.3: Energieeinsparung des Thermomanagement-Systems durch NMPC-Regelung unter Vorgabe des Geschwindigkeitsprofils.

## 7.5 Anwendung III: Thermische Konditionierung des Gesamtsystems

Die Voruntersuchungen in Kap. 5.3 zeigen, dass eine thermische Konditionierung sowohl bezogen auf den Energiebedarf als auch auf die Reichweite des Fahrzeugs von Vorteil ist. Die thermische Konditionierung der Batterie wird demzufolge zusätzlich zu den bestehenden Regelgrößen (Innenraumtemperatur  $T_{cabin}$  und Überhitzung  $T_{sh}$ ) hinzugezogen.

Dazu können entsprechend die Mischventile in den beiden Sekundärkreisläufen geöffnet werden, um dem Batterie-Wärmeübertrager Kühlmittel mit dem gewünschten Temperaturniveau zuzuführen (s. Kap. 2.4.4). Das Öffnen des Ventils im inneren Kreislauf leitet folglich im Wärmepumpenbetrieb ein Heizen der Batterie ein, das Öffnen des Ventils im äußeren Kreislauf entsprechend eine Kühlung der Batterie.

Problematisch ist das gleichzeitige Öffnen der Ventile, da hier die Kühlkreisläufe vermischt werden, welche zuvor unter Aufwand von Energie auf verschiedene



Konzept	Gesamt- energie- bedarf [kWh]	TMS Energie- bedarf [kWh]	TMS Senkung Energie- bedarf [%]	el. Reich- weite [km]
el. Zuheizter (PID)	4,28	1,45	-	56,4
el. Zuheizter mit Abwärmenutzung (PID)	3,96	1,14	21,4	60,3
Zentrale Wärmepumpe (PID)	3,34	0,51	64,8	70,4
Zentrale Wärmepumpe mit Abwärmenutzung (PID)	3,31	0,48	66,9	70,7
Zentrale Wärmepumpe mit Abwärmenutzung (NMPC)	3,25	0,42	71	73,1

Tabelle 7.4: Vergleich der Konzepte über den Fahrzyklus WLTC bei einer Umgebungstemperatur von 0 °C.

Temperaturniveaus gebracht wurden. Zudem bewirkt eine ein- oder aussetzende thermische Konditionierung der Batterie eine Änderung der Kühlmitteltemperatur in den Sekundärkreisläufen und damit auch in den Druckniveaus in der Wärmepumpe. Die Folge ist ein Einfluss auf die Regelgrößen Innenraumtemperatur und Überhitzung. Das System zeigt somit ein ausgeprägtes Merkmal eines Mehrgrößensystems.

### 7.5.1 Definition des Setups

Das System verfügt über 56 differenzielle Zustände. Der Zeithorizont beträgt  $\tilde{h} = 30s$ . Die Inputs  $u(t)$  werden um die Steuerung der Mischventile  $u_{bat}^{heiz}$  und  $u_{bat}^{kuehl}$  ergänzt. Die Constraints entsprechen der vorigen Anwendung in Gl. 7.11.

$$u(t)^T = (u_{\text{compr}}, u_{\text{valve}}, u_{\text{aFzg}}, u_{\text{bat}}^{\text{heiz}}, u_{\text{bat}}^{\text{kuehl}})^T \quad (7.12)$$

### a - Regelung der Batterietemperatur

Die Batterietemperatur wird als zusätzliche Regelgröße ergänzt. Abhängig von der positiven oder negativen Abweichung ihres Sollwerts wird das jeweilige Ventil in dem Kühlkreislauf mit dem benötigten Temperaturniveau gestellt.

Die Zielfunktion besteht aus der Abweichung der Regelgrößen von ihren Sollgrößen ( $T_{\text{cabin}}$ ,  $T_{\text{sh}}$  und  $T_{\text{bat}}$ ), aus der schwachen Bestrafung der Änderungsraten der Stellgrößen ( $u_{\text{compr}}$  und  $u_{\text{valve}}$ ), aus einer schwachen Bestrafung der Öffnung der Kühlmittelventile ( $u_{\text{bat}}^{\text{heiz}}$  und  $u_{\text{bat}}^{\text{kuehl}}$ ) und aus den Soft Constraints ( $\bar{l}_{\text{sc}}$  und  $T_{\text{sh}}$ ). Damit ergibt sich in Gl. 7.13

$$\ell(x(t), u(t)) = \left( w_i^{-\frac{1}{2}} \Theta_i(\xi_i(t) - \bar{\xi}_i) \right)_{i=1, \dots, 9}, \quad (7.13)$$

worin

$$\xi^T = \left( T_{\text{cabin}}, T_{\text{sh}}, T_{\text{bat}}, u_{\text{compr}}, u_{\text{valve}}, u_{\text{bat}}^{\text{heiz}}, u_{\text{bat}}^{\text{kuehl}}, -T_{\text{sh}}, -\bar{l}_{\text{sc}} \right)^T \quad (7.14)$$

und die Gewichte zu

$$w_L^T = \left( \frac{1e4}{10}, \frac{1e2}{5}, \frac{1e4}{10}, \frac{1e-4}{5}, \frac{1e-4}{1e-7}, \frac{10}{4e-1}, \frac{10}{4e-1}, \frac{1e4}{4}, \frac{1e4}{5e-2} \right)^T$$

gewählt werden. Die Sollwerte werden auf

$$\bar{\xi}^T = (f_T(T_{\text{umg}}), 5, 288, 0, 0, 1e-4, 1e-4, -4, -5e-2)^T$$

festgelegt. Die Funktionen  $\Theta_i$  sind  $\Theta_i(x) = \text{Id}$  (Identität) für  $i = 1, \dots, 7$  und  $\Theta_i(x) = x \cdot H(x)$  (Heaviside Integral) für  $i = 8, 9$ .

Der Mayer-Term für den Endpunkt und die Gewichtungen  $w_e$  entsprechen den vorigen Anwendungen in Gl. 7.7.

### b - Vorgabe eines Batterietemperaturfensters

Alternativ denkbar ist die Vorgabe eines Temperaturfensters für die Batterie, welches sicherstellen soll, dass die Batterie in ihrem thermischen Wohlfühlbereich gehalten wird. Hierfür sind in der Zielfunktion zwei Soft Constraints für die Batterietemperatur implementiert. Ein Unterschreiten der unteren Schranke leitet ein Heizen der Batterie ein, ein Überschreiten der oberen Schranke leitet das Kühlen der Batterie ein. Eine thermische Konditionierung innerhalb des Fensters ist nicht vorgesehen. Diese Regelungsstrategie zielt auf eine Senkung des elektrischen Energiebedarfs ab (s. Kap. 5.3), da die thermische Konditionierung nur zur Einhaltung des breiten thermischen Betriebsfensters der Batterie genutzt wird.

Die Zielfunktion besteht aus

$$\ell(x(t), u(t)) = \left( w_i^{-\frac{1}{2}} \Theta_i(\xi_i(t) - \bar{\xi}_i) \right)_{i=1, \dots, 10}, \quad (7.15)$$

worin

$$\xi^T = \left( T_{\text{cabin}}, T_{\text{sh}}, u_{\text{compr}}, u_{\text{valve}}, u_{\text{bat}}^{\text{heiz}}, u_{\text{bat}}^{\text{kuehl}}, T_{\text{bat}}, -T_{\text{bat}}, -T_{\text{sh}}, -\bar{l}_{\text{sc}} \right)^T$$

und die Gewichte zu

$$w_L^T = \left( \frac{1e4}{10}, \frac{1e2}{5}, \frac{1e-4}{5}, \frac{1e-4}{1e-7}, \frac{10}{4e-1}, \frac{10}{4e-1}, \frac{1e4}{4}, \frac{1e4}{10}, \frac{1e4}{10}, \frac{1e4}{5e-2} \right)^T$$

gewählt werden. Die Sollwerte werden auf

$$\bar{\xi}^T = (f(T_{umg}), \quad 5, \quad 0, \quad 0, \quad 1e-4, \\ 1e-4, \quad 313, \quad -288, \quad -4, -5e-2)^T$$

festgelegt. Die Funktionen  $\Theta_i$  sind  $\Theta_i(x) = \text{Id}$  (Identität) für  $i = 1, \dots, 6$  und  $\Theta_i(x) = x \cdot H(x)$  (Heaviside Integral) für  $i = 7, \dots, 10$ . Der Mayer-Term für den Endpunkt und die Gewichtungen  $w_e$  entsprechen den vorigen Anwendungen in Gl. 7.7.

## 7.5.2 Resultate

### Kühlstrategien

Zunächst wird die Funktion der Kühlstrategien verifiziert. Abb. 7.15 zeigt die resultierenden Batterietemperaturen über den Fahrzyklus WLTC bei einer Umgebungstemperatur von  $5^\circ\text{C}$ . Die bisherigen Regelgrößen Innenraumtemperatur und Überhitzungstemperatur werden weiterhin auf ihren Sollwerten gehalten. Um den Einfluss der Batteriekonditionierung zu untersuchen, wird der Innenraum bereits vorkonditioniert auf Sollwert initialisiert.

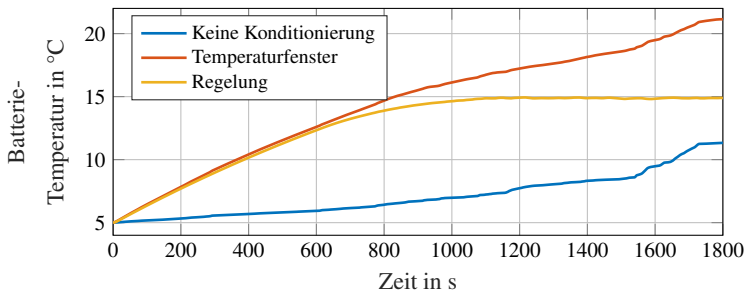


Abbildung 7.15: Verlauf der Batterietemperatur bei einem Durchlauf des WLTC und verschiedenen Strategien: keine thermische Konditionierung, Vorgabe eines Temperaturfensters und Regelung auf Zieltemperatur.

Es lassen sich demnach mit wenig Modifikationen in der Zielfunktion verschiedene Konditionierungsstrategien realisieren. Die dargestellte NMPC-Regelung ist in der Lage, das Gesamtsystem mit den Regelgrößen  $T_{cabin}$ ,  $T_{sh}$ ,  $T_{bat}$  zu regeln.

### Mehrgrößensystem

Im Folgenden wird der Fokus auf die Kühlstrategie *Regelung der Batterietemperatur* gelegt. Die bereits thematisierte Beeinflussung der thermischen Konditionierung des Innenraums durch die ein- oder aussetzende thermische Konditionierung der Batterie in diesem Mehrgrößensystem kann mit der NMPC-Regelung gering gehalten werden. Die PID-Regelung reagiert erst mit Veränderung der Innenraumtemperatur durch ein Nachregeln der Kompressorfrequenz, was aufgrund der thermischen Trägheit des Systems zu Abweichungen der Innenraumtemperatur führt, die je nach Umgebungstemperatur unterschiedlich ausgeprägt sind. Die NMPC-Regelung kann hingegen durch Zugriff auf die mathematische Modellierung der physikalischen Zusammenhänge bereits prädiktiv reagieren. Abb. 7.16 zeigt dieses Verhalten im Vergleich zu einer PID-Regelung, die zu Beginn bei einsetzender Batterieheizung eine Abweichung der Innenraumtemperatur nach unten und bei aussetzender Batterieheizung eine Abweichung der Innenraumtemperatur nach oben zur Folge hat.

