

Datenbasierte Modellierung von Asynchronmotorantrieben zur präzisen Schätzung und Steuerung des Drehmoments

Von der Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik
der Universität Paderborn

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

genehmigte Dissertation

von

Marius Stender, M.Sc.

Erster Gutachter:	Prof. Dr.-Ing. Joachim Böcker
Zweiter Gutachter:	Prof. Dr.-Ing. Axel Mertens

Tag der mündlichen Prüfung: 22.04.2025

Paderborn 2025

Diss. EIM-E/383

Vorwort

Die vorliegende Arbeit wurde überwiegend im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Leistungselektronik und Elektrische Antriebstechnik (LEA) der Universität Paderborn erforscht und angefertigt. Hierbei war ich insbesondere im Projekt „Ganzheitliche Modellbildung, Regelungssynthese und Auslegungssystematik für örtlich konzentrierte Mehrmotorenantriebssysteme“ beschäftigt, welches von der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG, Projektnummer: 389029890) finanziert wurde. Zunächst möchte ich mich bei der DFG und den an der Antragsstellung Beteiligten bedanken, die mir diese tiefgründige Forschung in Vollzeit ermöglicht haben. Darüber hinaus haben mich bei meinem Forschungsvorhaben zahlreiche Personen unterstützt und diesen möchte ich dafür sehr herzlich danken.

Insbesondere gilt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. Joachim Böcker für eine Vielzahl von Anregungen, das entgegengebrachte Vertrauen bei der Bearbeitung der Forschungsvorhaben und die Begutachtung meiner Arbeit. Außerdem möchte ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Axel Mertens für die Übernahme des Korreferats danken. Ein weiterer ausdrücklicher Dank geht an Herrn Prof. Dr.-Ing. Oliver Wallscheid, der mich als Oberingenieur hervorragend in das wissenschaftliche Forschen einwies und bei jeglicher Fragestellung behilflich war.

Als nächstes danke ich explizit allen (ehemaligen) Kolleginnen und Kollegen, die während meiner Beschäftigung am Fachgebiet LEA tätig gewesen sind: Das ausgezeichnete Arbeitsklima, die sehr gute Zusammenarbeit und die zahlreichen konstruktiven Fachgespräche haben einen wesentlichen Beitrag zu dieser Forschungsarbeit geleistet. Das Arbeiten an diesem Fachgebiet kann ich bedingungslos weiterempfehlen.

Nicht zuletzt bedanke ich mich in besonderem Maße bei meiner Freundin, meinen Eltern, meinem Bruder und seiner Frau: Ohne Euch wäre diese Arbeit nicht begonnen, nicht ausgearbeitet und nicht finalisiert worden – Euer sozialer und liebevoller Rückhalt hat mich stets gestärkt, unterstützt und motiviert dieses Ziel nicht aus den Augen zu verlieren.

Kurzfassung

Asynchronmotorantriebe sind ein wesentlicher Bestandteil der modernen Industrie sowie des privaten Alltags und werden in zahlreichen Anwendungen drehmomentgesteuert eingesetzt. Diese Arbeit adressiert die hochgenaue Schätzung und Steuerung des Drehmoments von Asynchronmotorantrieben. Zur Erreichung dieser Zielsetzung wird das klassische Asynchronmotormodell um nichtlineare elektrische Einflüsse erweitert und für die Zustandsbeobachtung in ein adaptives Kalman-Filter integriert. Durch Hinzunahme eines thermischen Netzwerks wird der Beobachter anschließend zu einem elektrisch-thermischen Beobachter vervollständigt. Im Unterschied zum Stand der Technik werden alle relevanten nichtlinearen Motoreffekte aus der elektrischen sowie der thermischen Domäne berücksichtigt und sämtliche unsicheren Beobachterparameter mit einer gemeinsamen Offline-Optimierung basierend auf einem umfassenden Messdatensatz bestimmt. Der Beobachter erzielt mit einem geringen Online-Rechenaufwand eine hohe Performanz sowohl bei der Schätzung als auch bei der Steuerung des Drehmoments in der feldorientierten Regelung. Die quadratischen Mittelwerte der Abweichungen liegen unter 0,8 % des Nenndrehmoments. Zusätzlich stehen vom Beobachter geschätzte Motortemperaturen und Verlustleistungen im Online-Betrieb zur Verfügung. Für die Beobachtung mithilfe des adaptiven Kalman-Filters wird eine genaue Information über die vom Umrichter gestellte Spannung benötigt. Deshalb werden zunächst präzise datenbasierte Umrichtermodelle und Umrichterkompensationsverfahren erarbeitet. Gegenüber dem Stand der Technik werden hierin alle wesentlichen nichtlinearen Effekte des Umrichters, insbesondere auch diejenigen bei sehr hohen oder sehr niedrigen Tastverhältnissen, berücksichtigt und gemeinsam offline mithilfe umfangreicher Messdaten bestimmt.

Abstract

Induction motor drives are an essential part of modern industry as well as everyday private life and are used torque-controlled in numerous applications. This work addresses the highly accurate estimation and control of the torque of induction motor drives. To achieve this objective, the classical induction motor model is extended by non-linear electrical influences and integrated into an adaptive Kalman filter for state observation. By incorporating a thermal network, the observer is subsequently completed to an electrical-thermal observer. In contrast to the state of the art, all relevant non-linear motor effects from the electrical as well as the thermal domain are taken into account and all uncertain observer parameters are determined with a joint offline optimization based on a comprehensive measurement data set. The observer achieves high performance in both estimating and controlling the torque in the field-oriented control while requiring low online computing power. The root mean square deviations are below 0.8 % of the nominal torque. Additionally, motor temperatures and power losses estimated by the observer are available in online operation. Precise information on the voltage set by the inverter is needed for the observation using the adaptive Kalman filter. For this reason, accurate data-based inverter models and inverter compensation methods are first developed. Compared to the state of the art, all significant non-linear effects of the inverter, in particular also those at very high or very low duty cycles, are considered and jointly determined offline based on comprehensive measurement data.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung und wissenschaftliche Motivation	1
2	Grundlagen	5
2.1	Aufbau und Funktionsweise eines Asynchronmotors	5
2.2	Standardmäßige feldorientierte Regelung eines Asynchronmotorantriebs	10
3	Umrichtermodell und Umrichterkompensationsverfahren	15
3.1	Umrichterstruktur und Literaturüberblick	16
3.2	Basis-Umrichtermodell	21
3.3	Greybox-Umrichtermodell	24
3.4	Greybox-Umrichterkompensationsverfahren	34
3.5	Blackbox-Umrichtermodell	37
3.6	Blackbox-Umrichterkompensationsverfahren	43
3.7	Datensatz für die Identifikation und die Validierung	45
3.8	Vergleich der Umrichtermodelle	48
3.9	Vergleich der Umrichterkompensationsverfahren	53
3.10	Kapitelzusammenfassung	56
4	Drehmomentsteuerung ohne Berücksichtigung thermischer Effekte	59
4.1	Grundlagen der Drehmomentschätzung und Literaturüberblick . . .	60
4.2	Erweitertes Modell des Asynchronmotors	64
4.3	Adaptives Kalman-Filter	68
4.4	Datensatz für die Identifikation und die Validierung	73
4.5	Offline-Identifikation und Analyse der Schätzperformanz	80
4.6	Validierung im geregelten Betrieb	87
4.7	Verwendung des adaptiven Kalman-Filters zur Verlustleistungsschätzung	95
4.8	Exkurs: Drehmomentschätzung mit hybridem Beobachter	103
4.9	Kapitelzusammenfassung	111
5	Drehmomentsteuerung unter Berücksichtigung thermischer Effekte	113
5.1	Problemstellung und Literaturüberblick	114
5.2	Elektrisch-thermischer Beobachter (ETB)	116
5.3	Datensatz für die Identifikation und die Validierung	121
5.4	Offline-Identifikation des ETB	127
5.5	Analyse der Schätzperformanz des ETB	130

5.6	Validierung des ETB im geregelten Betrieb	131
5.7	Exkurs: Verwendung des ETB in optimierten Betriebsstrategien . . .	134
5.8	Kapitelzusammenfassung	135
6	Fazit und Ausblick	137
6.1	Fazit	137
6.2	Ausblick	138
Anhang		139
A.1	Alternative dynamische Asynchronmotor-Modellierung	139
A.2	Details zu den Prüfstandskomponenten aus Kapitel 4	143
A.3	Details zu den Prüfstandskomponenten aus Kapitel 5	144
A.4	Erster Datensatz für die Identifikation des ETB	149
A.5	Konvergenzzeit des ETB	150
A.6	Implementierungsaspekte der Parameteraktualisierung im ETB . . .	151
Tabellenverzeichnis		155
Abbildungsverzeichnis		157
Abkürzungsverzeichnis		161
Symbolverzeichnis		163
Verzeichnis eigener Publikationen		167
Literaturverzeichnis		169

1 Einleitung und wissenschaftliche Motivation

Elektrische Antriebe sind ein wesentlicher Bestandteil der modernen Industrie und des privaten Alltags. Hierbei werden häufig Asynchronmotoren (ASM) aufgrund ihrer Kostenvorteile und ihrer Robustheit eingesetzt. Grundsätzlich ist zudem zu erwarten, dass durch aktuelle Markttrends, wie beispielsweise die Elektrifizierung des Mobilitäts- und Transportsektors oder der angestrebte Ausbau regenerativer Energiequellen, ihr Einsatz weiter zunehmen wird. Insbesondere vor dem Hintergrund der Materialverfügbarkeit, der günstigen Herstellungskosten und der Recyclingfähigkeit bieten Käfigläufer-ASM zahlreiche Vorteile gegenüber anderen Motortypen, da ASM im Wesentlichen aus Eisenlegierungen und Kupfer bestehen. Häufig alternativ eingesetzte Synchronmotoren benötigen hingegen entweder Seltene-Erden-Magnete oder eine zusätzliche elektromagnetische Fremderregung. Dementsprechend werden ASM auch zukünftig für die Gesellschaft von großer Bedeutung sein.

Heutzutage werden ASM-Antriebe in zahlreichen Anwendungen unter Verwendung einer Drehmomentsteuerung eingesetzt, zum Beispiel in Elektrofahrzeugen oder Mehrmotoren-Antriebssystemen (MMAS). Die letztgenannten MMAS waren Schwerpunkt des DFG-Forschungsprojekts, in dem die wesentlichen Forschungsergebnisse dieser Arbeit erzielt wurden. Bei einem MMAS wird eine mechanische Leistung durch mehrere (gegebenenfalls mechanisch miteinander verkoppelte) Einzelmotor-Antriebssysteme (EMAS) bereitgestellt. Im Kontext der Elektromobilität werden häufig bei hohen Leistungsanforderungen mehrere Traktionsmotoren in einem Fahrzeug verwendet, zum Beispiel durch Kombination eines hocheffizienten Motors mit einem weniger effizienten, aber deutlich preiswerteren ASM. Darüber hinaus führen aktuelle Forschungsvorhaben im Kontext elektrifizierter Luftfahrt möglicherweise zu einem weiteren bedeutenden Anwendungsbereich von MMAS-Antrieben in der Zukunft. Zur effektiven Nutzung von MMAS, das heißt mit einer hohen Effizienz und Performanz, ist meist eine hochgenaue Schätzung und Steuerung des von jedem enthaltenen EMAS erzeugten Drehmoments erforderlich. Die identischen Anforderungen liegen jedoch auch bei zahlreichen Anwendungen vor, die lediglich ein drehmomentgesteuertes EMAS nutzen. In dieser Arbeit werden Methoden zur Erreichung einer hochgenauen Schätzung und Steuerung des Drehmoments mit einem EMAS, bestehend aus einem ASM und einem Umrichter, betrachtet.

Klassische Ansätze zur ASM-Drehmomentsteuerung weisen meist eine relativ geringe Genauigkeit auf. Die Hauptursache dafür liegt in einer unpräzisen Information über den Rotorfluss. Da eine Messung des Rotorflusses aufwendig ist und zu hohen zusätzlichen Kosten führt, wird der Rotorfluss im Allgemeinen zur Laufzeit beobachtet bzw. geschätzt. Tendenziell ist diese Schätzung deutlich komplexer als bei Synchronmotoren, weil sich beispielsweise die Drehfrequenz des Rotorflusses nicht direkt durch eine Messung der mechanischen Wellendrehfrequenz bestimmen lässt, sondern unter anderem auch von dem zur Laufzeit nicht gemessenen induzierten Strom im Rotor abhängt.