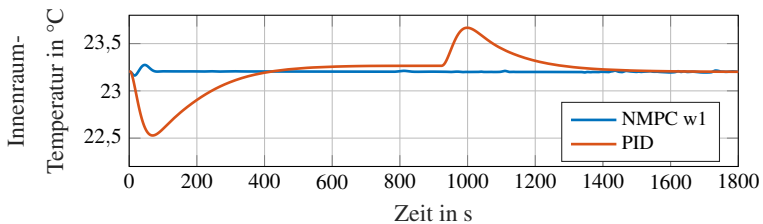


Abbildung 7.16: Innenraumtemperatur bei ein- und aussetzender thermischer Konditionierung der Batterie bei einem Durchlauf des WLTC und einer Umgebungstemperatur von  $0^{\circ}\text{C}$  im Vergleich zu PID-Regelung.

## Priorisierung

Mittels verschiedener Gewichtungen der LSQ-Terme kann zudem eine Priorisierung zwischen Batterie- und Innenraumtemperatur erreicht werden (s. Abb. 7.17). Für diesen Zweck wird mit dem auf Batterietemperatur-geregelte System aus 7.5.1 ein Aufheizszenario bei 5 °C Umgebungstemperatur betrachtet, bei dem der Innenraum nicht mehr vorkonditioniert ist. Die Zielfunktion entspricht der Gl. 7.14. Die relevanten Gewichtungen, welche die Regelgrößen  $T_{cabin}$ ,  $T_{sh}$  und  $T_{bat}$  betreffen, werden nun im Folgenden verändert.

$$w1_{cabin} = \frac{1e4}{10} \quad w1_{sh} = \frac{1e2}{5} \quad w1_{bat} = \frac{1e2}{10} \quad (7.16)$$

$$w2_{cabin} = \frac{1e3}{10} \quad w2_{sh} = \frac{1e2}{5} \quad w2_{bat} = \frac{1e4}{10} \quad (7.17)$$

Eine Priorisierung des Innenraums entsprechend der Gewichtung  $w_1$  aus Gl. 7.16 resultiert in einem schnellen Aufheizen des Innenraums und einer anschließend konstanten Innenraumtemperatur. Um die transiente Aufheizphase zu verkürzen, wird die Batterie zunächst gekühlt. Dies hat den Effekt, dass aufgrund des gestiegenen unteren Temperaturniveaus die Wärmepumpe eine höhere Wärmeleistung bereitstellen kann. Bei Erreichen der Zieltemperatur des Innenraums wird die Kompressorfrequenz nur in einem solchen Maß erhöht, dass der Temperaturabfall des Kühlmittels über die Batterie kompensiert werden kann.

Bei einer Priorisierung der Batterie entsprechend der Gewichtung  $w_2$  aus Gl. 7.17 wird die Batterie von Beginn an beheizt. Es stellt sich eine deutlich kürzere Aufheizzeit der Batterie ein, was folglich auch eine längere Aufheizzeit des Innenraums bewirkt. Bei Erreichen der Zieltemperatur des Innenraums wird eine Abweichung der Innenraumtemperatur nach oben in Kauf genommen, um die Batterietemperatur mittels Erhöhung der Kompressorfrequenz möglichst schnell auf den Sollwert zu regeln.

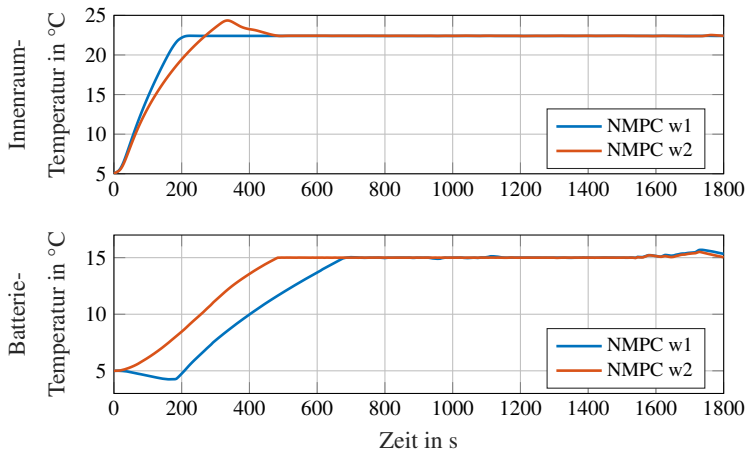


Abbildung 7.17: Batterie- und Innenraumtemperatur bei verschiedenen Gewichtungen in der Zielfunktion bei einem Durchlauf des WLTC und einer Umgebungstemperatur von 5 °C.

## 7.6 Anwendung IV: Echtzeitfähige NMPC-Regelung im Fahrzeug

Im Folgenden wird der reale Einsatz der nichtlinearen modellprädiktiven Regelung im Fahrzeug demonstriert, basierend auf der Vorveröffentlichung [25]. Hierzu wird der bisher im aufgebauten Hardware-System (s. Kap. 4) verwendete PID-Regler durch einen NMPC-Regler ersetzt. Der NMPC-Regler wird auf einem Laptop mit einem Intel i5 Vierkernprozessor mit 2,6 Ghz ausgeführt und tauscht mit dem Steuergerät die benötigten rückgeführten Messungen  $z$  sowie die bereitgestellten optimalen Stellgrößen  $u$  mittels einer Python Schnittstelle aus. Zugrunde liegt das validierte Modell aus Kap. 4, welches das Hardware-System (s. Kap. 4.2) ausreichend gut abbildet. Das Erweiterte Kalman Filter, speziell die Fehlerkovarianzmatrizen  $Q_{KF}$  und  $R_{KF}$ , wird an die reale Anwendung angepasst.

### 7.6.1 Definition des Setups

Um die Echtzeitfähigkeit der NMPC in jedem Fall sicherzustellen, wurde das Zeitintervall  $\Delta t$  in der Folge auf 2s erhöht, was dem Fazit der Echtzeitfähigkeit der virtuellen NMPC aus Kap. 7.3.5 entspricht. Der betrachtete Zeithorizont beträgt  $\tilde{h} = 30$  s. Es ergibt sich somit eine Anzahl von  $N = 15$  Shooting Intervalle. Die Stellgrößen und Regelgrößen des Systems orientieren sich am PID-geregelten System: Die Regelgrößen sind die Innenraumtemperatur  $T_{cabin}$  und die Überhitzung der Wärmepumpe  $T_{sh}$ , die Stellgrößen sind die Änderungsraten der Kompressorfrequenz  $u_{comp}$  und des relativen Öffnungsquerschnitts des elektrischen Expansionsventils  $u_{valve}$ .

Der Sollwert der Innenraumtemperatur wird in der realen Anwendung auf 25 °C angehoben, um eine größere Last des Systems zu ermöglichen. Ebenfalls wurde der Sollwert der Überhitzung von 5 K auf 10 K erhöht. Dies stellt einen größeren Abstand zur Taulinie dar und soll die Gefahr von eventuellen Flüssigkeitsschlägen im Verdichter durch Tröpfchen minimieren.



Die definierte Zielfunktion ergibt sich zu

$$\ell(x(t), z(t), u(t), p) = \left( w_i^{-\frac{1}{2}} \Theta_i(\xi_i(t) - \bar{\xi}_i) \right)_{i=1, \dots, 6}, \quad (7.18)$$

worin

$$\xi^T = (T_{\text{cabin}}, T_{\text{sh}}, u_{\text{compr}}, u_{\text{valve}}, -T_{\text{sh}}, -\bar{l}_{\text{sc}})^T$$

und die Gewichte zu

$$w_L^T = \left( \frac{1e4}{10}, \frac{1e4}{5}, \frac{1e-3}{5}, \frac{1e-3}{1,5}, \frac{1e4}{5}, \frac{1e4}{5e-2} \right)^T$$

gewählt werden, sodass der Nenner zu 1 normalisiert wird. Die Sollwerte werden auf

$$\bar{\xi}^T = (298, 10, 0, 0, -4, -5e-2)^T$$

festgelegt. Die Funktionen  $\Theta_i$  sind  $\Theta_i(x) = \text{Id}$  (Identität) für  $i = 1, \dots, 4$  und  $\Theta_i(x) = x \cdot H(x)$  (Heaviside Integral) für  $i = 5, 6$ . Der Mayer-Term entspricht den vorigen Anwendungen in Gl. 7.7, die Gewichte  $w_e$  werden hingegen auf

$$w_e^T = \left( \frac{1e6}{10}, \frac{1e4}{5} \right)^T \quad (7.19)$$

gesetzt.

Die Constraints entsprechen der Thermomanagement-System Anwendung ohne Antriebsstrang und sind bereits in Gl. 7.5 definiert.

## 7.6.2 Kalman Filter

Der Kalman Filter wird wie in Kap. 6.4 beschrieben implementiert. Die benötigte Prädiktion bedient sich des auch in der NMPC verwendeten Modells, um die

Zustände zum nächsten diskreten Zeitschritt vorherzusagen. Der Abgleich mit den realen Messdaten erfolgt im Korrekturschritt.

## Zustände

Das System verfügt über 43 Zustände, wovon 18 sensorisch erfasst werden. Tab. A.1 im Anhang zeigt eine Übersicht über alle differentiellen Zustandsgrößen des Systems und gibt die zugehörige Messgröße aus Kap. 4.2 an. Die Enthalpie als nicht direkt messbare Zustandsgröße wird durch die Stoffdatenbank TILMedia mit den gemessenen Eingangsgrößen Druck und Temperatur bestimmt. Nicht messbare Zustände umfassen hauptsächlich Wandtemperaturen und unzugängliche Temperaturen infolge der Diskretisierung der Wärmeübertrager. Diese Zustände werden mittels des Kalman Filters geschätzt.

## Fehlerkovarianzmatrix der Messung

Die Kovarianzmatrix  $R_{KF}$  wird auf Basis der Standardabweichungen der zu messenden Größe vorgegeben.

$$R_{KF} = \text{diag}(\sigma_r \sigma_r^T) \quad (7.20)$$

Hierzu wurde eine Fehlerrechnung für die Sensoren durchgeführt, um den systematischen Fehler zu erfassen. Die Berechnung des statistischen Fehlers erfolgt durch stationäre Messungen. Die Normalverteilung der Messungen zeigt beispielhaft Abb. 7.18. In dieser werden die Messpunkte in einem Histogramm dargestellt und durch eine Normalverteilungsfunktion mit Mittel und Standardabweichung  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  approximiert. Die gewonnene statistische Standardabweichung wird schließlich zur systematischen Standardabweichung addiert und geht als Varianz in die Kovarianzmatrix R ein.

Tab. 7.5 zeigt einen Überblick über die erfassten systematischen und statistischen Fehler der verwendeten Sensoren.

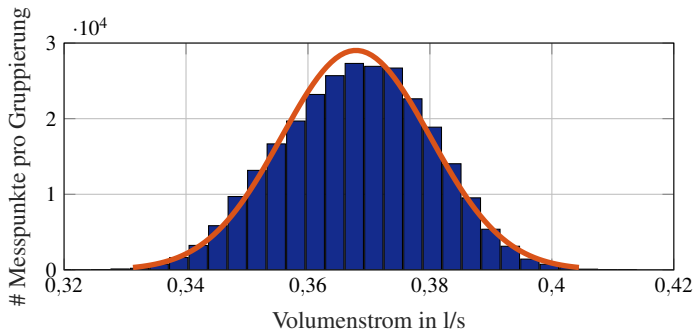


Abbildung 7.18: Normalverteilung der Volumenstrommessung zeigt den statistischen Messfehler.

Messung	Stat. Fehler	Sys. Fehler
Druckaufnehmer Niederdruck	0,15 bar	0,011 bar
Druckaufnehmer Hochdruck	0,31 bar	0,011 bar
PT-100 Thermoelemente	0,025 K	0,015 K
Typ K Thermoelemente	0,06 K	0,13 K
Überhitzungstemperatur	0,57 K	0,21 K
Enthalpie	100 J/kg bis 400 J/kg	200 J/kg

Tabelle 7.5: Statistische und systematische Standardabweichung der direkten und abgeleiteten Messgrößen.

### Fehlerkovarianzmatrix des Modells

Die Kovarianzmatrix  $Q_{KF}$  wird anhand einer konstant angenommenen relativen Standardabweichung  $q_{KF}$  des Modells bestimmt. Die Abschätzung des Parameters  $q_{KF}$  wird mittels einer Parametervariation und einer anschließenden Bewertung der Ergebnisse erzielt. Dabei werden bereits aufgenommene Messungen eines Aufheizvorgangs aus Kap. 4.4.2 als Referenz vorgegeben. Zur Bewertung werden die Stell- und Regelgrößen als relevante Zustandsgrößen herangezogen.

$$Q_{KF} = \text{diag}(\hat{x}_0 \hat{x}_0^T q_{KF}^2) \quad (7.21)$$

Ziel ist ein gefilterter Verlauf, welcher dem Trend der Messdaten entspricht, sich jedoch nicht durch einzelne normalverteilte Messpunkte beeinflussen lässt.

### Auswirkung auf NMPC

Ein zu stark schwankendes Signal der Regelgröße kann Schwankungen in der NMPC-Regelung hervorrufen. Insbesondere eine um ihren Sollwert schwankende Regelgröße Kabinentemperatur kann aufgrund der großen thermischen Masse zu starken kurzfristigen Schwankungen der Stellgröße Kompressorfrequenz führen. Um dies zu vermeiden, wird zunächst ein Aufheizszenario mit einer virtuellen NMPC und verschiedenen Parameterwerten für  $q_{KF}$  durchgeführt. Die Messung  $z^{(k)}$  wird dabei anhand einer Modellintegration und der Addition von realistischem Rauschen auf Basis von Tab. 7.5 generiert und der NMPC rückgeführt.

$$z^{(k)} = x^{(k)} + \nu \quad \text{mit} \quad \nu \sim \mathcal{N}(0, \sigma_r^2) \quad (7.22)$$

Abb. 7.19 zeigt die Auswirkung von zwei unterschiedlichen Parameterwerten für  $q_{KF}$  in der virtuellen NMPC auf die Stellgröße Kompressorfrequenz. In beiden Fällen wird die Kompressorfrequenz im transienten Bereich auf das Maximum erhöht, bevor sie vor Erreichen der Solltemperatur des Innenraums gedrosselt wird. Sobald sich ein quasi-stationärer Zustand einstellt, wird die Auswirkung der um den Sollwert schwankenden Regelgröße bei unterschiedlichen Parameterwerten für  $q_{KF}$  deutlich.

Im weiteren Verlauf wird daher eine relative Standardabweichung von  $q_{KF} = 1e-5$  verwendet.

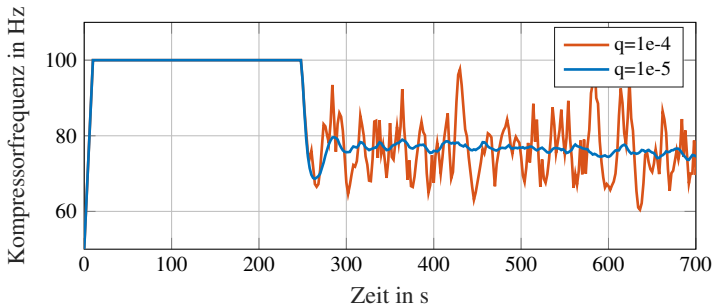


Abbildung 7.19: NMPC-Controller: Auswirkung von verschiedenen Parameterwerte für  $q_{KF}$  des Kalman Filters auf die Stellgröße Kompressorfrequenz. Vorveröffentlicht in [25].

## Initialisierung

Das Modell des Systems wird durch einen Zustandsvektor initialisiert, welcher dem späteren erwarteten Betriebspunkt möglichst nahe liegt. Dies ermöglicht es, schnell und zuverlässig eine Lösung zu finden. Ein zu stark davon abweichender Startvektor kann zu Problemen bei der Initialisierung und im äußersten Fall zum Abbruch führen. Insbesondere die Enthalpien der einzelnen diskretisierten Wärmeübertragerzellen der Wärmepumpe, aber auch deren Wandtemperaturen und die beiden Druckniveaus stellen sich als sensible Zustände des Systems heraus. Entsprechend muss der NMPC-Regler mit einem möglichst realistischen Startvektor  $\hat{x}_0$  initialisiert werden.

Zu diesem Zweck wird das System mit einer definierten Kompressordrehzahl und einem definierten Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils gestartet, bevor der NMPC-Regler aktiv wird. Der Startvektor  $\hat{x}_0$  greift in der Folge auf Messwerte der messbaren Zustände zurück. Die restlichen Zustände werden auf Basis dieser Messdaten realistisch geschätzt. So wird beispielhaft für die Wandtemperatur zwischen zwei Wärmeübertragerzellen ein Mittel aus beiden gemessenen Temperaturen ermittelt, Enthalpien entlang des Strömungspfades werden mithilfe der Messdaten als linear verteilt angenommen.

### 7.6.3 Resultate

Im Folgenden wird die Einregelung eines auf Umgebungstemperatur abgekühlten Fahrzeug mittels nichtlinearer modellprädiktiver Regelung auf Zieltemperatur von 25 °C sowie eine Zielüberhitzungstemperatur von 10 K beschrieben.

#### Transientes Aufheizen des Fahrzeugs

Abb. 7.20 stellt den Verlauf der Stell- und Regelgrößen dar. In den ersten beiden Diagrammen sind die Messungen und der jeweils zugehörige Wert des Kalman Filters aufgetragen. Die Kompressorfrequenz wird zu Beginn sehr schnell auf das Maximum von 100 Hz erhöht, entsprechend wird der Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils angepasst. Vor Erreichen der Zieltemperatur wird der Kompressor bereits gedrosselt und die Leistung wird an den stationären Bedarf angepasst. Durch das träge Aufheizen der thermischen Masse der Einbauten senkt sich die Kompressorfrequenz immer weiter, während die Innenraumtemperatur auf ihrem Sollwert gehalten wird. Die während des transienten Aufheizverhaltens erkennbaren Abweichungen zwischen Modell und Messung bei beiden Regelgrößen ist auf das Kompressor-Modell mit konstanten Parametern zurückzuführen.

#### Qualitativer Vergleich mit PID-Regler

Der qualitative Vergleich der Stellgrößen bei einer Umgebungstemperatur von 3 °C zeigt zwei typische Unterschiede zwischen PID- und NMPC-Regler.

Abb. 7.21 zeigt den Verlauf der Stellgröße Kompressordrehzahl. Es ist zu erkennen, dass der PID-Regler den Kompressor später und langsamer hochregelt, und auch frühzeitig wieder herunterregelt. Grund dafür ist die Parametrierung des PID-Reglers, die die thermische Trägheit widerspiegelt. Der NMPC-Regler hingegen bleibt bei der maximalen Drehzahl, bis erstmals im Prädiktionshorizont das Regelziel erreicht wird. Es folgt danach eine abrupte Reduktion der Drehzahl. Dies führt zu einer geringeren Anstiegszeit der Innenraumtemperatur und auch zu einem geringen Überschwingen, wie in Abb. 7.20 zu erkennen ist. Das größere

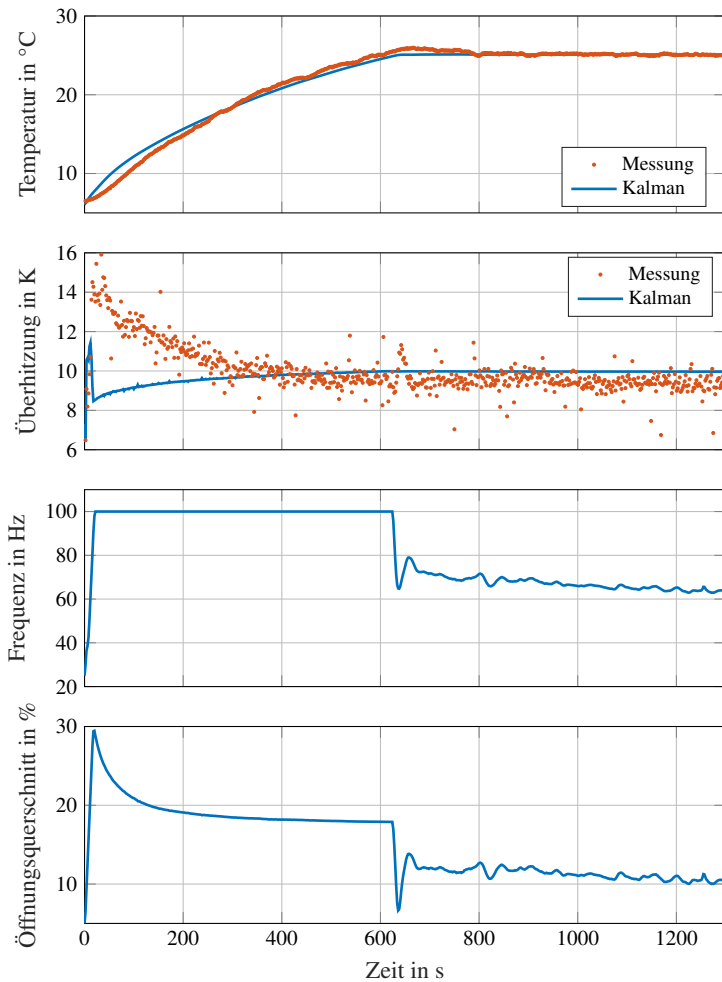


Abbildung 7.20: Transientes Aufheizen des Innenraums auf 25 °C. Der Plot zeigt die Regelgrößen Innenraumtemperatur und Überhitzungstemperatur, sowie die Stellgrößen Kompressorfrequenz und Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils. Vorveröffentlicht in [25].

Rauschen des PID-Reglers kann auf eine fehlende Filterung zurückgeführt werden, während das Signal beim NMPC-Reglers bereits gefiltert ist.