In der Literatur gehen die meisten Ansätze von vereinfachten ASM-Modellen mit konstanten Motorparametern aus und bestimmen diese Parameter mithilfe von Standardtestverfahren, Datenblattangaben oder manuell. Für eine präzise Fluss- und Drehmomentschätzung muss allerdings einerseits die angenommene Modellstruktur des Systems alle relevanten physikalischen Effekte berücksichtigen und andererseits müssen die Modellparameter genau bekannt sein. Insbesondere kann eine Annahme konstanter Motorparameter sogar bei Verwendung einer komplexen Beobachterstruktur zu einer geringen Performanz der Drehmomentsteuerung führen, die signifikant vom spezifischen Arbeitspunkt abhängt und nicht im gesamten Betriebsbereich des Antriebs optimal ist. Auch in der Vergangenheit vorgestellte Flussbeobachter, die Motorparameter online schätzen, erreichen im Allgemeinen keine hochgenaue Schätzung, da sie nur einige ausgewählte und nicht simultan alle Motorparameter mit akzeptabler Genauigkeit zur Laufzeit bestimmen können. Trotz zahlreicher in der Literatur verfügbarer Flussbeobachter- und Drehmomentsteuerungs-Strukturen besteht somit ein Bedarf an adaptiven modellbasierten Beobachtern, mit denen unter geringem Online-Rechenaufwand eine präzise Rotorfluss- und Drehmomentschätzung im gesamten Betriebsbereich des Antriebs möglich ist. In der vorliegenden Arbeit werden dazu datenbasierte Modelle erarbeitet. Die Zielsetzung besteht dabei darin, eine höchstmögliche ASM-Modellgenauigkeit zu erreichen und trotzdem weiterhin die Integrierbarkeit in die über Jahrzehnte bewährte klassische feldorientierte Regelungsstruktur zu gewährleisten. Der sich ergebende Rechenaufwand im Online-Betrieb des Verfahrens soll hierbei gegenüber klassischen Ansätzen nicht wesentlich höher sein, wobei die resultierende Performanz der Schätzung und Steuerung allerdings signifikant gesteigert werden soll.

Zur Erreichung dieser Zielsetzung wird die klassische ASM-Modellierung um nichtlineare elektrische Einflüsse erweitert und das resultierende Modell für die Zustandsbeobachtung in ein adaptives Kalman-Filter integriert (Kapitel 4). Im Anschluss wird dieses Modell durch Hinzunahme eines thermischen Netzwerks zu einem elektrisch-thermischen Modell vervollständigt (Kapitel 5), um auch die Auswirkungen von thermischen Veränderungen abbilden zu können und somit eine präzise Schätzung im gesamten Betriebsbereich des elektrischen Antriebs zu ermöglichen. Für die Beobachtung mithilfe des Kalman-Filters ist eine möglichst genaue Information über die vom Umrichter am Motor angelegte Spannung erforderlich. Deshalb wird zunächst (in Kapitel 3) das nichtlineare Schaltverhalten des Umrichters modelliert und datenbasiert offline bestimmt. Außerdem werden an dieser Stelle Verfahren zur

Kompensation der nichtlinearen Einflüsse durch den Umrichter vorgestellt, damit dieses Stellglied einer optimalen Regel- bzw. Steuerperformanz des Antriebssystems nicht entgegensteht.

Die vorgestellten datenbasierten Modelle sind überwiegend Greybox-Ansätze, deren Modellparameter auf Grundlage umfangreicher am Prüfstand aufgenommener Messdaten und einer Partikelschwarmoptimierung identifiziert werden. Die Modelltiefe wird bei den Greybox-Ansätzen so gewählt, dass einerseits rational sinnvolle Zusammenhänge der Realität abbildbar sind und andererseits die Anzahl der Modellparameter einen für die Identifikation geeigneten Umfang nicht übersteigt. Zum Teil werden auch Blackbox-Ansätze unter Verwendung künstlicher neuronaler Netze (KNN) für die Modellbildung präsentiert, die weniger Modellwissen erfordern und eine einfachere Übertragbarkeit auf andere Systeme ermöglichen.

Da die Hauptkapitel 3 bis 5 verschiedene Komponenten und Aspekte betrachten, wird jeweils zu Kapitelbeginn ein spezifischer Literaturüberblick und eine Abgrenzung zu bereits in der Literatur vorhandenen Verfahren dargestellt. Sowohl zur Minimierung der zeitlichen Verzögerung zwischen Forschung und Veröffentlichung der erarbeiteten Ergebnisse als auch zur Erhöhung der Transparenz im öffentlich geförderten DFG-Projekt wurden die wesentlichen Inhalte dieser Arbeit bereits in separaten eigenen Beiträgen [1]–[13] veröffentlicht. Anzumerken ist hierbei, dass die eigenen Anteile in den Beiträgen zu Beginn der einzelnen Kapitel erläutert werden und der Autor dieser Arbeit der Hauptautor der Veröffentlichungen [1]–[12] ist.

2 Grundlagen

Es gibt zahlreiche Literaturquellen bezüglich des Aufbaus, der Funktionsweise und der standardmäßigen analytischen Modellbildung des ASM – dasselbe gilt für die klassische feldorientierte Regelung von ASM-Antrieben. In den folgenden Abschnitten 2.1 - 2.2 werden die wesentlichen Aspekte basierend auf den Darstellungen in [14], [15] aufgeführt und es wird auf eine detaillierte Herleitung dieser Zusammenhänge verzichtet.

2.1 Aufbau und Funktionsweise eines Asynchronmotors

Die in dieser Arbeit betrachteten ASM-Antriebe bestehen aus den in Abbildung 2.1 dargestellten Komponenten, wobei der Zweistufen-Umrichter aus dem dreiphasigen elektrischen Netz gespeist wird. Betrachtet werden hierbei luftgekühlte ASM, deren Aufbau sich approximativ durch Abbildung 2.2 darstellen lässt. Dabei sind diese Motoren mit einem externen Lüfter (Kapitel 5) oder ohne externe Lüftung (Kapitel 3-4) ausgeführt. Der Stator und der Rotor sind jeweils als Blechpakete gefertigt. Diese Blechpakete bestehen aus dünnen und gegeneinander isolierten Blechen einer Eisenlegierung. Die dreiphasige Wicklung im Stator ist in einer Sternschaltung verschaltet und es handelt sich um Käfigläufer-ASM, die einen Rotorkäfig bestehend aus Rotorstäben und Endringen besitzen – die Rotorstäbe sind somit kurzgeschlossen. Des Weiteren werden ausschließlich Motoren mit Drehzahlsensoren betrachtet, so dass die Drehzahlinformation bei den vorgestellten Verfahren als bekannt angesehen

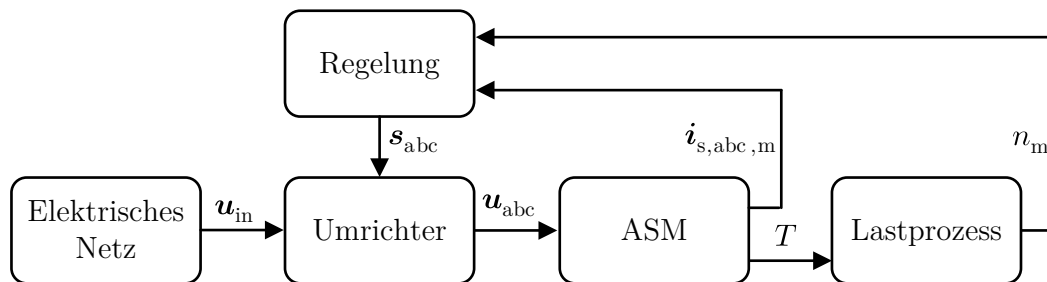


Abbildung 2.1: Struktur der betrachteten ASM-Antriebe

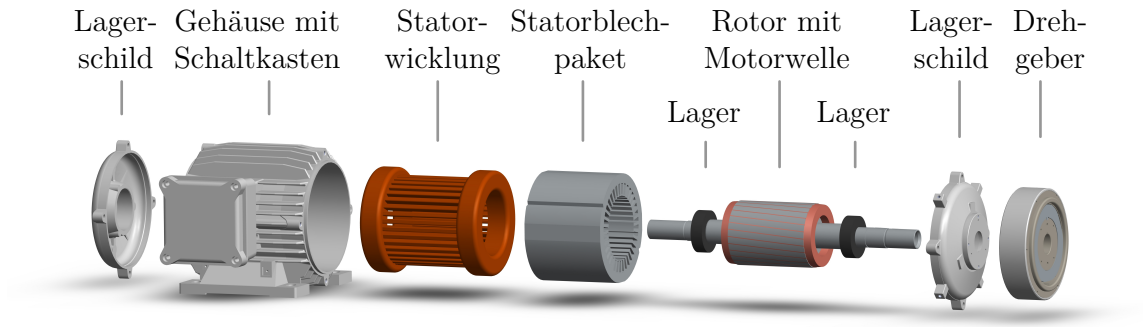


Abbildung 2.2: Explosivdarstellung eines standardmäßigen industriellen ASM-Motors mit Drehgeber – erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten rechnerunterstützten Konstruktionsmodells (englischer Fachbegriff: computer-aided design model, CAD-Modells) [16]: Es ist kein Lüfter dargestellt, allerdings könnte dieser auf der rechten Seite hinter dem Drehgeber mit einer zusätzlichen Lüfterhaube montiert werden – Komponenten sind zum Teil vereinfacht dargestellt, zum Beispiel die Wicklung oder die Lager.

werden kann. Der Rotor und der Stator sind entsprechend gelagert, wodurch sich zwischen dem Stator und dem Rotor ein kleiner Luftspalt ergibt.

Prinzipiell lässt sich das Entstehen eines Drehmoments beim ASM in kompakter Form qualitativ und idealisiert wie folgt beschreiben: Sofern sich der Rotor mit derselben Geschwindigkeit wie das Statormagnetfeld, welches durch die Ströme in den Statorwicklungen erzeugt wird, dreht, ändert sich das Magnetfeld innerhalb des Rotorkäfigs zeitlich nicht und es wird kein Strom in den Rotorstäben induziert. Es liegt ein synchroner Betrieb bzw. ein idealer Leerlauf vor und dabei wird kein Drehmoment erzeugt. Ist die Drehgeschwindigkeit des Rotors jedoch geringer als die Drehgeschwindigkeit des Statormagnetfelds, so liegt aus Sicht des Rotorkäfigs ein sich zeitlich änderndes Magnetfeld vor. Hierdurch werden Spannungen in den Rotorstäben induziert, die zu Strömen und dementsprechend Lorentzkräften führen. Der Rotor erfährt in diesem Fall insgesamt ein Drehmoment, das den Rotor versucht zu beschleunigen, um somit der Änderung des Magnetfelds entgegenzuwirken. Wird der Rotor fest gebremst, ist das elektrische Verhalten des ASM vergleichbar zu dem eines dreiphasigen Transformators mit kurzgeschlossenen Sekundärwicklungen.

Formal betrachtet speisen in dem betrachteten elektrischen Antrieb die drei Phasenspannungen u_a, u_b, u_c den ASM und hierdurch stellen sich die Phasenströme i_a, i_b, i_c ein. Dieses dreiphasige System lässt sich mithilfe der Clarke-Transformation [17] in ein entsprechendes zweiphasiges System transformieren – in dieser Arbeit wird dabei ausschließlich die amplitudeninvariante Transformation betrachtet:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{23} \cdot \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix}, \text{ mit } \mathbf{T}_{23} = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix}. \quad (2.1)$$

x_a, x_b und x_c stehen hierbei repräsentativ für die drei Phasengrößen, zum Beispiel die Phasenspannungen oder die Phasenströme. Mit der zugehörigen inversen

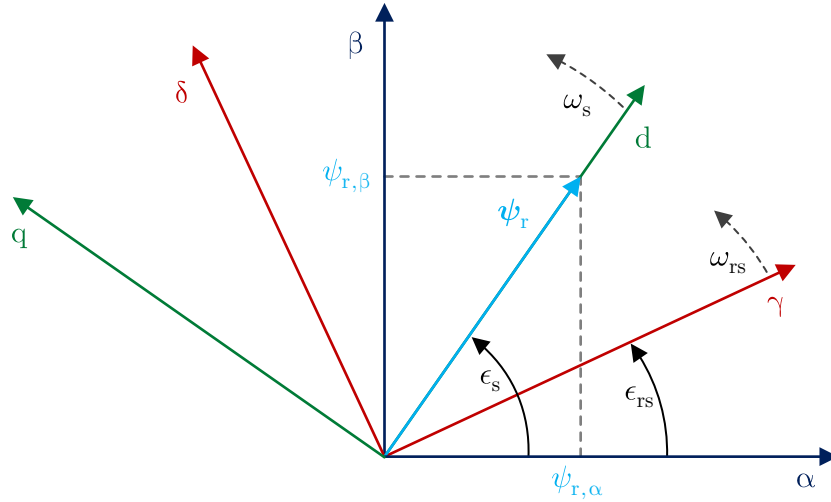


Abbildung 2.3: Beziehung relevanter Koordinatensysteme bei der ASM-Modellierung: Abgebildet ist das statorfeste α - β -Koordinatensystem (blau), das läuferfeste γ - δ -Koordinatensystem (rot), das rotorflussorientierte d-q-Koordinatensystem (grün), der Rotorfluss, sowie die relevanten Kreisfrequenzen und Verschiebungswinkel.