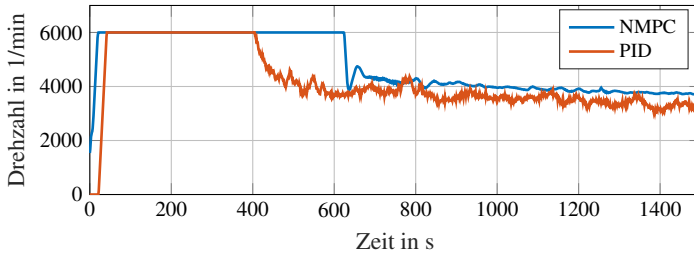


Abbildung 7.21: Qualitativer Vergleich der Kompressordrehzahl zwischen PID- und NMPC-geregeltem System.

Abb. 7.22 zeigt den Verlauf des Öffnungsquerschnitts des elektrischen Expansionsventils. Der PID-Regler wurde mit Herstellerempfehlungen parametrisiert und zeigt zu Beginn ein starkes Schwanken, welches sich im Laufe der Zeit legt. Ein unpassender Initialwert kann durch anfänglich starkes Schwanken zu einer unvollständigen Verdampfung und einer Schädigung des Kompressors durch Flüssigkeitsschläge führen. Der NMPC-Regler ist in diesem Bereich überlegen und zeigt ein glattes Signal.

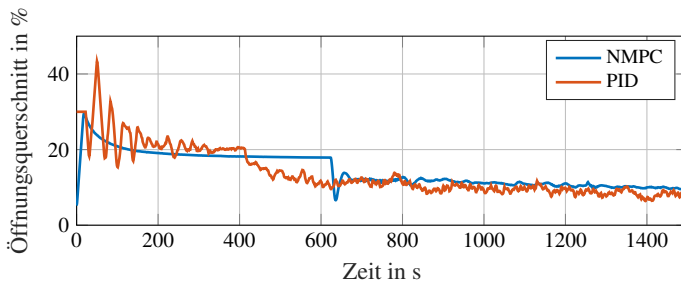


Abbildung 7.22: Qualitativer Vergleich des relativen Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils zwischen PID- und NMPC-geregeltem System.



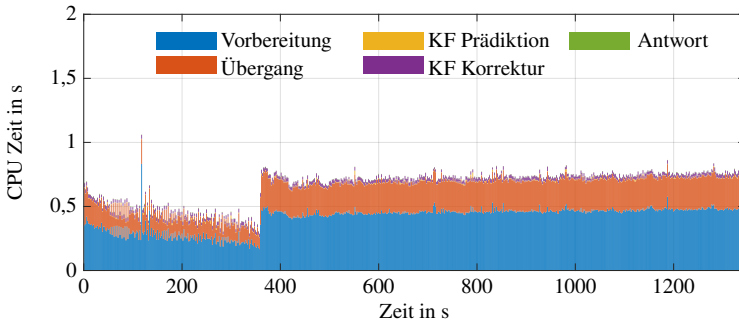


Abbildung 7.23: Berechnungszeit der einzelnen Prozesse pro Zeitschritt der entsprechenden Messung. Vorveröffentlicht in [25].

### CPU Timing

Um die Echtzeitfähigkeit unter Beweis zu stellen, wird die benötigte Rechenzeit pro Schritt aufgezeichnet. Eine Aufteilung in die Einzelschritte Vorbereitungs-, Übergangs- und Antwortphase der NMPC sowie Prädiktion und Korrektur des Kalman Filters ist in Tab. 7.6 gegeben. Die mittlere Gesamtdauer eines vollzogenen Gesamtschritts liegt deutlich unter dem Zeitintervall  $\Delta t = 2$  s. Im Schnitt wird bereits innerhalb von 8 ms auf neue Messdaten in der Antwortphase reagiert. Abb. 7.23 zeigt die Aufteilung der Berechnungsdauer pro Zeitschritt. Im Vergleich zu den Echtzeitbetrachtungen der virtuellen NMPC in Kap. 7.3.5 fällt auf, dass die mittlere Dauer der Berechnung eines Gesamtschritts im transienten Bereich aufgrund der Reduzierung der Schießintervalle  $N$  und damit auch der Dimension des Problems geringer ausfällt. Der stationäre Zustand, bei dem die Änderungsrate der Stellgröße in der virtuellen NMPC gegen Null geht, stellt sich aufgrund der realen fehlerbehafteten Messungen nicht ein.

Prozess	Mittlere Dauer	Maximale Dauer
Kalman Prädiktion	0,011 s	0,049 s
Kalman Korrektur	0,026 s	0,23 s
NMPC Antwortphase	0,008 s	0,2 s
NMPC Vorbereitungsphase	0,443 s	0,84 s
NMPC Übergangsphase	0,238 s	0,54 s
Total	0,617 s	1,23 s

Tabelle 7.6: Mittlere Berechnungszeit der jeweiligen Prozesse.

# 8 Fazit

## 8.1 Zusammenfassung der Resultate

Diese Arbeit behandelte ein Konzept eines Thermomanagement-Systems für elektrische Fahrzeuge mit einer zentralen Wärmepumpe. Es zeigte sich, dass dieses Konzept in Verbindung mit der Abwärmenutzung der elektrischen Antriebsstrangkomponenten den bisherigen Konzepten ohne Abwärmenutzung und basierend auf PTC-Heizelementen effizienztechnisch überlegen ist. So konnte im WLTP-Fahrzyklus bei einer Umgebungstemperatur von 0 °C eine Reichweitensteigerung von 25% aufgezeigt werden. Die Sicherstellung der thermisch sensiblen Komponenten in ihrem Betriebsbereich ist dabei gewährleistet.

Für eine weitere Effizienz- und Komfortsteigerung wurde eine nichtlineare modellprädiktive Regelung auf Basis des validierten Modells entwickelt. Anhand der vier verschiedenen NMPC-Anwendungen konnten die Vorteile einer NMPC-Regelung veranschaulicht werden.

Die thermische Konditionierung des Innenraums in Kap. 7.3 stellte zunächst die regelcharakteristischen Vorteile heraus. Das NMPC-geregelte System zeichnet sich durch schnellere Anstiegs- und Einschwingzeiten beim Aufheizen des Innenraums aus, ohne dabei zu signifikantem Überschwingen zu führen. Ebenso konnte das schnelle Ausregeln von externen Störungen gezeigt werden.

Unter Berücksichtigung des zukünftigen Geschwindigkeitsprofils in Kap. 7.4 konnte die Effizienz gegenüber einem PID-geregelten System mit Temperaturmischklappe signifikant gesteigert werden. Gegenüber einem PID-geregelten System ohne Temperaturmischklappe fällt die Steigerung marginal aus. In diesem Fall wurde eine Komfortsteigerung durch ein glatteres Innenraumtemperaturprofil bei direkter

Nutzung der Abwärme der elektrischen Antriebstrangkomponenten nachgewiesen. Die NMPC-Regelung unter Vorgabe des zukünftigen Geschwindigkeitsprofils ermöglicht demnach, die Vorteile eines Systems mit direkter Abwärmenutzung und Temperaturmischklappe und eines Systems mit direkter Abwärmenutzung ohne Temperaturmischklappe zu vereinen, ohne selbige im System verbauen zu müssen. Die elektrische Reichweite kann gegenüber dem konventionellen Ausgangssystem um knapp 30% gesteigert werden.

Die zusätzliche Berücksichtigung der thermischen Konditionierung der Batterie in Kap. 7.5 zeigte ferner, dass eine Priorisierung der Regelgrößen innerhalb der NMPC-Regelung durch eine Gewichtung in der Zielfunktion zur Anwendung kommen kann. Dadurch kann der Fokus im transienten Fall auf eine schnelle Aufheizung des Innenraums oder der Batterie gelegt werden. Zudem wird bei einer Regelung des Mehrgrößensystems mittels NMPC die gegenseitige Beeinflussung von Innenraum- und Batteriekonditionierung durch die physikalischen Zusammenhänge im Modell berücksichtigt. Bei einer quasi-stationären Beheizung des Innenraums kann die einsetzende thermische Konditionierung der Batterie somit so gestaltet werden, dass die thermische Konditionierung des Innenraums nicht beeinträchtigt wird.

Die virtuellen Untersuchungen mündeten schließlich in der realen Anwendung der NMPC-Regelung in einem Fahrzeug-Demonstrator in Kap. 7.6, welcher mit einer zentralen Wärmepumpe und Sekundärkreisläufen ausgerüstet wurde. Dieses System ließ sich mit einer Sampling Rate von  $\Delta t = 2s$  und einem Zeithorizont von  $\tilde{h} = 30s$  bereits in Echtzeit per NMPC regeln. Der qualitative Vergleich mit einem PID-geregelten System zeigten Vorteile der NMPC-Regelung wie schnellere Anstiegszeiten und schwingungsfreiere Regelung, die vorab virtuell gezeigt werden konnten.

## 8.2 Ausblick

Der NMPC-Regler bietet aufgrund seines prädiktiven Charakters Vorteile, die aktuell im Fahrzeug noch nicht ausgenutzt werden können. Einerseits ist der Re-

chenbedarf, der online im Fahrzeug gestemmt werden muss, enorm. Andererseits steigt im Zuge der Entwicklung hin zu autonomen Fahrzeugen die installierte Rechenkapazität, die Sensorik und die Menge der aufgezeichneten Daten in Fahrzeugen unaufhaltsam an, was letztendlich dem NMPC-Regler auch einen entscheidenden Vorteil bringen könnte. Auf diese Weise lässt sich die Trajektorienplanung bei autonomen Fahrzeugen als Input für einen Thermomanagement-NMPC-Regler nutzen, welcher auf Basis der in Zukunft zur Verfügung stehenden Abwärme die elektrisch erzeugte Wärme drosseln kann.

Ein Streckenverlauf, der beispielsweise durch Eingabe im Navigationsgerät bekannt ist, kann auch prädiktive Informationen über den Einfallswinkel von Sonnenstrahlung und Veränderung der Umgebungstemperatur durch Berg- oder Tunnelfahrten bereitstellen und dadurch zu einer weiteren Effizienzsteigerung durch die prädiktive Reaktion auf diese Information führen.



# A Anhang

## A.1 Codebeispiel: FMU Ansteuerung

Am Beispiel des expliziten Euler-Verfahrens soll die Ansteuerung und Integration einer FMU verdeutlicht werden. Es wird ein gewöhnliches ODE-System  $\dot{x} = f(x, t)$  betrachtet. Bei einer definierten diskreten Schrittweite  $\Delta t$  gilt

$$x_{k+1} = x_k + \dot{x} \Delta t. \quad (\text{A.1})$$

Auflistung A.1 zeigt die grundlegende Lösung eines Modells in einer FMU mittels expliziten Euler-Verfahrens. Auf Basis der berechneten Zustände  $x$  werden von der FMU die entsprechenden Ableitungen  $\dot{x}$  bereitgestellt, woraus sich der neue Zustand berechnen lässt.

---

```
loadDll((char*)"FMU.dll");
component = fmu.instantiate("FMUmodel", fmi2ModelExchange, guid,
    NULL, &callbacks, visible, fmuLoggingOn);
fmu.setupExperiment(component, toleranceDefined, tolerance, tStart,
    fmi2True, tEnd);
fmu.enterInitializationMode(component);
fmu.exitInitializationMode(component);
fmu.enterContinuousTimeMode(component);
x=x0;
while (int t=0 ;t<t_end; t++) {
    fmu.setTime(t);
    fmu.setContinuousStates(x);
    xdot = fmu.getDerivatives();
```

```
x = x + xdot*delta_t;  
}
```

---

Auflistung A.1: C++ Code zeigt die grundlegende Lösung eines Modells, welche in einer FMU eingebettet ist, mittels Euler-Verfahren.

## A.2 Codebeispiel: Kopplung Optimierer - FMU

Die Kopplung von MUSCOD mit der FMU geschieht in der `ffcn()`-Funktion der Anbindungsbibliothek. Analog zu Auflistung A.1 werden die vom Löser bereitgestellten Zustände in der FMU gesetzt, woraufhin die Ableitungen an den Löser zurückgegeben werden.

---

```
static void ffcn(double *t, double *xd, double *xa, double *u,  
    double *p, double *rhs, double *rwh, long *iwh, InfoPtr *info)  
{  
    fmu.setReal(component, uRef, NU, u);  
    fmu.setContinuousStates(component, xd, NXD);  
    fmu.setTime(component, *t);  
    fmu.getDerivatives(component, rhs, NXD);  
}
```

---

Auflistung A.2: C++ Code zeigt die Anbindung einer FMU in der `ffcn()` Funktion von MUSCOD.

## A.3 Codebeispiel: Zielfunktion Optimierer

Im Codebeispiel (s. Auflistung A.3) wird der differentielle Zustand `sd[0]` auf den Wert 1 geregelt. Als zweite Komponente der Zielfunktion ist eine schwache Gewichtung des Inputs vorhanden, welche die Änderungsrate der Stellgröße `u[0]` minimieren soll und daher eine Schwankung bestraft.

---

```
static void lsqfcn(double *ts, double *sd, double *sa, double *u,  
    double *p, double *pr, double *res, long *dpnd, InfoPtr *info)
```



```
{
  if (*dpnd) {
    *dpnd = RFCN_DPND(0, *sd, 0, *u, 0, 0);
    return;
  }
  res[0] = sd[0]-1;
  res[1] = 1e-4*u[0];
}
```

---

Auflistung A.3: C++ Code für eine Zielfunktion, welche die Abweichung eines Zustands von dem fiktiven Wert 1 minimiert. Schwankungen der Stellgröße werden durch eine Bestrafung der Änderungsrate der Stellgröße erreicht.

## A.4 Codebeispiel: Steuerungsskript Virtuelle NMPC

Das Steuerungsskript der NMPC-Schleife besteht aus einer Initialisierung der Optimierung und einer while-Schleife, die die einzelnen Berechnungsphasen gemäß Kap. 6.1.4 für jeden Zeitschritt aufruft. Auflistung A.4 zeigt ein Minimalbeispiel.

---

```
import pynmpc
import numpy as np

m = pynmpc.NMPC(muscod_case_dir, muscod_case_name)
m.loadFromDatFile()
m.nmpcInitialize(guess_type=0)
x = x0
while time < end_time:
    u = m.nmpcFeedback(np.array(x, dtype=np.float))
    m.nmpcTransition()
    m.nmpcShift()
    m.nmpcPrepare()
```

```
x = m.nmpcSimulate(1,time_step, x,
    np.empty([0]),np.array(u[1], dtype=np.float),
    np.empty([0]))
time += time_step
```

---

Auflistung A.4: Minimalbeispiel des NMPC Steuerungsskript in Python

## A.5 Codebeispiel: Steuerungsskript Reale NMPC

Das Steuerungsskript der realen NMPC-Schleife besteht aus einer Initialisierung der Optimierung und einer while-Schleife, die die einzelnen Berechnungsphasen gemäß Kap. 6.1.4 für jeden Zeitschritt aufruft. Ergänzt ist in der realen NMPC der Aufruf des Kalman Filters und die Kommunikation mit dem Steuerungsgerät. Auflistung A.5 zeigt ein Minimalbeispiel.

---

```
import pynmpc
import numpy as np
import EKF as KF
from autobox import *

my_autobox = autobox()
m = pynmpc.NMPC(muscod_case_dir, muscod_case_name)
m.loadFromDatFile()
m.nmpcInitialize(guess_type=0)
measurements_dict = my_autobox.get_measurements(get_list)
kf = KF(pyfmi_fm_u_path, x0, kalman_q, measured_states, step_time,
    P0, kalman_r)
x = x0
while time < end_time:
    u = m.nmpcFeedback(np.array(kf.x, dtype=np.float))
    u_autobox = [float(u[1][0] * 60), float(u[1][1] /10)]
    my_autobox.set_values(set_list, u_autobox)
    m.nmpcTransition()
    m.nmpcShift()
```

```

m.nmpcPrepare()
kf.predict(u)
sleep(sleep_time)
z = my_autobox.get_measurements(get_list)
kf.update(z)
time += time_step

```

Auflistung A.5: Minimalbeispiel des realen NMPC Steuerungsskript in Python

## A.6 Differentielle Zustände des Modells

Tab. A.1 zeigt eine Übersicht über alle differentielle Zustandsgrößen des Systems aus Kap. 7.6 und gibt die zugehörige Messgröße aus Kap. 4.2 an. Die große Anzahl an differentiellen Zuständen des Modells ist durch die vier verschiedenen Wärmeüberträger und deren Diskretisierung in mehrere Zellen begründet.

Nr.	Zustandsgröße	Messgröße
1	Umgebungstemperatur	$t_{amb}$
2	Innenraumtemperatur	$t_{cabin}$
3	Temperatur Thermische Masse Innenraum	-
4	HWT Kühlmitteltemperatur am Eintritt	$t_{10}$
5	Kondensator Kühlmittel-Eintrittstemperatur	$t_8$
6	Verdampfer Kühlmittel-Eintrittstemperatur	$t_{12}$
7	Kühler Kühlmittel-Eintrittstemperatur	$t_{14}$
8	Hochdruck	$p_3$
9	Überhitzungstemperatur	$f(p_2, t_2)$
10	Verdampfer Enthalpie R1234yf Zelle 1	-
11	Verdampfer Enthalpie R1234yf Zelle 2	$f(p_1, t_1)$
12	Verdampfer Kühlmitteltemperatur Zelle 1	-
13	Verdampfer Kühlmitteltemperatur Zelle 2	$t_{13}$
14	Verdampfer Wandtemperatur Zelle 1	-
15	Verdampfer Wandtemperatur Zelle 2	-
16	HWT Kühlmitteltemperatur Zelle 1	-
17	HWT Kühlmitteltemperatur Zelle 2	$t_{11}$
18	HWT Wandtemperatur Zelle 1	-
19	HWT Wandtemperatur Zelle 2	-
20	Luftführung Enthalpie Luft	$f(t_{Int5})$
21	Luftführung Wandtemperatur	-
22	Luftführung Temperatur thermische Masse	-
23	Kühler Temperatur Zelle 1 Kühlmittel	-
24	Kühler Temperatur Zelle 2 Kühlmittel	-

25	Kühler Temperatur Zelle 3 Kühlmittel	-
26	Kühler Temperatur Zelle 4 Kühlmittel	$t_{15}$
27	Kühler Wandtemperatur Zelle 1	-
28	Kühler Wandtemperatur Zelle 2	-
29	Kühler Wandtemperatur Zelle 3	-
30	Kühler Wandtemperatur Zelle 4	-
31	Kondensator Länge überhitzte Zelle	-
32	Kondensator Länge unterkühlte Zelle	-
33	Niederdruck	$p_2$
34	Kondensator Kältemittelenthalpie am Austritt	$f(p_5, t_5)$
35	Kondensator Kältemittelenthalpie am Eintritt	$f(p_4, t_4)$
36	Kondensator Wandtemperatur unterkühlte Zelle	-
37	Kondensator Wandtemperatur überhitzte Zelle	-
38	Kondensator Wandtemperatur zweiphasige Zelle	-
39	Kondensator Kühlmitteltemperatur unterkühlte Zelle	$t_9$
40	Kondensator Kühlmitteltemperatur überhitzte Zelle	-
41	Kondensator Kühlmitteltemperatur zweiphasige Zelle	-
42	Kompressorfrequenz	$f_{comp}$
43	Expansionsventil Öffnungsquerschnitt	$A_{exp}$

Tabelle A.1: Übersicht über die 18 messbaren und die 25 nicht messbaren Zustandsgrößen des Systems.

# Abbildungsverzeichnis

1.1	Gesamte und verkehrsbezogene CO <sub>2</sub> -Emissionen in Deutschland, Daten nach [71]. . . . .	1
2.1	Qualitative Darstellung des elektrischen Widerstands über Temperatur nach [60]. $R_N$ stellt den Nennwiderstand dar, $R_e$ den Endwiderstand bei der Temperatur $T_e$ . . . . .	14
2.2	Schema einer Wärmepumpe mit den Kernkomponenten Kompressor, Kondensator, Expansionsventil und Kondensator. . . . .	15
2.3	Thermodynamischer Kreisprozess der Wärmepumpe im Druck-Enthalpie-Diagramm mit dargestelltem Zweiphasengebiet und Linien gleichem Dampfgehalts. . . . .	16
2.4	R&I Fließschema eines Thermomanagement-Systems inklusive Klimaanlage für einen konventionellen verbrennungsmotorischen Antrieb. . . . .	19
2.5	R&I Fließschema eines Thermomanagement-Systems mit Luft-PTC-Heizelement und Klimaanlage für ein batterieelektrisches Fahrzeug. . . . .	20
2.6	R&I Fließschema eines Thermomanagement-Systems mit umkehrbarer Wärmepumpe für ein batterieelektrisches Fahrzeug. . . . .	21
2.7	R&I Fließschema eines ganzheitlichen Thermomanagement-Systems mit zentraler umkehrbarer Wärmepumpe für ein batterieelektrisches Fahrzeug. . . . .	22
3.1	Kontrollvolumen der eindimensionalen Finiten-Volumen-Methode. . . . .	27
3.2	Schema der Moving-Boundary-Methode mit einer überhitzten (sh), einer zweiphasigen (2ph) und einer unterkühlten (sc) Zelle, jeweils mit dynamischer Länge. . . . .	28