Transformation erfolgt die Rückrechnung auf die Phasengrößen:

$$\mathbf{x}_{abc} = \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{32} \cdot \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix}, \text{ mit } \mathbf{T}_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}. \quad (2.2)$$

Eine Größe \mathbf{x} kann in unterschiedlichen Koordinatensystemen gemäß Abbildung 2.3 betrachtet werden, wobei im Folgenden insbesondere zwei Koordinatensysteme relevant sind: Das statorfeste Koordinatensystem (α - β -Koordinatensystem) und das rotorflussorientierte Koordinatensystem (d-q-Koordinatensystem). Zur Kennzeichnung des Koordinatensystems bei einer Größe wird in statorfesten Koordinaten kein oberer Index, das heißt \mathbf{x} , und in rotorflussorientierten Koordinaten der obere Index „ ψ “, das heißt \mathbf{x}^ψ , verwendet. Der Winkel ϵ_s stellt dabei die Orientierung des Rotorflusses bezogen auf die α -Achse des statorfesten Koordinatensystems dar. Als Rotorfluss wird dabei der magnetische Fluss im Rotor bezeichnet. Im Betrieb des ASM rotiert das läuferfeste Koordinatensystem gegenüber dem statorfesten α - β -Koordinatensystem mit der Kreisfrequenz ω_{rs} und das d-q-Koordinatensystem bezogen auf das α - β -Koordinatensystem mit der Kreisfrequenz des Rotorflusses ω_s .

Mithilfe der Park-Transformation [18] kann eine Größe \mathbf{x}_{abc} in die entsprechende Größe des rotorflussorientierten Koordinatensystems überführt werden, wobei sich dies unter Nutzung von Gleichung (2.1) darstellen lässt als

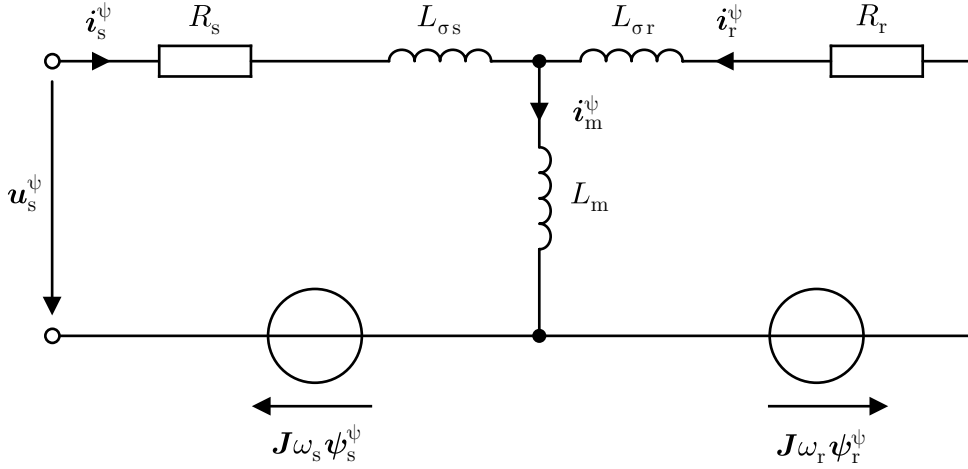


Abbildung 2.4: Standardmäßiges ESB eines ASM unter Betrachtung der Größen in rotorflussorientierten Koordinaten

$$\mathbf{x}^\psi = \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\epsilon_s) & \sin(\epsilon_s) \\ -\sin(\epsilon_s) & \cos(\epsilon_s) \end{bmatrix}}_{\mathbf{T}_{s\psi}(\epsilon_s)} \cdot \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{s\psi}(\epsilon_s) \cdot \mathbf{x} . \quad (2.3)$$

Die standardmäßige zeitkontinuierliche Modellierung des ASM ist kompakt als Ersatzschaltbild (ESB) gemäß Abbildung 2.4 darstellbar. Aus den Maschengleichungen lassen sich die dynamischen Gleichungen für den Stator- und Rotorfluss im rotorflussorientierten Koordinatensystem ableiten – auf eine Kennzeichnung der Zeitabhängigkeit wird bei den Größen im Folgenden verzichtet:

$$\frac{d}{dt} \boldsymbol{\psi}_s^\psi = \mathbf{u}_s^\psi - R_s \cdot \mathbf{i}_s^\psi - \mathbf{J} \cdot \omega_s \cdot \boldsymbol{\psi}_s^\psi , \quad (2.4)$$

$$\frac{d}{dt} \boldsymbol{\psi}_r^\psi = -R_r \cdot \mathbf{i}_r^\psi - \mathbf{J} \cdot \omega_r \cdot \boldsymbol{\psi}_r^\psi , \quad (2.5)$$

mit der Drehmatrix

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi}{2}) & -\sin(\frac{\pi}{2}) \\ \sin(\frac{\pi}{2}) & \cos(\frac{\pi}{2}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} , \quad (2.6)$$

sowie den Beziehungen der Stator- und Rotorkreisfrequenz

$$\omega_s = \omega_{rs} + \omega_r , \quad (2.7)$$

$$\omega_r = \frac{L_m \cdot R_r \cdot i_{s,q}}{L_r \cdot \|\boldsymbol{\psi}_r^\psi\|} = \frac{L_m \cdot R_r \cdot i_{s,q}}{L_r \cdot \psi_r} . \quad (2.8)$$

Dabei geben R_s den Statorwiderstand und R_r den Rotorwiderstand an. Zusätzlich lassen sich die Gleichungen zur Flussverkettung wie folgt aufstellen:

$$\boldsymbol{\psi}_s^\psi = L_s \cdot \mathbf{i}_s^\psi + L_m \cdot \mathbf{i}_r^\psi , \quad (2.9)$$

$$\boldsymbol{\psi}_r^\psi = L_m \cdot \mathbf{i}_s^\psi + L_r \cdot \mathbf{i}_r^\psi , \quad (2.10)$$

wobei L_m , L_r , L_s die Haupt-, Rotor-, Statorinduktivität repräsentieren:

$$L_r = L_m + L_{\sigma r} , \quad (2.11)$$

$$L_s = L_m + L_{\sigma s} . \quad (2.12)$$

Analog lassen sich auch der Rotor- und Statorstreufuss im ASM einzeln angeben:

$$\boldsymbol{\psi}_{\sigma r}^\psi = L_{\sigma r} \cdot \mathbf{i}_r^\psi , \quad \boldsymbol{\psi}_{\sigma s}^\psi = L_{\sigma s} \cdot \mathbf{i}_s^\psi . \quad (2.13)$$

Diese treten aufgrund der Rotor- $L_{\sigma r}$ und Statorstreuinduktivität $L_{\sigma s}$ des ASM auf. Da die Modellierung in rotorflussorientierten Koordinaten durchgeführt wird, ist die q-Komponente $\psi_{r,q}$ des Rotorflusses $\boldsymbol{\psi}_r^\psi$ null und die d-Komponente $\psi_{r,d}$ entspricht dem Betrag des Rotorflusses, also dessen euklidischer Norm:

$$\psi_r = \|\boldsymbol{\psi}_r^\psi\| = \psi_{r,d} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \boldsymbol{\psi}_r^\psi . \quad (2.14)$$

Aus der Leistungsbilanz kann unter Nutzung der Polpaarzahl p folgende Beziehung für das elektromagnetische Drehmoment T des ASM im Luftspalt ermittelt werden:

$$T = \frac{3}{2} \cdot p \cdot \frac{L_m}{L_r} \cdot \psi_r \cdot i_{s,q} . \quad (2.15)$$

Zur Bestimmung des Drehmoments an der Rotorwelle ist zusätzlich die Reibung aufgrund der Lagerung zu berücksichtigen.

Formal lassen sich die Stromdifferentialgleichung

$$\frac{d}{dt} \mathbf{i}_s^\psi = \left(\frac{L_m R_r}{L_r^2 L_s \sigma} \mathbf{I}_2 - \frac{L_m \omega_{rs}}{L_r L_s \sigma} \mathbf{J} \right) \boldsymbol{\psi}_r^\psi - \left(\mathbf{J} \omega_s + \frac{1}{\tau_s \sigma} \mathbf{I}_2 + \frac{R_r L_m^2}{L_r^2 L_s \sigma} \mathbf{I}_2 \right) \mathbf{i}_s^\psi + \frac{1}{\sigma L_s} \mathbf{u}_s^\psi , \quad (2.16)$$

und die Differentialgleichungen der Rotorflusskomponenten ableiten:

$$\frac{d}{dt} \psi_{r,d} = \frac{d}{dt} \psi_r = -\frac{1}{\tau_r} \cdot \psi_r + \frac{L_m}{\tau_r} \cdot i_{s,d} , \quad \frac{d}{dt} \psi_{r,q} = 0 . \quad (2.17)$$

Hierbei werden die Einheitsmatrix \mathbf{I}_2 der Größe 2×2 , die Streuziffer σ , die Rotor- τ_r und die Statorzeitkonstante τ_s zur kompakteren Notation verwendet:

$$\sigma = \frac{L_r \cdot L_s - L_m^2}{L_r \cdot L_s} , \quad \tau_r = \frac{L_r}{R_r} , \quad \tau_s = \frac{L_s}{R_s} . \quad (2.18)$$

Sofern die Kreisfrequenz des Statorflusses ω_s und die Kreisfrequenz der Rotorrotation ω_{rs} konstant sind, liegt ein stationäres Betriebsverhalten des ASM vor. Insbesondere gilt dann, dass der Betrag des Rotorflusses ψ_r konstant bleibt und durch

$$\psi_r = \|\boldsymbol{\psi}_r^\psi\| = \sqrt{\psi_{r,d}^2 + \psi_{r,q}^2} = L_m \cdot i_{s,d} \quad (2.19)$$

bestimmt ist. Dabei resultiert das Drehmoment im stationären Betrieb als proportional abhängig vom Produkt beider Stromkomponenten:

$$T = \frac{3}{2} \cdot p \cdot \frac{L_m^2}{L_r} \cdot i_{s,d} \cdot i_{s,q} . \quad (2.20)$$

Das dynamische Verhalten des ASM kann mit den Gleichungen (2.16) - (2.17) kompakt ausgedrückt werden. Darauf aufbauend lässt sich eine kaskadierte feldorientierte Regelung (FOR) des ASM entwerfen. Im folgenden Abschnitt wird diese FOR, die auf einem Mikrocontroller implementierbar ist, vorgestellt.

2.2 Standardmäßige feldorientierte Regelung eines Asynchronmotorantriebs

Die betrachtete standardmäßige FOR soll kaskadiert gemäß Abbildung 2.5 aufgebaut werden und mit einer Frequenz f_s auf einem Mikrocontroller ausführbar sein. Hierbei werden die in der FOR bestimmten Tastverhältnisse d_a, d_b, d_c von einer zentrierten Pulsweitenmodulation (PWM) unter Nutzung der Dreiecksmodulation in Schaltfunktionen für die Leistungshalbleiter umgesetzt. Das bedeutet, dass die resultierenden Schaltfunktionen der Transistoren innerhalb einer PWM-Periode symmetrisch zum zeitlichen Mittelpunkt der PWM-Periode sind. Dabei entspricht das Tastverhältnis d_x einer Phase $x \in \{a, b, c\}$ dem relativen Anteil der PWM-Periodendauer, zu dem der obere Transistor der entsprechenden Halbbrücke eingeschaltet werden soll. Im eingeschalteten Zustand stellt der obere Transistor einer Halbbrücke eine elektrisch leitende Verbindung zum positiven Zwischenkreis-Potential des Umrichters her – weitere Details zum Umrichteraufbau werden in Kapitel 3 erläutert.