---

3.3	Thermisches Ersatzschaltbild des Elektromotors mit Verlustwärme $P_V$ , zwei thermischen Massen $C_{wicklung}$ und $C_{kern}$ und zwei thermischen Widerständen $R_{konduktion}$ und $R_{kuehl}$ . . . . .	36
3.4	Elektrisches Ersatzschaltbild der Batterie mit Leerlaufspannungsquelle $U_{OCV}$ , Innenwiderstand $R_i$ und zwei RC-Gliedern. . . . .	37
3.5	Fahrzyklus NEFZ. . . . .	39
3.6	Fahrzyklus WLTC. . . . .	40
3.7	Fahrzyklus Artemis Motorway. . . . .	40
4.1	Fahrzeugdemonstrator Audi A1 Sportback aus dem Projekt <i>REM2030</i> als Zielfahrzeug. . . . .	42
4.2	R&I Fließschema des reduzierten Systems. . . . .	43
4.3	Verteilung der Typ-K Thermoelemente im Fahrzeug. Darstellung nach AUDI AG. . . . .	45
4.4	Verschiedene Innenraumtemperaturen während eines transientes Aufheizens des Innenraum auf den Sollwert bei einer Umgebungstemperatur von $4\text{ }^\circ\text{C}$ . . . . .	46
4.5	Gemessene und simulierte Innenraumtemperatur bei einem Abkühlvorgang mit einer Umgebungstemperatur von $8\text{ }^\circ\text{C}$ mit einem Bestimmtheitsmaß $R^2 = 99,6\%$ und einem $RMSE = 0,2\text{ }^\circ\text{C}$ . . . . .	48
4.6	Gemessene und simulierte Innenraumtemperatur bei einem Aufheizevorgang auf $25\text{ }^\circ\text{C}$ mit einem Bestimmtheitsmaß $R^2 = 99,5\%$ und einem $RMSE = 0,36\text{ }^\circ\text{C}$ . . . . .	49
4.7	Korrelation zwischen relativem und absolutem Öffnungsquerschnitt mit quadratischem Polynom und einem Bestimmtheitsmaß $R^2 = 95,3\%$ und einem $RMSE = 4,1\text{e}-7\text{ m}^2$ . . . . .	51
4.8	Ableich zwischen gemessener und simulierter Überhitzungstemperatur $T_{sh}$ bei manueller Änderung des Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils $A_{exp}$ mit einem Bestimmtheitsmaß $R^2 = 91,2\%$ und einem $RMSE = 14,5\text{ K}$ . . . . .	52

4.9	Abgleich zwischen gemessenem und simuliertem Tiefdruck $p_2$ bei manueller Änderung des Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils $A_{exp}$ mit einem Bestimmtheitsmaß $R^2 = 90,2\%$ und einem $RMSE = 0,165$ bar. . . . .	53
4.10	Abgleich zwischen gemessenem und simuliertem Hochdruck $p_3$ bei manueller Änderung des Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils $A_{exp}$ mit einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 98,4\%$ und einem $RMSE = 0,378$ bar. . . . .	53
4.11	Abgleich zwischen gemessener und simulierter Innenraumtemperatur $T_{cabin}$ während eines Aufheizszenarios mit Bestimmtheitsmaß $R^2 = 98,6\%$ und einem $RMSE = 0,99$ °C. . . . .	54
4.12	Abgleich zwischen gemessener und simulierter Überhitzungstemperatur $T_{sh}$ der Wärmepumpe während eines Aufheizszenario mit einem $RMSE = 5,2$ K. . . . .	54
5.1	Verlauf der Innenraumtemperaturen $T_{cabin}$ bei den definierten Szenarien. . . . .	56
5.2	Verlauf der Wicklungstemperatur $T_{wicklung}$ des Elektromotors bei den definierten Szenarien. . . . .	57
5.3	Verlauf der Batterietemperaturen $T_{bat}$ bei den definierten Szenarien. . . . .	57
5.4	Aufschlüsselung des Energiebedarfs im WLTC bei einer Umgebungstemperatur von $T_{umg} = 0$ °C bei Thermomanagement-System-Konzepten mit PTC, PTC mit Abwärmenutzung, Wärmepumpe und Wärmepumpe mit Abwärmenutzung. . . . .	58
5.5	Vergleich der Verbrauchsreduktion im WLTC eines Thermomanagement-System mit zentraler Wärmepumpe gegenüber einem mit PTC-Heizelement über Umgebungstemperatur $T_{umg}$ , bezogen auf das Thermomanagement-System (TMS) und den Gesamtenergiebedarf (Gesamt) im jeweiligen Fahrzyklus. . . . .	61
5.6	Gesamtenergiebedarf des Fahrzeugs im WLTC bei verschiedenen Konditionierungstemperaturen der Batterie. . . . .	62
5.7	Rekuperierte elektrische Energie im WLTC bei thermischer Konditionierung und keiner Konditionierung. . . . .	62

5.8	Verlauf des Ladezustands über den WLTC bei verschiedenen Konditionierungstemperaturen der Batterie. . . . .	63
6.1	Schematische NMPC-Regelung mit Verlauf der stückweise konstanten Steuerungen und der Zustände in Zukunft und Vergangenheit, nach Vorveröffentlichung [26]. . . . .	68
6.2	Darstellung des geschlossenen NMPC-Regelkreises mit den Sollwerten $\xi$ , dem Steuervektor $u$ , dem Zustandsvektor $x$ , den Messungen $z$ sowie dem rückgeführten geschätzten Zustandsvektor $\hat{x}$ . . . . .	68
6.3	Schematische Darstellung des Mehrfachschießverfahrens nach [15]. Jedes Zeitintervall verfügt über eine hier konstante parametrisierte Steuerung und über ein separates Anfangswertproblem. Stetigkeit wird über zusätzlich eingebrachte Bedingungen erreicht. . . . .	72
6.4	Logarithmische Darstellung des KKT-Residuums einer NMPC-Regelung über der Zeit. Aufgezeichnet ist ein virtuelles Aufheizszenario des Innenraums mit einer externen Störung der Umgebungstemperatur bei $t = 500s$ , entsprechend Kap. 7.3. . . . .	79
6.5	Python Schicht des entwickelten Software Frameworks. Intensive Berechnungen in den Routinen <i>nmpcFeedback()</i> , <i>nmpcPrepare()</i> und <i>nmpcSimulate()</i> werden in der C++-Schicht von MUSCOD durchgeführt. . . . .	85
6.6	Python Schicht des entwickelten Software Frameworks für die Anwendung in Echtzeit am realen System. Vorveröffentlicht in [25]. . . . .	86
7.1	Beispiel einer analytischen Approximation der Heaviside Funktion zur Vermeidung von Events nach Gl. 7.3 mit $k=5$ . . . . .	91
7.2	Dichte von R1234yf über der Enthalpie bei $p = 10$ bar. Der linke Marker kennzeichnet den Eintritt in das Zweiphasengebiet, der rechte den Austritt. Der abrupte Abfall der Dichte bei Eintritt ins Zweiphasengebiet ist deutlich zu erkennen. . . . .	92
7.3	KKT Toleranz der Jacobi-Methoden . . . . .	93
7.4	Konvergenzverhalten der Jacobi-Methoden . . . . .	94
7.5	Berechnungszeit pro Iteration der Jacobi-Methoden . . . . .	94



7.6	Vergleich der Innenraumtemperatur $T_{cabin}$ bei verschiedenen Zeithorizonten der NMPC-Regelung. Erst ab einem Zeithorizont von $h=20$ s stellt sich ein stabiles Einregeln der Innenraumtemperatur ein. . . . .	99
7.7	Transientes Aufheizen des Innenraums mit NMPC und PID-Regler. Der NMPC-Regler führt zu einer kürzeren Anstiegs- und Einschwingzeit. 99	99
7.8	Verlauf der Regelgröße Überhitzungstemperatur $T_{sh}$ während des transienten Aufheizvorgangs. . . . .	100
7.9	Verlauf der Stellgröße Kompressorfrequenz $f_{comp}$ während des transienten Aufheizvorgangs. . . . .	100
7.10	Verlauf der Stellgröße Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils $A_{valve}$ während des transienten Aufheizvorgangs. . . . .	101
7.11	Regelgröße Innenraumtemperatur $T_{cabin}$ während Sprung der Umgebungstemperatur um $+5^\circ\text{C}$ bei $t = 100\text{s}$ . . . . .	103
7.12	Stellgröße Kompressorfrequenz während Sprung der Umgebungstemperatur um $+5^\circ\text{C}$ bei $t = 100\text{s}$ . . . . .	103
7.13	Rechenzeit der einzelnen Prozesse pro Zeitschritt der entsprechenden Messung. Das Zeitintervall $\Delta t$ liegt bei 1s. . . . .	104
7.14	Vergleich der Kompressorfrequenz und der Innenraumtemperatur zwischen NMPC- und PI-Regler unter Berücksichtigung des Fahrzyklus. 108	108
7.15	Verlauf der Batterietemperatur bei einem Durchlauf des WLTC und verschiedenen Strategien: keine thermische Konditionierung, Vorgabe eines Temperaturfensters und Regelung auf Zieltemperatur. . . . .	114
7.16	Innenraumtemperatur bei ein- und aussetzender thermischer Konditionierung der Batterie bei einem Durchlauf des WLTC und einer Umgebungstemperatur von $0^\circ\text{C}$ im Vergleich zu PID-Regelung. . . . .	115
7.17	Batterie- und Innenraumtemperatur bei verschiedenen Gewichtungen in der Zielfunktion bei einem Durchlauf des WLTC und einer Umgebungstemperatur von $5^\circ\text{C}$ . . . . .	117
7.18	Normalverteilung der Volumenstrommessung zeigt den statistischen Messfehler. . . . .	121
7.19	NMPC-Controller: Auswirkung von verschiedenen Parameterwerte für $q_{KF}$ des Kalman Filters auf die Stellgröße Kompressorfrequenz. Vorveröffentlicht in [25]. . . . .	123

7.20	Transientes Aufheizen des Innenraums auf 25 °C. Der Plot zeigt die Regelgrößen Innenraumtemperatur und Überhitzungstemperatur, sowie die Stellgrößen Kompressorfrequenz und Öffnungsquerschnitt des Expansionsventils. Vorveröffentlicht in [25]. . . . .	125
7.21	Qualitativer Vergleich der Kompressordrehzahl zwischen PID- und NMPC-geregeltem System. . . . .	126
7.22	Qualitativer Vergleich des relativen Öffnungsquerschnitts des Expansionsventils zwischen PID- und NMPC-geregeltem System. . . . .	126
7.23	Berechnungszeit der einzelnen Prozesse pro Zeitschritt der entsprechenden Messung. Vorveröffentlicht in [25]. . . . .	127

# Tabellenverzeichnis

1.1	Übersicht über kommerzielle Elektrofahrzeuge (Stand 2018) und ihre Thermomanagement-Systeme nach [21], [80] und [63]. PTC bezeichnet einen elektrischen Zusatzheizer (s. 2.3.1), WP die Wärmepumpe (s. 2.3.2). . . . .	4
2.1	Soll-Innenraumtemperatur bei verschiedenen Umgebungstemperaturen nach [18]. . . . .	9
2.2	Isolierstoffklassen nach [19]. . . . .	11
2.3	Wärmequellen und Wärmesenken im Zielfahrzeug, basierend auf der Vorveröffentlichung [24]. . . . .	12
2.4	Morphologischer Kasten zur Energieeffizienzerhöhung des Thermomanagement-Systems. . . . .	13
3.1	Verwendete Fahrzyklen im Rahmen dieser Arbeit. . . . .	40
4.1	Fahrzeugspezifische Parameter des Fahrzeugdemonstrators. . . . .	42
4.2	Charakteristische Parameter der Wärmepumpe. . . . .	44
4.3	Parameter des Kompressormodells. . . . .	50
5.1	Vergleich der Konzepte über die Fahrzyklen WLTC und Artemis Motorway bei einer Umgebungstemperatur von $T_{umg} = 0^\circ\text{C}$ . . . . .	60
7.1	Vergleich Regelcharakteristik NMPC-Regler mit PI-Reglern . . . . .	102
7.2	Aufsummierte Abweichung der Innenraumtemperatur der verschiedenen Regelungen. . . . .	109
7.3	Energieeinsparung des Thermomanagement-Systems durch NMPC-Regelung unter Vorgabe des Geschwindigkeitsprofils. . . . .	110
		145