Am Anfang jeder PWM-Periode werden die Phasenströme $i_{s,a,m}, i_{s,b,m}, i_{s,c,m}$ und die Zwischenkreisspannung $u_{dc,m}$ messtechnisch erfasst. Des Weiteren wird mithilfe eines Drehzahlsensors, genauer eines Sinus-Kosinus-Gebers, und einer Phasenregelschleife die Kreisfrequenz $\omega_{rs,m}$ zu Beginn jeder PWM-Periode ermittelt. Bei der Regelung wird das Regular-Sampling-Prinzip angewendet, das heißt, die Strommessung ist mit dem Trägersignal der PWM synchronisiert. Dabei wird die Frequenz der Messungen und dementsprechend die Frequenz der Ausführungen der FOR identisch zu der PWM-Schaltfrequenz f_s gewählt. In der Implementierung der FOR am Prüfstand werden die Tastverhältnisse basierend auf den gemessenen Phasenströmen zu PWM-Periodenbeginn berechnet und im nächsten Takt vom Umrichter umgesetzt. Dadurch lässt sich eine Totzeit von 1,5 PWM-Periodendauern in dem Regelkreis approximieren. Diese wird durch eine entsprechende Vordrehung bzw. einen entsprechenden Winkelvorrat

$$\Delta\epsilon = \frac{3}{2} \cdot T_s \cdot \omega_s, \quad (2.21)$$

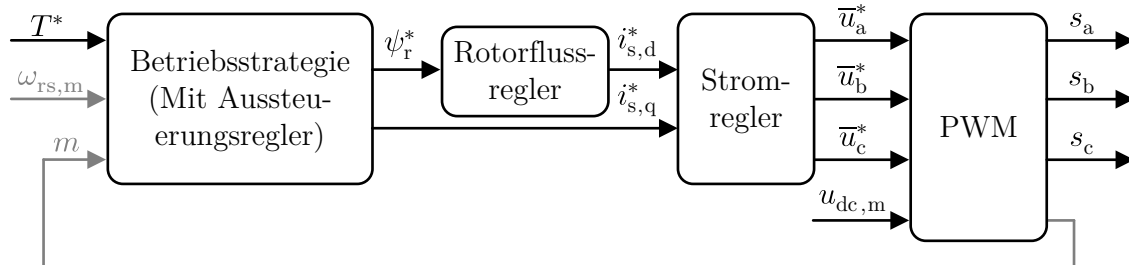


Abbildung 2.5: Struktur einer standardmäßigen FOR zur Drehmomentsteuerung: Sofern in der Betriebsstrategie ein Aussteuerungsregler enthalten ist, wird der Modulationsindex m benötigt, ansonsten die Kreisfrequenz $\omega_{rs,m}$.

bei der Rückrechnung der rotorflussorientierten Größen in das statorfeste Koordinatensystem berücksichtigt. Dadurch ergibt sich für die Rücktransformation der Winkel

$$\epsilon_{s,bt} = \epsilon_s + \Delta\epsilon = \epsilon_s + \frac{3}{2} \cdot T_s \cdot \omega_s . \quad (2.22)$$

Bei der kaskadierten FOR-Struktur des ASM zur Steuerung des Solldrehmoments T^* liefert ein überlagerter Rotorflussregler die d-Sollstromkomponente $i_{s,d}^*$. Der Sollrotorfluss ψ_r^* und die q-Sollstromkomponente $i_{s,q}^*$ werden von einer Betriebsstrategie vorgegeben. Hierbei kann einerseits zur Effizienzsteigerung im Spannungsstellbereich der verlustminimale Rotorfluss vorgegeben werden:

$$\psi_r^* = \sqrt{|T^*| \cdot \frac{2 \cdot L_r}{3 \cdot p} \cdot \sqrt{1 + \frac{R_r \cdot L_m^2}{R_s \cdot L_r^2}}} . \quad (2.23)$$

Andererseits kann zur Erreichung einer höheren Drehmomentdynamik, zum Beispiel in Servoantrieben, im Spannungsstellbereich der komplette Nennrotorfluss kontinuierlich eingeprägt werden, wodurch allerdings eine signifikant geringe Effizienz des elektrischen Antriebs im Teillastbetrieb resultieren kann. Im Feldschwächbetrieb ist der Sollrotorfluss ψ_r^* zu limitieren, da der Umrichter lediglich eine definierte maximale Spannung zur Verfügung stellen kann. Diese Begrenzung lässt sich zum Beispiel drehzahlabhängig mithilfe einer Umsetzungstabelle oder mithilfe eines zusätzlichen Aussteuerungsreglers [19], der den Modulationsgrad m auf einen definierten maximalen Wert regelt, implementieren. Vereinfachend werden diese letztgenannten Aspekte in Abbildung 2.5 als Betriebsstrategie zusammengefasst.

Sowohl bei dem Rotorflussregler als auch bei den Stromreglern empfiehlt sich aufgrund der vorliegenden Zeitkonstantenverhältnisse die Verwendung von Proportional-Integral-Reglern (PI-Reglern) und deren Auslegung erfolgt klassischerweise im Frequenzbereich. Für den Rotorflussregler ist dabei die zugehörige Differentialgleichung (2.16) ausschlaggebend und für die Stromregler die Stromdifferentialgleichung (2.16). Bei der Stromregelung für $i_{s,d}$ und $i_{s,q}$ – visualisiert in Abbildung 2.6 – wird jeweils von einem nichtverkoppelten System ausgegangen:

$$\frac{d}{dt} i_{s,d} = - \left(\frac{1}{\tau_s \cdot \sigma} + \frac{R_r \cdot L_m^2}{L_r^2 \cdot L_s \cdot \sigma} \right) \cdot i_{s,d} + \frac{1}{\sigma \cdot L_s} \cdot \Delta u_{s,d}^* , \quad (2.24)$$

$$\frac{d}{dt} i_{s,q} = - \left(\frac{1}{\tau_s \cdot \sigma} + \frac{R_r \cdot L_m^2}{L_r^2 \cdot L_s \cdot \sigma} \right) \cdot i_{s,q} + \frac{1}{\sigma \cdot L_s} \cdot \Delta u_{s,q}^* . \quad (2.25)$$

Hierbei werden die folgenden Verkoppelungsterme $u_{s,d,0}$ und $u_{s,q,0}$ als Störgrößen betrachtet:

$$u_{s,d,0} = -\sigma \cdot L_s \cdot \left(\omega_s \cdot i_{s,q} + \frac{L_m}{L_r \cdot L_s \cdot \tau_r \cdot \sigma} \cdot \psi_r \right) , \quad (2.26)$$

$$u_{s,q,0} = \sigma \cdot L_s \cdot \left(\omega_s \cdot i_{s,d} + \frac{L_m}{L_r \cdot L_s \cdot \sigma} \cdot \omega_{rs,m} \cdot \psi_r \right) . \quad (2.27)$$

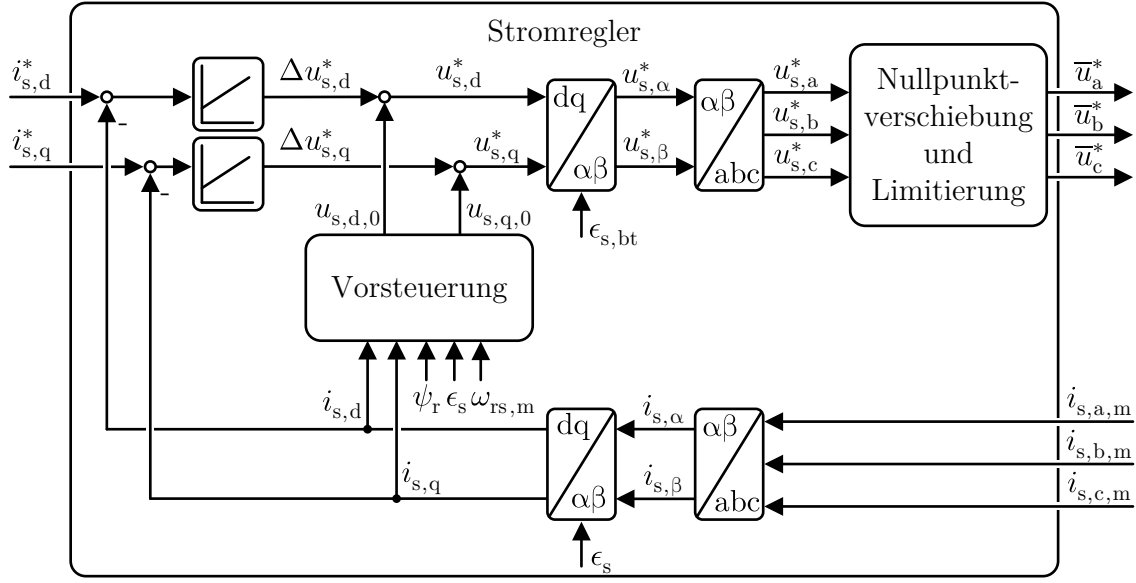


Abbildung 2.6: Aufbau der inneren Stromregelung der FOR

Diese Verkoppelungsterme werden vorgesteuert und somit auf die von den Stromreglern ermittelten Sollspannungen $\Delta u_{s,d}^*$ und $\Delta u_{s,q}^*$ addiert:

$$u_{s,d}^* = \Delta u_{s,d}^* + u_{s,d,0} \quad , \quad u_{s,q}^* = \Delta u_{s,q}^* + u_{s,q,0} \quad . \quad (2.28)$$

Daraus lässt sich der Aussteuerungs- bzw. Modulationsgrad bestimmen als

$$m = \frac{1}{u_{dc,m}} \cdot \sqrt{(u_{s,d}^*)^2 + (u_{s,q}^*)^2} = \frac{1}{u_{dc,m}} \cdot \sqrt{(u_{s,\alpha}^*)^2 + (u_{s,\beta}^*)^2} \quad . \quad (2.29)$$

Nach Transformation in das statorfeste Koordinatensystem liegen die Sollphasenspannungen $u_{s,a}^*$, $u_{s,b}^*$, $u_{s,c}^*$ vor, wobei das untere Zwischenkreispotential deren Bezugspotential bildet. Diese Sollphasenspannungen werden um die Nullkomponente

$$u_0 = \frac{1}{2} \cdot [\max(u_{s,a}^*, u_{s,b}^*, u_{s,c}^*) + \min(u_{s,a}^*, u_{s,b}^*, u_{s,c}^*)] - \frac{u_{dc,m}}{2} \quad (2.30)$$

verschoben, so dass sich die aufzuschaltenden Sollphasenspannungen ergeben als

$$\bar{u}_a^* = u_{s,a}^* - u_0, \quad \bar{u}_b^* = u_{s,b}^* - u_0, \quad \bar{u}_c^* = u_{s,c}^* - u_0. \quad (2.31)$$

Diese sogenannte Nullpunktverschiebung wird durchgeführt, damit im stationären Zustand die maximalen Spannungen im äquivalenten zweiphasigen System erreicht werden können. Außerdem wird an dieser Stelle zusätzlich jede Sollspannung auf den Wertebereich $[0; u_{dc,m}]$ limitiert. Zur Kennzeichnung, dass die Umsetzung mithilfe einer PWM erfolgt und somit Spannungsmittelwerte innerhalb einer PWM-Periode gestellt werden sollen, wird ein Überstrich bei den Sollphasenspannungen am Ausgang des Stromreglers verwendet, also \bar{u}_x^* . Unter idealisierten Annahmen (zum Beispiel

keine Wechselsperrzeiten) sind am ASM Statorspannungen mit einem Aussteuerungsgrad kleiner als

$$m_{\max} = \frac{1}{\sqrt{3}} \approx 0,577 , \quad (2.32)$$

unabhängig von deren Orientierung, durch den Umrichter realisierbar. Der entsprechende Aussteuerbereich $[0; m_{\max}]$ wird linearer Bereich genannt. Sofern die Sollstatorspannung einen höheren Modulationsgrad aufweist, handelt es sich um Übermodulation. Eine solche Sollstatorspannung kann nur noch abhängig von dessen Orientierung (und gegebenenfalls zum Teil) vom Umrichter bereitgestellt werden.