7.4	Vergleich der Konzepte über den Fahrzyklus WLTC bei einer Umgebungstemperatur von 0 °C. . . . .	111
7.5	Statistische und systematische Standardabweichung der direkten und abgeleiteten Messgrößen. . . . .	121
7.6	Mittlere Berechnungszeit der jeweiligen Prozesse. . . . .	128
A.1	Übersicht über die 18 messbaren und die 25 nicht messbaren Zustandsgrößen des Systems. . . . .	138

# Literatur

- [1] F. Allgöwer, Hrsg. *Nonlinear model predictive control*. Bd. Vol. 26. Progress in systems and control theory. Basel, Boston und Berlin: Birkhäuser, 2000. ISBN: 3764362979.
- [2] T. Arens, F. Hettlich, C. Karpfinger, U. Kockelkorn, K. Lichtenegger und H. Stachel. *Mathematik*. 4. Auflage 2018. Berlin: Springer Berlin und Springer Spektrum, 2018. ISBN: 3662567407.
- [3] M. Auer. *Ein Beitrag zur Erhöhung der Reichweite eines batterieelektrischen Fahrzeugs durch prädiktives Thermomanagement*. 1. Aufl. 2016. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2016. ISBN: 9783658132095.
- [4] T. J. Barlow, S. Latham, I. S. McCrae und P. G. Boulter. *A reference book of driving cycles for use in the measurement of road vehicle emissions: Published Project Report PPR354*. Hrsg. von TRL Limited. 2009.
- [5] U. Bau. "From Dynamic Simulation to Optimal Design and Control of Adsorption Energy Systems". Dissertation. RWTH Aachen University, 2018. ISBN: 3958862160.
- [6] A. Bemporad, D. Bernardini, R. Long und J. Verdejo. "Model Predictive Control of Turbocharged Gasoline Engines for Mass Production". In: *SAE Technical Paper Series*. SAE Technical Paper Series. SAE International400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States, 2018. DOI: 10.4271/2018-01-0875.
- [7] H. G. Bock und K. J. Plitt. "A Multiple Shooting Algorithm for Direct Solution of Optimal Control Problems \*". In: *IFAC Proceedings Volumes* 17.2 (1984), S. 1603–1608. DOI: 10.1016/S1474-6670(17)61205-9.

- [8] J. Bonilla, L. J. Yebra, S. Dormido und F. E. Cellier. “Object-Oriented Library of Switching Moving Boundary Models for Two-phase Flow Evaporators and Condensers”. In: *Proceedings of the 9th International Modelica Conference*. (Munich, Germany). 2012, S. 71–80. DOI: 10.3384/ecp1207671.
- [9] H. A. Borhan, A. Vahidi, A. M. Phillips, M. L. Kuang und I. V. Kolmanovsky. “Predictive energy management of a power-split hybrid electric vehicle”. In: *American Control Conference*. (Piscataway, USA). IEEE, 2009, S. 3970–3976. DOI: 10.1109/ACC.2009.5160451.
- [10] F. E. Cellier, H. Elmqvist, M. Otter und J. H. Taylor. “Guidelines for Modeling and Simulation of Hybrid Systems”. In: *IFAC Proceedings Volumes 26.2* (1993), S. 1219–1225. DOI: 10.1016/S1474-6670(17)48666-6.
- [11] T. Chai und R. R. Draxler. “Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature”. In: *Geoscientific Model Development 7.3* (2014), S. 1247–1250. DOI: 10.5194/gmd-7-1247-2014.
- [12] “Wärmemanagement von Fahrzeugen mit elektrischem Antrieb”. In: *Porsche Engineering MAGAZIN*. Hrsg. von F. Damköhler. 1/2011. Porsche Engineering Group GmbH, S. 34–36. URL: [www.porsche-engineering.com](http://www.porsche-engineering.com).
- [13] M. Debert, G. Colin, Y. Chamaillard, L. Guzzella, A. Ketfi-Cherif und B. Bellicaud. “Predictive energy management for hybrid electric vehicles - Prediction horizon and battery capacity sensitivity”. In: *IFAC Proceedings Volumes 43.7* (2010), S. 270–275. DOI: 10.3182/20100712-3-DE-2013.00066.
- [14] L. Del Re. *Automotive model predictive control: Models, methods and applications*. Bd. 402. Lecture notes in control and information sciences. Berlin: Springer, 2010. ISBN: 9781849960717.
- [15] M. Diehl, H. G. Bock, H. Diedam und P.-B. Wieber. “Fast Direct Multiple Shooting Algorithms for Optimal Robot Control”. In: *Fast Motions in Biomechanics and Robotics*. Hrsg. von M. Diehl und K. Mombaur. Bd. 340. Lecture notes in control and information sciences. Berlin, Heidelberg:

- 
- Springer Berlin Heidelberg, 2006, S. 65–93. DOI: 10.1007/978-3-540-36119-0\_4.
- [16] M. Diehl, H. G. Bock und J. P. Schlöder. “A Real-Time Iteration Scheme for Nonlinear Optimization in Optimal Feedback Control”. In: *SIAM Journal on Control and Optimization* 43.5 (2005), S. 1714–1736. DOI: 10.1137/S0363012902400713.
- [17] M. Diehl, H. J. Ferreau und N. Haverbeke. “Efficient Numerical Methods for Nonlinear MPC and Moving Horizon Estimation”. In: *Nonlinear model predictive control, Lecture notes in control and information sciences*. Bd. 384. 2009, S. 391–417.
- [18] *DIN 1946-3:2006-07 Raumluftechnik – Teil 3: Klimatisierung von Personenkraftwagen und Lastkraftwagen*. Norm. Deutsches Institut für Normung (DIN), 2006-07.
- [19] *DIN EN 60085:2008-08 Elektrische Isolierung: Thermische Bewertung und Bezeichnung*. Norm. Deutsches Institut für Normung (DIN), 2008-08.
- [20] J. Dohmann. *Thermodynamik der Kälteanlagen und Wärmepumpen*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016. DOI: 10.1007/978-3-662-49110-2.
- [21] M. Erriquez, T. Morel, P.-Y. Moulière und P. Schäfer. *Trends in Electric Vehicle Design: What did we learn from a teardown and benchmarking of ten EV models?* 2017. URL: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Automotive%20and%20Assembly/Our%20Insights/Trends%20in%20electric%20vehicle%20design/Trends-in-electric-vehicle-design.ashx> (besucht am 22.05.2018).
- [22] H. Esen, T. Tashiro, D. Bernardini und A. Bemporad. “Cabin heat thermal management in hybrid vehicles using model predictive control”. In: *22nd Mediterranean Conference on Control and Automation*. (Palermo, Italy). 2014, S. 49–54. DOI: 10.1109/MED.2014.6961325.

- [23] H. Ferreau, C. Kirches, A. Potschka, H. Bock und M. Diehl. “qpOASES: A parametric active-set algorithm for quadratic programming”. In: *Mathematical Programming Computation* 6.4 (2014), S. 327–363.
- [24] T. Fischer, F. Götz, L. F. Berg, H.-P. Kollmeier und F. Gauterin. “Model-based Development of a Holistic Thermal Management System for an Electric Car with a High Temperature Fuel Cell Range Extender”. In: *Proceedings of the 11th International Modelica Conference*. (Paris, France). 2015, S. 127–133. DOI: 10.3384/ecp15118127.
- [25] T. Fischer, T. Kraus, C. Kirches und F. Gauterin. “Demonstration of a Nonlinear Model Predictive Control of a Thermal Management System for Electric Vehicles in Real-Time”. In: *Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*. (Copenhagen, Denmark). 2018.
- [26] T. Fischer, T. Kraus, C. Kirches und F. Gauterin. “Nonlinear Model Predictive Control of a Thermal Management System for Electrified Vehicles using FMI”. In: *Proceedings of the 12th International Modelica Conference*. (Prague, Czech Republic). 2017, S. 255–264. DOI: 10.3384/ecp17132255.
- [27] R. Franke. “Formulation of dynamic optimization problems using Modelica and their efficient solution”. In: *Proceedings of the 2nd International Modelica Conference*. (Oberpfaffenhofen, Germany). 2002, S. 315–323.
- [28] P. Fritzson. *Principles of Object-Oriented Modeling and Simulation with Modelica 3.3: A Cyber-Physical Approach*. 2., Auflage. New York, NY: John Wiley & Sons, 2015. ISBN: 1118859162.
- [29] L. Gao, S. Liu und R. A. Dougal. “Dynamic lithium-ion battery model for system simulation”. In: *IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies* 25.3 (2002), S. 495–505. DOI: 10.1109/TCAPT.2002.803653.
- [30] M. Gräber, C. Kirches, D. Scharff und W. Tegethoff. “Using Functional Mock-up Units for Nonlinear Model Predictive Control”. In: *Proceedings of the 9th International Modelica Conference*. (Munich, Germany). 2012. DOI: 10.3384/ecp12076781.



- 
- [31] M. Gräber, K. Kosowski, C. Richter und W. Tegethoff. “Modelling of heat pumps with an object-oriented model library for thermodynamic systems”. In: *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems* 16.3 (2010), S. 195–209. DOI: 10.1080/13873954.2010.506799.
- [32] M. Gräber. “Energieoptimale Regelung von Kälteprozessen”. Dissertation. Technische Universität Braunschweig, 2013.
- [33] M. S. Grewal und A. P. Andrews. *Kalman filtering: Theory and practice using MATLAB*. Fourth edition. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2015. ISBN: 978-1-118-85121-0. URL: <http://dx.doi.org/10.1002/9781118984987>.
- [34] H. Großmann. *Pkw-Klimatisierung*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013. DOI: 10.1007/978-3-642-05495-2.
- [35] L. Grüne und J. Pannek. *Nonlinear model predictive control: Theory and algorithms*. Second edition. Communications and control engineering. Cham: Springer, 2017. ISBN: 978-3-319-46023-9.
- [36] E. Guerrero, C. Kirches und J. P. Schlöder. “Nonlinear Optimal Control of a Heavy Duty Truck Exhaust Heat Recovery System”. In: *Modeling, Simulation and Optimization of Complex Processes HPSC 2015*. Hrsg. von H. G. Bock, H. X. Phu, R. Rannacher und J. P. Schlöder. Bd. 53. Cham: Springer International Publishing und Imprint: Springer, 2017, S. 55–66. DOI: 10.1007/978-3-319-67168-0\_5.
- [37] A. C. Hindmarsh, P. N. Brown, K. E. Grant, S. L. Lee, R. Serban, D. E. Shumaker und C. S. Woodward. “SUNDIALS: Suite of nonlinear and differential/algebraic equation solvers”. In: *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)* 31.3 (2005), S. 363–396.
- [38] P. Hofmann. *Hybridfahrzeuge: Ein alternatives Antriebssystem für die Zukunft*. 2. Aufl. 2014. Vienna: Springer Vienna, 2014. ISBN: 9783709117804.
- [39] G. Homann. “Energieeffizientes Heizen eines E-Fahrzeugs”. Dissertation. Technische Universität Braunschweig, 2015.