Die nach dem Stromregler folgende PWM setzt die Sollphasenspannungen unter Berücksichtigung der Zwischenkreisspannung $u_{dc,m}$ und eines dreieckförmigen Modulationsträgers in die Schaltfunktionen $s_{u,x}$ der oberen Halbleiter um. Das Solltastverhältnis jeder Phase, das heißt das relative Zeitintervall, für das der obere Transistor der jeweiligen Halbbrücke eingeschaltet werden soll, ergibt sich dabei als

$$d_a = \frac{\bar{u}_a^*}{u_{dc,m}} , \quad d_b = \frac{\bar{u}_b^*}{u_{dc,m}} , \quad d_c = \frac{\bar{u}_c^*}{u_{dc,m}} . \quad (2.33)$$

Die Schaltfunktion $s_{l,x}$ des unteren Halbleiters einer Halbbrücke ergibt sich aus der Invertierung der Schaltfunktion $s_{u,x}$ des zugehörigen oberen Halbleiters.

Allgemein ist zur Nutzung der vorgestellten klassischen FOR ein Rotorflussbeobachter erforderlich, der die Information über den Betrag ψ_r und die Orientierung des Rotorflusses ϵ_s liefert. Klassischerweise eignet sich hierfür ein standardmäßiger Strommodell-Beobachter, dessen geschätzte Größen im Folgenden mit dem Index „SB“ gekennzeichnet werden. Hierbei werden die Größen zeitdiskret verwendet und dafür wird der Abtastindex k eingeführt:

$$k = t \cdot \frac{1}{T_s} = t \cdot f_s , \quad (2.34)$$

wobei T_s die PWM-Periodendauer darstellt. Der Strommodell-Beobachter betrachtet die Größen im rotorflussorientierten Koordinatensystem, so dass die gemessenen Statorströme mithilfe des geschätzten Rotorflusswinkels $\epsilon_{s,SB}$ gemäß Gleichungen (2.1) und (2.3) in dieses Koordinatensystem zu transformieren sind:

$$\begin{bmatrix} i_{s,d,SB}[k] \\ i_{s,q,SB}[k] \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{s\psi}(\epsilon_{s,SB}) \cdot \mathbf{T}_{23} \cdot \begin{bmatrix} i_{s,a,m}[k] \\ i_{s,b,m}[k] \\ i_{s,c,m}[k] \end{bmatrix} . \quad (2.35)$$

Durch die Transformation und die Diskretisierung der relevanten dynamischen Gleichungen aus Abschnitt 4.3 lassen sich die Schätzgleichungen des Strommodell-Beobachters für die Amplitude ψ_r , die Orientierung ϵ_s und die Kreisfrequenz ω_s des Rotorflusses aufstellen:

$$\epsilon_{s,SB}[k] = \epsilon_{s,SB}[k-1] + T_s \cdot \omega_{s,SB}[k-1] , \quad (2.36)$$

$$\psi_{r,SB}[k] = \left(1 - \frac{R_{r,SB} \cdot T_s}{L_{r,SB}}\right) \cdot \psi_{r,SB}[k-1] + \frac{L_{m,SB} \cdot R_{r,SB} \cdot T_s}{L_{r,SB}} \cdot i_{s,d,SB}[k] , \quad (2.37)$$

$$\omega_{s,SB}[k] = \frac{R_{r,SB} \cdot L_{m,SB} \cdot i_{s,q,SB}[k]}{L_{r,SB} \cdot \psi_{r,SB}[k]} + \omega_{rs,m}[k] . \quad (2.38)$$

Dabei wird die Kreisfrequenz $\omega_{rs,m}$ aus der gemessenen Drehzahl n_m und der Polpaarzahl p des ASM bestimmt:

$$\omega_{rs,m}[k] = 2 \cdot \pi \cdot p \cdot n_m[k] . \quad (2.39)$$

Mithilfe von Standardtests [20] können unter Annahme identischer Rotor- und Statorstreinduktivitäten, das heißt $L_{\sigma r,SB} = L_{\sigma s,SB}$, alle relevanten Motorparameter des ESB bestimmt werden. Mithilfe des Strommodell-Beobachters lässt sich das elektromagnetische Drehmoment des Motors schätzen als

$$T_{SB}[k] = \frac{3}{2} \cdot p \cdot \frac{L_{m,SB}}{L_{r,SB}} \cdot \psi_{r,SB}[k] \cdot i_{s,q,SB}[k] . \quad (2.40)$$

3 Umrichtermodell und Umrichterkompensationsverfahren

Hinweis zu Quellen und Vorveröffentlichungen:

Dieses Kapitel basiert auf den eigenen Veröffentlichungen [1]–[4]. Der Autor dieser Arbeit erarbeitete die wesentlichen Teile der Beiträge [1]–[4], insbesondere die Konzepte der vorgeschlagenen Modelle bzw. Verfahren sowie die simulativen und experimentellen Untersuchungen. Er arbeitete die Veröffentlichungen zum überwiegenden Teil selbständig aus. Die anderen Mitautoren waren durch kleinere Hinweise und Diskussionen beteiligt. Sowohl zur Minimierung der zeitlichen Verzögerung zwischen Forschung und Veröffentlichung der erarbeiteten Ergebnisse als auch zur Erhöhung der Transparenz im öffentlich geförderten DFG-Projekt wurden die wesentlichen Inhalte dieses Kapitels bereits in den separaten eigenen Beiträgen [1]–[4] veröffentlicht. Teile dieses Kapitels wurden daher in geänderter oder unveränderter Form aus den genannten Publikationen übernommen. Aus Gründen der Lesbarkeit werden die entsprechenden Selbstzitate im Folgenden nicht explizit angeführt. Bei der Übersetzung der ursprünglich in englischer Sprache verfassten eigenen Beiträge wurden Online-Übersetzer [21], [22] und ein Online-Wörterbuch [23] verwendet.

3.1 Umrichterstruktur und Literaturüberblick

Bei vielen elektrischen Antrieben ist es von hoher Bedeutung, dass die Abweichungen zwischen den am Motor anliegenden Phasenspannungen und den in der Regelung angenommenen Referenzwerten möglichst gering sind. Zum einen bilden die Phasenspannungen meist die Stellgröße des Antriebssystems. Dadurch kann eine ungenaue Kenntnis der Umrichterausgangsspannung oder eine unpräzise Umsetzung der Spannungsvorgabe der Regelung zu höheren harmonischen Oberschwingungsanteilen und somit zu einem schlechteren Wirkungsgrad führen. Zum anderen ist die am Motor anliegende Spannung häufig eine Eingangsgröße von Beobachterstrukturen, die in der Regelungsstruktur integriert sind, und beeinflusst dementsprechend indirekt die Regelgüte. Im Kontext des betrachteten ASM-Antriebs ist an dieser Stelle vor allem der (in Kapitel 4 und 5 betrachtete) Rotorflussbeobachter für die FOR zu nennen.

In dieser Arbeit wird ein dreiphasiger Zweistufen-IGBT-Umrichter mit unidirektionalem Gleichrichter zur Zwischenkreisspeisung gemäß den Abbildungen 3.1 und 3.2 betrachtet – als Leistungshalbleiter werden hierbei Bipolartransistoren mit isolierter Gate-Elektrode (englischer Fachbegriff: insulated-gate bipolar transistor, IGBT) verwendet. Der unidirektionale Gleichrichter macht einen Bremswiderstand (BW) erforderlich, damit im generatorischen Betrieb des ASM die Kondensatoren des Zwischenkreises nicht über eine definierte Maximalspannung aufgeladen und dadurch

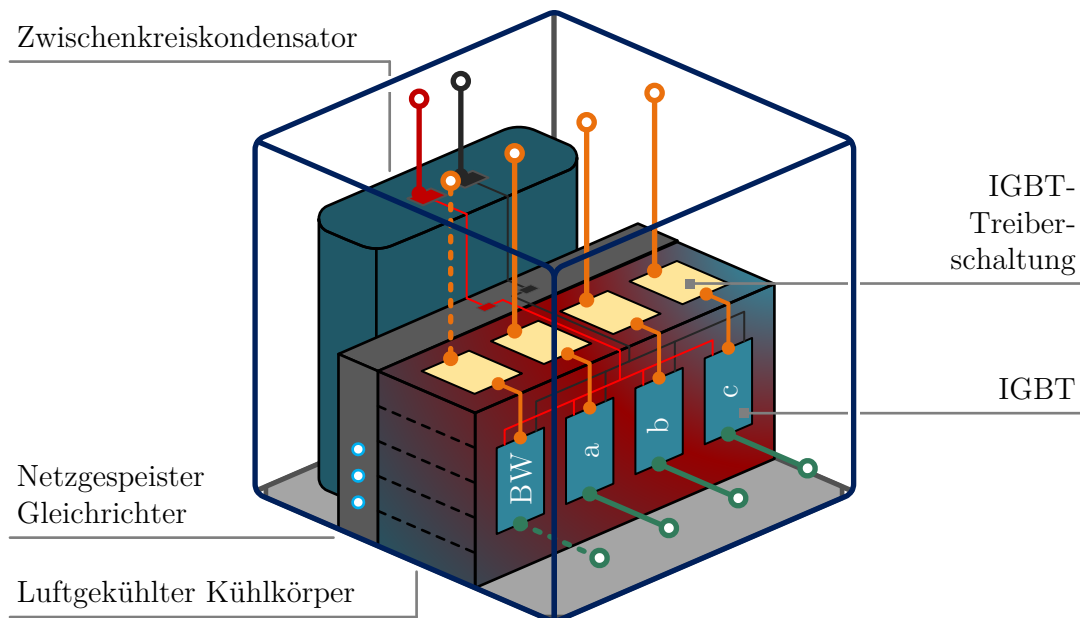


Abbildung 3.1: Schematischer Aufbau des betrachteten dreiphasigen Zweistufen-IGBT-Umrichters mit integriertem unidirektionalem Gleichrichter zur Zwischenkreisspeisung: Die Anschlüsse der Steuersignale (orange), des Motors (grün), des externen BW (gestrichelt), der Zwischenkreisspannung (rot/schwarz) sowie der Netzspeisung (hellblau) sind hervorgehoben.

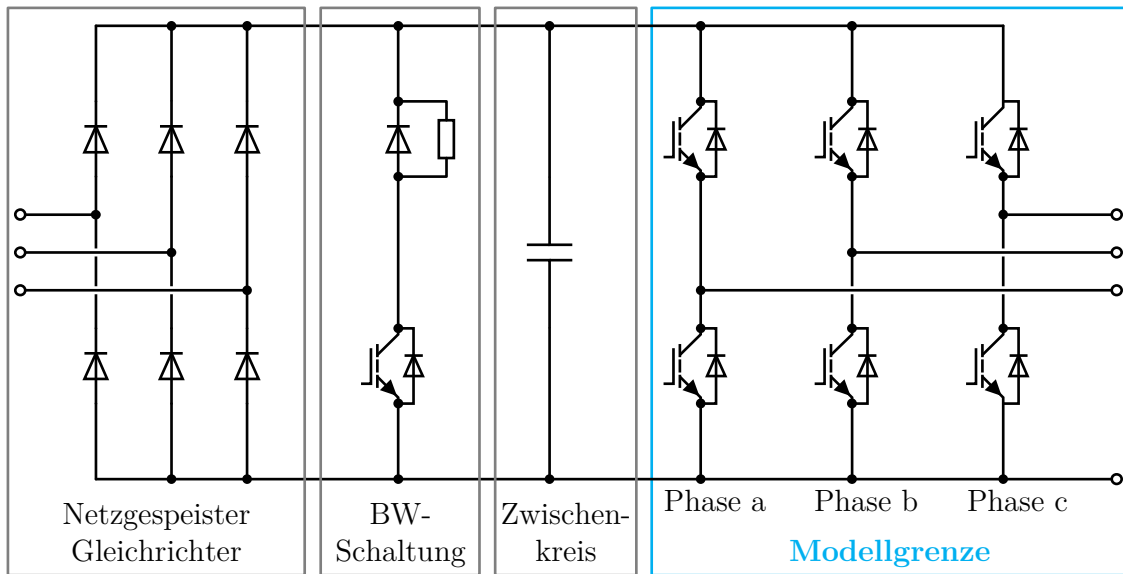


Abbildung 3.2: Elektrisches Ersatzschaltbild des betrachteten Umrichters mit unidirektionalem Gleichrichter zur Zwischenkreisspeisung – angelehnt an [24]

beschädigt werden. Die Unidirektionalität des Gleichrichters für die Zwischenkreisspeisung ist an dieser Stelle rein exemplarisch aufgrund der am Prüfstand verfügbaren Komponenten (vergleiche Abschnitt 3.7) zu sehen. Grundsätzlich sind die in diesem Kapitel vorgestellten Verfahren auch für Umrichter mit einem bidirektionalen Gleichrichter anwendbar. Die Komponenten zur Bereitstellung einer relativ konstanten Zwischenkreisspannung, das heißt der netzgespeiste Gleichrichter, die BW-Schaltung und der Zwischenkreis, werden in dieser Arbeit gemäß Abbildung 3.2 nicht modelliert. Stattdessen werden relevante Effekte, die außerhalb der Modellgrenze auftreten, wie beispielsweise die Veränderung der Zwischenkreisspannung, als externe Einflüsse betrachtet und mittels gemessener Eingangsgrößen im Umrichtermodell berücksichtigt. Die entwickelten Modelle können somit direkt auf andere Anwendungsbereiche übertragen werden, zum Beispiel auf Umrichter von batterieelektrischen Fahrzeugen, bei denen der Zwischenkreis im Fahrbetrieb aus einer Batterie gespeist wird.

Prinzipiell ist es möglich, die drei Phasenspannungen im Online-Betrieb zu messen, allerdings führt dieses Vorgehen zu einem hohen Aufwand. Da in der gegebenen Anwendung die Schaltfunktionen der IGBT in den drei Phasen mittels PWM erzeugt werden, müssen die pulsierenden Ausgangsspannungen für eine präzise Spannungsermittlung mit einer hohen Rate abgetastet werden und die verwendeten Komponenten in der Messschaltung eine ausreichende Samplingtiefe sowie Bandbreite aufweisen [25], [26]. Außerdem muss bei dem Einsatz von solchen zusätzlichen Messkomponenten berücksichtigt werden, dass diese die Komplexität, die Herstellungskosten des Systems und das Risiko für Hardwarefehler (zum Beispiel durch Sensorfehler oder gebrochene bzw. schadhafte Kontakte [27]) erhöhen. Deshalb werden im elektrischen ASM-Antriebssystem die Phasenspannungen meistens nicht gemessen, sondern lediglich die Phasenströme und die Zwischenkreisspannung des Umrichters [27]. Anstelle der

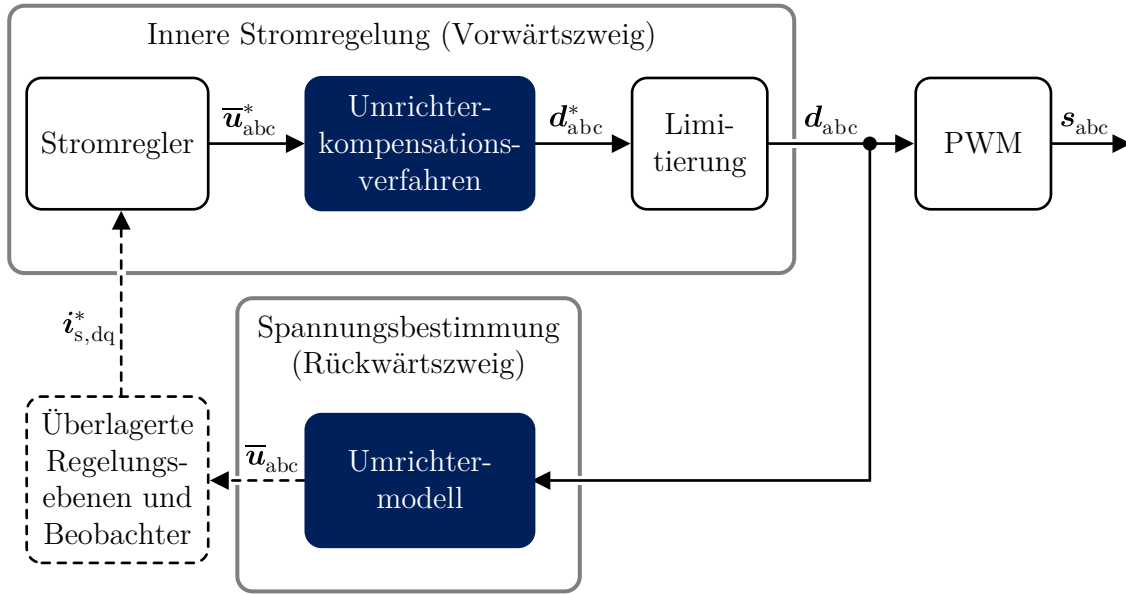


Abbildung 3.3: Schematische Integration eines Umrichtermodells und eines Umrichter kompensationsverfahrens in die standardmäßige FOR

Phasenspannungsmessung wird mithilfe eines Modells des Umrichters versucht, dessen Schaltverhalten nachzubilden und dadurch eine Spannungsinformation innerhalb der Regelung zu erhalten. Eine hohe absolute Genauigkeit dieser Umrichtermodelle ist insbesondere für die Regelung bei niedrigen Motordrehzahlen notwendig, da in diesem Fall im stationären Betrieb ausschließlich geringe Spannungsamplituden am Motor vorliegen und das Verwenden einer Spannungsinformation, die lediglich geringfügig vom tatsächlichen Spannungswert abweicht, bereits zu signifikant hohen Beobachtungsfehlern führen kann [28], [29].

Zur Erhöhung der Regelgüte sind zum einen Umrichtermodelle und zum anderen Umrichter kompensationsverfahren erforderlich. Letztgenannte zielen darauf ab, die nichtlinearen Effekte des Umrichters zu eliminieren, so dass die von der Stromregelung geforderte Spannung möglichst präzise mit der am Motor anliegenden Spannung übereinstimmt. Da bei den Kompensationsverfahren eine Anpassung der Tastverhältnisse für zukünftige PWM-Perioden erfolgt, besteht eine gewisse Unsicherheit über relevante Zustandsgrößen während der Schaltvorgänge und dementsprechend ist die Kompensation lediglich als eine Art Vorsteuerung zu interpretieren. Mit den Umrichtermodellen hingegen lässt sich die Spannung während der vergangenen PWM-Perioden auf Basis von gemessenen Zustandsgrößen schätzen und dies führt im Allgemeinen zu einer geringeren Unsicherheit in der Schätzung. Deshalb ist es sinnvoll, beide Verfahren in die Regelung zu integrieren. Die Integration des Umrichtermodells und des Umrichter kompensationsverfahrens in die Standardstruktur der FOR ist in Abbildung 3.3 visualisiert. Nach dem Umrichter kompensationsverfahren sind die Tastverhältnisse pro Phase auf den Wertebereich $[0; 1]$ zu limitieren, um die physikalischen Spannungsgrenzen des Umrichters im PWM-Betrieb zu berücksichtigen.

Die prinzipielle Vorgehensweise besteht darin, zunächst ein geeignetes Umrichtermodell aufzustellen und aus diesem durch Modellinvertierung das Umrichter kompensationsverfahren abzuleiten [30]. Das Ziel einer Umrichtermodellierung lässt sich formal beschreiben als das Auffinden einer Funktion, die basierend auf dem Vektor der Tastverhältnisse \mathbf{d}_{abc} und weiteren Eingangsvektoren $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots)$ für eine PWM-Periode den Vektor der mittleren Phasenspannungen liefert:

$$\bar{\mathbf{u}}_{abc} = \begin{bmatrix} \bar{u}_a & \bar{u}_b & \bar{u}_c \end{bmatrix}^T = \mathbf{f}_m(\mathbf{d}_{abc}, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots) . \quad (3.1)$$

Zur Vereinfachung wird an dieser Stelle auf die Darstellung der zeitlichen Abhängigkeit zwischen den Größen verzichtet. Analog kann ein Umrichter kompensationsverfahren als Funktion dargestellt werden:

$$\mathbf{d}_{abc}^* = \begin{bmatrix} d_a^* & d_b^* & d_c^* \end{bmatrix}^T = \mathbf{f}_{cs}(\bar{\mathbf{u}}_{abc}^*, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots) , \quad (3.2)$$

welche für eine PWM-Periode den Vektor der aufzuschaltenden Solltastverhältnisse \mathbf{d}_{abc}^* liefert, damit die resultierenden Phasenspannungen am Umrichter möglichst präzise mit den Sollwerten der Phasenspannungen $\bar{\mathbf{u}}_{abc}^*$ übereinstimmen. Bisher wurden in der Literatur verschiedene Umrichtermodelle vorgestellt, die sich im Wesentlichen wie folgt gruppieren lassen:

1. Simple Modelle, die ausschließlich die Wechsellsperrzeit berücksichtigen [31]–[33];
2. Physikalisch motivierte Ansätze, die das Schaltverhalten approximieren und von mittleren Stromwerten während der PWM-Periode ausgehen [34], [35];
3. Komplexe Verfahren, die versuchen, den Umrichter technisch-physikalisch präzise zu modellieren, unter Berücksichtigung von Exemplarstreuungen der verwendeten Bauteile in den drei Phasen [26], parasitären Effekten [36], [37], Stromtransienten während der Schaltvorgänge [26], [35], [38] oder Lück-Effekten (das heißt ein Phasenstrom erreicht den Wert null innerhalb der Wechsellsperrzeit) [39], [40].

Die Nachteile dieser existierenden Whitebox-Modelle liegen darin, dass die Modellparameter aufgrund unzureichender Informationen in Datenblättern schwierig zu bestimmen sind und dass parasitäre Effekte nur zu einem gewissen Grad berücksichtigt werden können. Deshalb sind zur Identifikation der Modellparameter häufig manuelle Experimente [34], [35] oder automatisierte Experimente im Stillstand [26], [30], [41] notwendig. Dabei besteht allerdings das Risiko, Parameter zu identifizieren, die das Verhalten des Umrichters lediglich in bestimmten Arbeitspunkten (vergleichbar zu den Arbeitspunkten aus den Experimenten) geeignet abbilden. Es wird hierdurch nicht gewährleistet, dass die bestimmten Parameter das Verhalten des Umrichters im gesamten Betriebsbereich des elektrischen Antriebs adäquat darstellen. Zusätzlich hängen einige Umrichtermodelle auch von Motorparametern ab, wodurch sich eine weitere Identifikationsaufgabe und Problematik bezüglich suboptimaler

Parametrierung ergeben kann. Unabhängig von der Parametrierung wird bei den in der Literatur vorhandenen Whitebox-Modellen im Allgemeinen das nichtlineare Schaltverhalten des Umrichters bei sehr hohen und sehr niedrigen Tastverhältnissen zudem nicht berücksichtigt.

Zum Überwinden dieser Problematiken wird in Abschnitt 3.3 ein Greybox-Modell vorgestellt, dessen Modellstruktur sich grundsätzlich der oben genannten 2. Kategorie zuordnen lässt, allerdings wesentliche Modellerweiterungen hinsichtlich eines Betriebs bei hohen Aussteuerungsgraden aufweist. Besonders an diesem Ansatz ist, dass alle Parameter der erweiterten Modellstruktur unter Nutzung eines umfassenden Datensatzes und eines globalen Optimierungsverfahrens identifiziert werden. Hierdurch kann eine optimale Parametrierung im gesamten Betriebsbereich des elektrischen Antriebs sichergestellt werden. Dies ist bei der Durchführung spezieller Experimente zur Parametrierung eines Umrichtermodells im Allgemeinen nicht gewährleistet.