- [40] D. Hrovat, S. Di Cairano, H. E. Tseng und I. V. Kolmanovsky. “The Development of Model Predictive Control in Automotive Industry: A Survey”. In: *Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*. (Dubrovnik, Croatia). 2012, S. 295–302.
- [41] *Infineon HybridKit Drive Quickstart Manual*. 2021. URL: [https://www.infineon.com/dgdl/Infineon-AN-HPDKIT-QUICKSTART-HybridKIT\\_Drive\\_QuickStartGuide-ApplicationNotes-v01\\_02-EN.pdf?fileId=5546d4625f96303e015fde4e83b32835](https://www.infineon.com/dgdl/Infineon-AN-HPDKIT-QUICKSTART-HybridKIT_Drive_QuickStartGuide-ApplicationNotes-v01_02-EN.pdf?fileId=5546d4625f96303e015fde4e83b32835) (besucht am 02.01.2022).
- [42] J. Jensen und H. Tummescheit. “Moving Boundary Models for Dynamic Simulations of Two-Phase Flows”. In: *Proceedings of the 2nd International Modelica Conference*. (Oberpfaffenhofen, Germany). 2002, S. 235–244.
- [43] R. E. Kalman. “A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems”. In: *Journal of Basic Engineering* 82.1 (1960), S. 35. DOI: 10.1115/1.3662552.
- [44] C. Kirches, H. G. Bock, J. Schlöder und S. Sager. “Mixed-integer NMPC for predictive cruise control of heavy-duty trucks”. In: *European Control Conference (ECC)*. (Zurich, Switzerland). 2013, S. 4118–4123.
- [45] R. Korthauer und K.-H. Pettinger. *Handbuch Lithium-Ionen-Batterien*. Berlin: Springer, 2013. ISBN: 978-3-642-30652-5.
- [46] D. Leineweber, A. Schäfer, H. Bock und J. Schlöder. “An Efficient Multiple Shooting Based Reduced SQP Strategy for Large-Scale Dynamic Process Optimization. Part II: Software Aspects and Applications”. In: *Computers & Chemical Engineering* 27 (2003), S. 167–174.
- [47] J. Lopez Sanz, C. Ocampo-Martinez, J. Alvarez-Florez, M. Moreno Eguilaz, R. Ruiz-Mansilla, J. Kalmus, M. Graber und G. Lux. “Nonlinear Model Predictive Control for Thermal Management in Plug-in Hybrid Electric Vehicles”. In: *IEEE Transactions on Vehicular Technology* (2016), S. 1. DOI: 10.1109/TVT.2016.2597242.

- [48] S. E. Mattsson und G. Söderlind. “Index Reduction in Differential-Algebraic Equations Using Dummy Derivatives”. In: *SIAM Journal on Scientific Computing* 14.3 (1993), S. 677–692. DOI: 10.1137/0914043.
- [49] J. C. Menken. “Thermomanagement im batteriebetriebenen Pkw unter Nutzung eines Kaltdampfprozesses mit Sekundaerkreislaufsystem”. Dissertation. Technische Universität Braunschweig, 2016. ISBN: 3736993498.
- [50] L. Meyer, S. Brinkman, L. van Kesteren, N. Leprince-Ringuet und F. van Boxmeer. *IPCC, 2014: Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Techn. Ber. Geneva, Switzerland, 2014, S. 3–87.
- [51] Modelica Association Project “FMI”, Hrsg. *Functional Mock-up Interface for Model Exchange and Co-Simulation*. 2014. URL: [https://svn.modelica.org/fmi/branches/public/specifications/v2.0/FMI\\_for\\_ModelExchange\\_and\\_CoSimulation\\_v2.0.pdf](https://svn.modelica.org/fmi/branches/public/specifications/v2.0/FMI_for_ModelExchange_and_CoSimulation_v2.0.pdf) (besucht am 17.07.2018).
- [52] D. Neumeister, A. Wiebelt und T. Heckenberger. “Systemeinbindung einer Lithium-Ionen-Batterie in Hybrid- und Elektroautos”. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 112.4 (2010), S. 250–255. DOI: 10.1007/BF03222156.
- [53] J. Nocedal und S. J. Wright. *Numerical Optimization*. Second Edition. Springer Series in Operations Research and Financial Engineering. New York, NY: Springer Science+Business Media LLC, 2006. ISBN: 0-387-30303-0.
- [54] M. Nolte, M. Rose, T. Stolte und M. Maurer. “Model predictive control based trajectory generation for autonomous vehicles; An architectural approach”. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IVS)*. (Redondo Beach, USA). 2017, S. 798–805. DOI: 10.1109/IVS.2017.7995814.
- [55] M. Papageorgiu, M. Leibold und M. Buss. *Optimierung: Statische, dynamische, stochastische Verfahren für die Anwendung*. 4., korrigierte Auflage. Berlin und Heidelberg: Springer Vieweg, 2015. ISBN: 3662469359.

- [56] S. Pischinger und U. Seiffert. *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*. 8., aktualisierte und erweiterte Auflage. ATZ/MTZ-Fachbuch. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2016. ISBN: 365809527X.
- [57] S. Qin und T. A. Badgwell. “A survey of industrial model predictive control technology”. In: *Control Engineering Practice* 11.7 (2003), S. 733–764. DOI: 10.1016/S0967-0661(02)00186-7.
- [58] S. Quoilin, I. Bell, A. Desideri, P. Dewallef und V. Lemort. “Methods to Increase the Robustness of Finite-Volume Flow Models in Thermodynamic Systems”. In: *Energies* 7.3 (2014), S. 1621–1640. DOI: 10.3390/en7031621.
- [59] H. Raiser. “Untersuchung des transienten Verhaltens von CO<sub>2</sub>-PKW-Klimaanlagen mit Niederdrucksammler”. Dissertation. Technische Universität Braunschweig, 2005.
- [60] M. Reisch. *Elektronische Bauelemente: Funktion, Grundschaltungen, Modellierung mit SPICE ; mit 67 Tabellen ; [ein Lehrbuch und Nachschlagewerk zum Gebrauch neben Vorlesungen und in der beruflichen Praxis!]* 2., vollst. neu bearb. Aufl. Berlin, Heidelberg und New York: Springer, 2007. ISBN: 3540340149.
- [61] REM2030. *REM2030 Projekt Homepage*. URL: <http://www.rem2030.de> (besucht am 24. 10. 2021).
- [62] M. Richter, M. O. McLinden und E. W. Lemmon. “Thermodynamic Properties of 2,3,3,3-Tetrafluoroprop-1-ene (R1234yf): Vapor Pressure and  $p$  -  $\rho$  -  $T$  Measurements and an Equation of State”. In: *Journal of Chemical & Engineering Data* 56.7 (2011), S. 3254–3264. DOI: 10.1021/je200369m.
- [63] P. Satzger und R. Herbolzheimer. “Heiz-/Kühlkreislauf für Fahrzeuge, insbesondere für Hybridfahrzeuge oder reine Elektrofahrzeuge”. Patent DE 102012208992 A1. 2013. URL: <https://encrypted.google.com/patents/DE102012208992A1?c1=ar> (besucht am 17. 07. 2018).

- 
- [64] R. W. Schallock, K. R. Muske und J. C. Peyton Jones. “Model Predictive Functional Control for an Automotive Three-way Catalyst”. In: *SAE International Journal of Fuels and Lubricants* 2.1 (2009), S. 242–249. DOI: 10.4271/2009-01-0728.
- [65] M. Schiefer. “Indirekte Wicklungskühlung von hochausgenutzten permanenterregten Synchronmaschinen mit Zahnspulentwicklung”. Dissertation. Karlsruher Institut für Technologie, 2017.
- [66] J. P. Schmidt. “Verfahren zur Charakterisierung und Modellierung von Lithium-Ionen Zellen”. Dissertation. Karlsruher Institut für Technologie, 2013.
- [67] C. Schulze. “A Contribution to Numerically Efficient Modelling of Thermodynamic Systems”. Dissertation. Technische Universität Braunschweig, 2013.
- [68] A. Specht. “Ermittlung der Rotortemperatur einer Synchronmaschine mit eingebetteten Permanentmagneten für einen automobilen Traktionsantrieb mittels Beobachter basierend auf elektrischen Größen”. Dissertation. Universität Paderborn, 2014.
- [69] K. Stephan. *Wärmeübergang beim Kondensieren und beim Sieden*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1988. ISBN: 9783642831591.
- [70] W. Tober. *Praxisbericht Elektromobilität und Verbrennungsmotor: Analyse elektrifizierter Pkw-Antriebskonzepte*. Praxisberichte ÖVK. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2016. ISBN: 3658136014.
- [71] Umweltbundesamt. *Treibhausgas-Emissionen in Deutschland*. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/daten/klima/treibhausgas-emissionen-in-deutschland> (besucht am 17.07.2018).
- [72] *VDI-Wärmeatlas: Mit 320 Tabellen*. 11., bearb. und erw. Aufl. Springer reference. Berlin: Springer Vieweg, 2013. ISBN: 3642199801.
- [73] A. Wächter und L. T. Biegler. “On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming”. In: *Mathematical Programming* 106.1 (2006), S. 25–57. DOI: 10.1007/s10107-004-0559-y.

- [74] H.-G. Wahl. “Optimale Regelung eines prädiktiven Energiemanagements von Hybridfahrzeugen”. Dissertation. Karlsruher Institut für Technologie, 2015. DOI: 10.5445/KSP/1000048347.
- [75] M. Wawzyniak, L. Art, M. Jung und F. Ben Ahmed. “Thermomanagement als Grundvoraussetzung für die elektrische Mobilität”. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 119.9 (2017), S. 52–57. DOI: 10.1007/s35148-017-0103-z.
- [76] G. Welch und G. Bishop. *An Introduction to the Kalman Filter*. Techn. Ber. TR 95-041. University of North Carolina at Chapel Hill.
- [77] T. A. Weustenfeld. “Heiz- und Kühlkonzept für ein batterieelektrisches Fahrzeug basierend auf Sekundärkreisläufen”. Dissertation. Technische Universität Braunschweig, 2017. ISBN: 978-3-7369-9627-4.
- [78] A. Wiebelt, T. Isermeyer, T. Siebrecht und T. Heckenberger. “Thermomanagement von Lithium-Ionen-Batterien”. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 111.7-8 (2009), S. 500–504. DOI: 10.1007/BF03222087.
- [79] M. Willatzen, N. Pettit und L. Ploug-Sørensen. “A general dynamic simulation model for evaporators and condensers in refrigeration. Part I: moving-boundary formulation of two-phase flows with heat exchange”. In: *International Journal of Refrigeration* 21.5 (1998), S. 398–403. DOI: 10.1016/S0140-7007(97)00091-1.
- [80] P. Zhou. “Electric vehicle thermal management system”. Patent US20100025006A1. 2010.