Im Gegensatz zu diesem Greybox- und bestehenden Whitebox-Modellen, die jeweils auf technisch-physikalischem Expertenwissen basieren, wird in Abschnitt 3.5 ein Blackbox-Umrichtermodell vorgestellt. Mithilfe von Methoden des maschinellen Lernens, nämlich unter Verwendung von KNN, wird hierbei eine mathematische Beschreibung für die Funktion gemäß den Gleichungen (3.1) und (3.2) abgeleitet. Motiviert werden kann der letztgenannte Ansatz durch die Tatsache, dass bereits in der Vergangenheit Blackbox-Polytopmodelle zur Beschreibung des Groß- und Kleinsignalverhaltens komplexer leistungselektronischer Anwendungen, zum Beispiel von Gleichspannungswandlern oder Wechselrichtern in Inselnetzen [42], vorgestellt wurden. Darüber hinaus können KNN im Allgemeinen nichtlineare Funktionen präzise approximieren [43] und ihre Leistungsfähigkeit zeigt sich in einem breiten Spektrum von Anwendungen [44]. Das Blackbox-Umrichtermodell wird für die Funktionsapproximation als ein vorwärtsgerichtetes KNN geringer Komplexität aufgebaut, damit dieses problemlos auf einer Regelungshardware zur Laufzeit im normalen Regeltakt berechnet werden kann. Hierbei werden relevante Eingangsgrößen aus dem Greybox-Modell abgeleitet und sogenannte Hyperparameter, die strukturelle und übergeordnete Eigenschaften festlegen, optimiert.

Die Leistungsfähigkeit des Blackbox-Modells wird mit der des physikalisch motivierten Greybox-Modells in Abschnitt 3.8 verglichen. Insbesondere wird hierbei analysiert, ob und inwiefern das überwachte Lernen die Güte bestehender Umrichtermodelle übersteigen kann und ob sich aus diesem Vergleich Empfehlungen für zukünftige Anwendungen ableiten lassen. Beide Ansätze werden auf der Grundlage eines umfangreichen am Prüfstand aufgenommenen Datensatzes mit mehr als 230 000 Datenpunkten identifiziert und validiert. Zusätzlich wird ein Greybox-Umrichterkompensationsverfahren abgeleitet (Abschnitt 3.4) und ein Blackbox-Umrichterkompensationsverfahren (Abschnitt 3.6) vorgestellt – in Abschnitt 3.9 werden beide Kompensationsverfahren experimentell evaluiert.

3.2 Basis-Umrichtermodell

Zunächst wird ein grundlegendes Umrichtermodell angelehnt an [34], [35] dargestellt, welches für jede Phase $x \in \{a, b, c\}$ die mittlere Phasenspannung

$$\bar{u}_x[k] = \frac{1}{T_s} \int_{k \cdot T_s}^{(k+1) \cdot T_s} u_x(t) dt, \quad (3.3)$$

während einer PWM-Periode k separat bestimmt – T_s beschreibt weiterhin die PWM-Periodendauer. Dabei wird angenommen, dass die Schaltfunktionen durch eine zentrierte PWM generiert werden und jede Phase x des Umrichters symmetrisch ist, das heißt die oberen und unteren Leistungselektronikkomponenten einer Phase dasselbe Schaltverhalten aufweisen (inklusive parasitärer Effekte). Zusätzlich wird unterstellt, dass die Auswirkung der pulsierenden Phasenspannung auf den zugehörigen Phasenstrom, also die Stromschwankung, gering ist und die Frequenz des Phasenstroms deutlich kleiner als die PWM-Frequenz ist, das heißt eine geringe Phasenstromänderung zwischen zwei PWM-Perioden vorliegt. In diesem Fall lässt sich der mittlere Phasenstrom innerhalb der PWM-Periode k in guter Näherung aus den Strommesswerten zu Beginn der k -ten und $(k+1)$ -ten PWM-Periode ermitteln:

$$\bar{i}_{x,m}[k] = \frac{i_{x,m}[k] + i_{x,m}[k+1]}{2}. \quad (3.4)$$

Analog kann auch die mittlere Zwischenkreisspannung als Näherung für die Zwischenkreisspannung innerhalb der PWM-Periode verwendet werden:

$$\bar{u}_{dc,m}[k] = \frac{u_{dc,m}[k] + u_{dc,m}[k+1]}{2}. \quad (3.5)$$

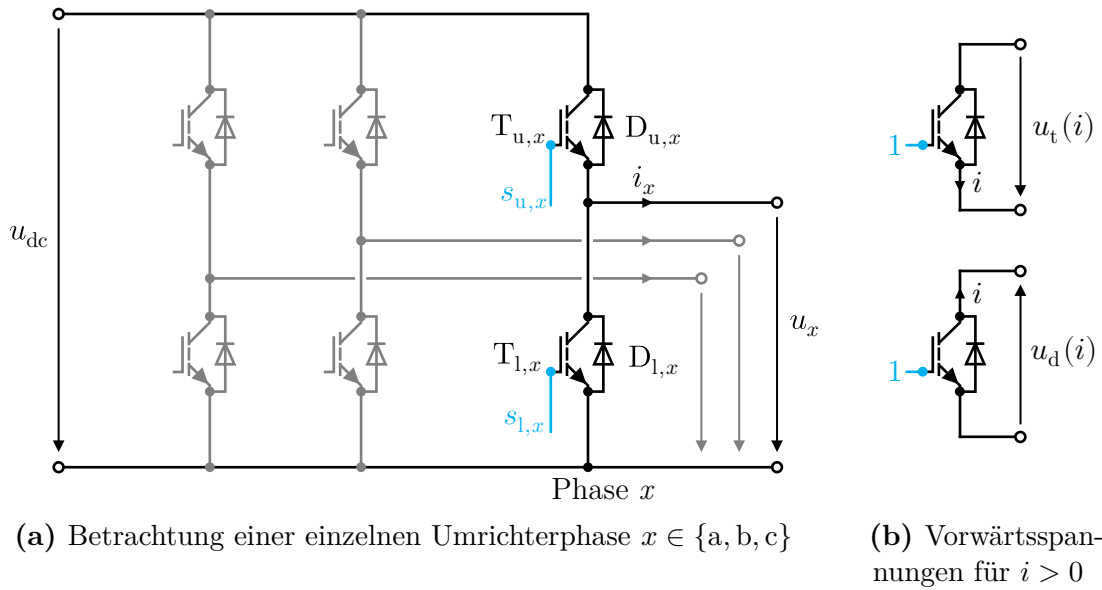


Abbildung 3.4: Darstellung einer Umrichterphase x und der Vorwärtsspannungen

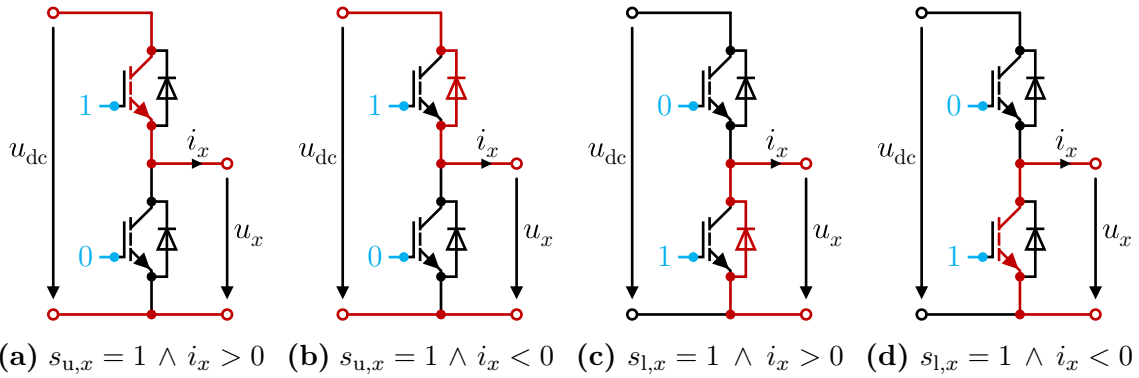


Abbildung 3.5: Strompfad abhängig von Schaltfunktion $s_{u|l,x}$ und Phasenstrom i_x

Um die Komplexität des Umrichtermodells überschaubar zu halten, sollen lediglich die Vorwärtsspannungen des Transistors und der Diode, die Wechsellsperrzeit, die Signalausbreitungsverzögerung und die nichtlinearen Spannungsverläufe während der Kommutierung berücksichtigt werden.

Es können zwei stationäre Spannungswerte für die Phasenspannung $u_x(t)$ definiert werden, nämlich abhängig davon, ob der obere Transistor $T_{u,x}$ (das heißt $u_x(t) = u_u$) oder der untere Transistor $T_{l,x}$ (das heißt $u_x(t) = u_l$) eingeschaltet ist. Diese stationären Spannungswerte hängen vom mittleren Phasenstrom ab und lassen sich durch das Anwenden des Kirchhoffschen Spannungsgesetzes auf die Umrichterschaltung gemäß Abbildung 3.4a bestimmen:

$$u_u[k] = \bar{u}_{dc,m}[k] - u_t(|\bar{i}_{x,m}[k]|) \cdot H_0(\bar{i}_{x,m}[k]) + u_d(|\bar{i}_{x,m}[k]|) \cdot H_0(-\bar{i}_{x,m}[k]) , \quad (3.6)$$

$$u_l[k] = 0 - u_d(|\bar{i}_{x,m}[k]|) \cdot H_0(\bar{i}_{x,m}[k]) + u_t(|\bar{i}_{x,m}[k]|) \cdot H_0(-\bar{i}_{x,m}[k]) . \quad (3.7)$$

Hierbei werden die Vorwärtsspannungen der Transistoren u_t bzw. der Dioden u_d abhängig vom Betrag des mittleren Phasenstroms $\bar{i}_{x,m}[k]$ modelliert und ihre Zählpfeilrichtungen sind Abbildung 3.4b zu entnehmen. Zusätzlich wird eine alternative Heaviside-Funktion [45]

$$H_0(\bar{i}_{x,m}[k]) = \begin{cases} 1 , & \text{für } \bar{i}_{x,m}[k] > 0 \\ 0 , & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.8)$$

zur Unterscheidung zwischen einem positiven und einem negativen mittleren Phasenstrom $\bar{i}_{x,m}[k]$ genutzt.

Die Treiberschaltungen steuern die Leistungshalbleiter an und laden bei den durch die Schaltfunktionen definierten Schaltvorgängen die Eingangskapazitäten der Leistungshalbleiter um [46]. An dieser Stelle wird angenommen, dass diese Treiberschaltungen jeden Einschaltimpuls für einen IGBT gemäß der Schaltfunktion automatisch um eine Wechsellsperrzeit T_{it} verzögern [47], damit der andere IGBT in der entsprechenden Phase zuvor stets vollständig ausgeschaltet und somit ein Kurzschluss verhindert werden kann.

Während eines Schaltvorgangs kommutiert ein positiver Strom $i_x > 0$ zwischen dem oberen Transistor und der unteren Diode (vergleiche Abbildung 3.5a und 3.5c)

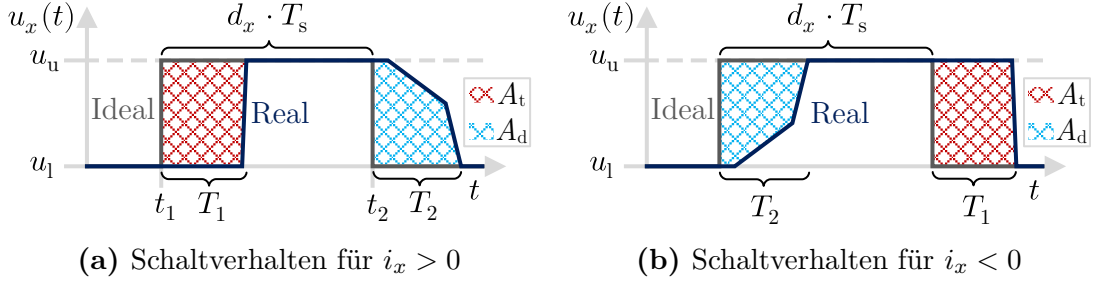


Abbildung 3.6: Qualitative Darstellung des idealen und realen Schaltverhaltens

und ein negativer Strom $i_x < 0$ zwischen der oberen Diode und dem unteren Transistor (vergleiche Abbildung 3.5b und 3.5d). Diese Kommutierungen verursachen nichtlineare Spannungsübergänge zwischen den beiden stationären Spannungswerten u_u und u_l . Die Auswirkungen der nichtlinearen Schalttransienten, der Wechselsperrzeit und der Signalausbreitungsverzögerungen auf die mittlere Phasenspannung $\bar{u}_x[k]$ in der PWM-Periode k werden gemeinsam modelliert. Dabei wird für die Schaltvorgänge die Differenz aus der realen Phasenspannung $u_x(t)$ und der Phasenspannung bei Berücksichtigung von idealisiertem Schaltverhalten integriert und als zwei stromabhängige Größen $d_t(|\bar{i}_{x,m}[k]|)$ und $d_d(|\bar{i}_{x,m}[k]|)$ dargestellt (vergleiche Abbildung 3.6a):

$$A_t[k] = \int_{t_1}^{t_1+T_1} (u_u[k] - u_x(t)) dt = d_t(|\bar{i}_{x,m}[k]|) \cdot T_s \cdot (u_u[k] - u_l[k]) , \quad (3.9)$$

$$A_d[k] = \int_{t_2}^{t_2+T_2} (u_x(t) - u_l[k]) dt = d_d(|\bar{i}_{x,m}[k]|) \cdot T_s \cdot (u_u[k] - u_l[k]) . \quad (3.10)$$

Die Integrale A_t und A_d sind jeweils für einen positiven (vergleiche Abbildung 3.6a) und einen betragsmäßig gleichgroßen negativen Strom (vergleiche Abbildung 3.6b) aufgrund von Symmetrieanahmen identisch. Die mittlere Phasenspannung lässt sich hiermit für einen positiven mittleren Phasenstrom $\bar{i}_{x,m}[k] > 0$ angeben als

$$\bar{u}_x[k] = (1 - d_x[k]) \cdot u_l[k] + d_x[k] \cdot u_u[k] - \frac{A_t[k]}{T_s} + \frac{A_d[k]}{T_s} , \quad (3.11)$$

und für einen negativen mittleren Phasenstrom $\bar{i}_{x,m}[k] < 0$ als

$$\bar{u}_x[k] = (1 - d_x[k]) \cdot u_l[k] + d_x[k] \cdot u_u[k] - \frac{A_d[k]}{T_s} + \frac{A_t[k]}{T_s} . \quad (3.12)$$

Diese beiden Gleichungen können unter Verwendung der Vorzeichenfunktion

$$\text{sgn}(\bar{i}_{x,m}[k]) = \begin{cases} 1 & , \text{ für } \bar{i}_{x,m}[k] > 0 \\ 0 & , \text{ für } \bar{i}_{x,m}[k] = 0 \\ -1 & , \text{ für } \bar{i}_{x,m}[k] < 0 \end{cases} , \quad (3.13)$$

und der eingeführten Variablen gemäß den Gleichungen (3.6) - (3.10) durch eine gemeinsame Gleichung für das Basis-Umrichtermodell dargestellt werden als

$$\begin{aligned} \bar{u}_x[k] = & \left[d_x[k] + \text{sgn}(\circ) \cdot (d_d(| \circ |) - d_t(| \circ |)) \right] \cdot \left[\bar{u}_{dc,m}[k] + u_d(| \circ |) - u_t(| \circ |) \right] \\ & - u_d(| \circ |) \cdot H_0(\circ) + u_t(| \circ |) \cdot H_0(-\circ) . \end{aligned} \quad (3.14)$$

An dieser Stelle wird zur besseren Lesbarkeit die Abkürzung \circ für den mittleren Phasenstrom $\bar{i}_{x,m}[k]$ genutzt. Im dreiphasigen Fall lässt sich somit für das Basis-Umrichtermodell der Vektor mit den mittleren Phasenspannungen einer PWM-Periode kompakt angeben als

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_a[k-1] \\ \bar{u}_b[k-1] \\ \bar{u}_c[k-1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{bm,a}(d_a[k-1], u_{dc,m}[k], u_{dc,m}[k-1], i_{a,m}[k], i_{a,m}[k-1]) \\ f_{bm,b}(d_b[k-1], u_{dc,m}[k], u_{dc,m}[k-1], i_{b,m}[k], i_{b,m}[k-1]) \\ f_{bm,c}(d_c[k-1], u_{dc,m}[k], u_{dc,m}[k-1], i_{c,m}[k], i_{c,m}[k-1]) \end{bmatrix} . \quad (3.15)$$

Hierbei wird die Funktion $f_{bm,x}(\dots) = \bar{u}_x[k]$ gemäß der Gleichung (3.14) zur kompakteren Notation eingeführt.

Die dargestellte Modellierung des Umrichters wurde in [34], [35] in ähnlicher Form hergeleitet und anschließend mithilfe spezieller Experimente sowie Messaufbauten identifiziert. Im Gegensatz dazu wird das Basis-Umrichtermodell im folgenden Abschnitt signifikant modifiziert bzw. erweitert und im Anschluss daran auf Basis von umfangreichen im vollständigen ASM-Antriebssystem aufgenommenen Messdaten identifiziert.

3.3 Greybox-Umrichtermodell

Das im vorangehenden Abschnitt erläuterte Basis-Umrichtermodell ist für sehr hohe und sehr niedrige Tastverhältnisse, die vor allem häufig bei hohen Aussteuerungsgraden m auftreten, nicht geeignet. Zum einen liegt dies an der Unterdrückung kurzer Einschaltimpulse, die in der Treiberschaltung automatisch durchgeführt wird und mit der vermieden werden soll, dass hochfrequente Störungen am Treibereingang zu Schaltvorgängen der Leistungshalbleiter führen [47]. Zum anderen wird in dem Basis-Umrichtermodell davon ausgegangen, dass das Zeitintervall für den Ausschaltvorgang des oberen Transistors $T_{u,x}$ vollständig innerhalb der betrachteten PWM-Periode liegt. Dies ist allerdings nicht zwangsläufig der Fall, beispielsweise nicht bei einem sehr hohen Tastverhältnis $d_x[k] \approx 1$ und einem negativen mittleren Phasenstrom $\bar{i}_{x,m}[k] < 0$ – vergleiche hierzu Abbildung 3.6b. Besonders bei einem Betrieb nahe der Spannungsgrenze, das heißt im Flussschwäcbetrieb, wird dementsprechend das Basis-Umrichtermodell signifikante Schätzfehler aufweisen. Neben notwendigen Erweiterungen des Modells können zum Teil auch Vereinfachungen im Modell vorgenommen werden, weil die Modellparameter nicht separat mittels spezieller Experimente identifiziert werden sollen, sondern gemeinsam mittels einer globalen Offline-Identifikation.

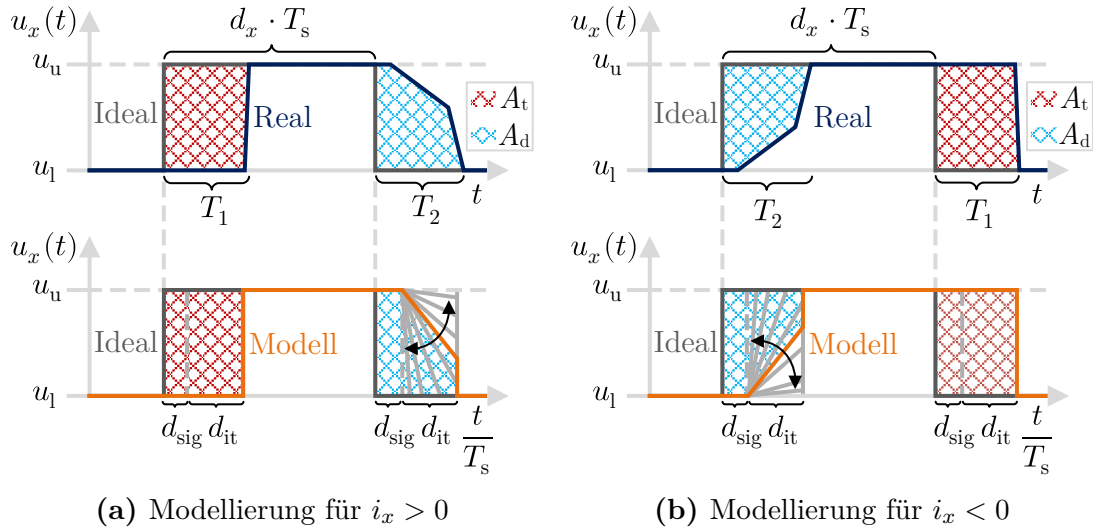


Abbildung 3.7: Modellierung des Schaltverhaltens und der Spannungstransienten

Nachfolgend wird ausschließlich die Modellierung der mittleren Phasenspannung einer Phase x innerhalb einer PWM-Periode k betrachtet. Dabei wird auf die Kennzeichnung der Phase x , der PWM-Periode k und der Messung (durch den unteren Index „m“ bei den Phasenströmen sowie der Zwischenkreisspannung) zur Erhöhung der Lesbarkeit vorerst verzichtet.

Zunächst bietet es sich an, die Größen $d_t(|\bar{i}|)$ und $d_d(|\bar{i}|)$ in dem Umrichtermodell gemäß Gleichung (3.14) zu einer Größe

$$\Delta d(|\bar{i}|) = d_d(|\bar{i}|) - d_t(|\bar{i}|) \quad (3.16)$$

zusammenzufassen, da die Bestimmung der unsicheren Modellparameter letztendlich gemeinsam erfolgen soll und dies die Anzahl der zu bestimmenden Parameter reduziert. Mit $\Delta d(|\bar{i}|)$ lässt sich die Gleichung (3.14) vereinfachen zu

$$\begin{aligned} \bar{u} = & \left[d + \text{sgn}(\bar{i}) \cdot \Delta d(|\bar{i}|) \right] \cdot \left[\bar{u}_{dc} + u_d(|\bar{i}|) - u_t(|\bar{i}|) \right] - u_d(|\bar{i}|) \cdot H_0(\bar{i}) \\ & + u_t(|\bar{i}|) \cdot H_0(-\bar{i}) . \end{aligned} \quad (3.17)$$

Es sind somit in diesem Umrichtermodell lediglich drei stromabhängige Größen enthalten, nämlich $\Delta d(|\bar{i}|)$, $u_t(|\bar{i}|)$ und $u_d(|\bar{i}|)$, deren funktionale Zusammenhänge offline identifiziert werden sollen. Im Weiteren wird dieses Modell als Basis-Greybox-Umrichtermodell (BGU) bezeichnet.

Nachfolgend beschreibt ein Schaltvorgang den gesamten Prozess vom Ausschaltimpuls eines Transistors (und somit Einschaltimpuls des anderen Transistors) in der Schaltfunktion am Eingang der Treiberschaltung bis zum Erreichen des neuen stationären Phasenspannungswertes. In den Abbildungen 3.6 und 3.7 (oben) sind diese Zeitintervalle mit T_1 sowie T_2 angegeben. Im Folgenden sei die maximale Zeit, die ein Schaltvorgang dauern kann, angenommen als

$$T_t = T_{it} + T_{sig} , \quad (3.18)$$

mit der Signallaufzeit bzw. Signalverzögerung T_{sig} und der Wechselsperrzeit T_{it} . Die reine Einschaltzeit T_{on} der IGBT ist im Allgemeinen sehr gering im Vergleich zur Wechselsperrzeit T_{it} und der Signallaufzeit T_{sig} – vergleiche dazu die Datenblattangaben [47]–[49] des betrachteten Umrichters: $T_{on} = 127$ ns, $T_{it} = 4,3$ μ s, $T_{sig} = 1$ μ s. Deshalb ist es gerechtfertigt, die Einschaltzeit T_{on} nicht separat aufzuführen, sondern direkt der Wechselsperrzeit T_{it} zuzuordnen. Die reine Einschaltzeit bedeutet in diesem Kontext die Dauer, die ein Transistor zum Einschalten benötigt unter der Voraussetzung, dass der andere Transistor in derselben Phase bereits vollständig ausgeschaltet ist. Bezogen auf die PWM-Periodendauer T_s ergibt sich aus Gleichung (3.18) der (konstante) relative Ausdruck

$$d_t = \frac{T_{it} + T_{sig}}{T_s} = \frac{T_{it}}{T_s} + \frac{T_{sig}}{T_s} = d_{it} + d_{sig} , \quad (3.19)$$

unter Verwendung der relativen Wechselsperrzeit d_{it} und der relativen Signallaufzeit d_{sig} . Dementsprechend wird d_t nicht mehr als abhängig vom Phasenstrom betrachtet:

$$d_t(|\bar{i}|) = d_t = d_{it} + d_{sig} . \quad (3.20)$$

Dadurch lässt sich außerdem die zuvor verwendete relative Größe $d_d(|\bar{i}|)$ direkt ausdrücken als

$$d_d(|\bar{i}|) = \Delta d(|\bar{i}|) + d_t(|\bar{i}|) = \Delta d(|\bar{i}|) + d_t = \Delta d(|\bar{i}|) + d_{it} + d_{sig} . \quad (3.21)$$

Mithilfe von d_t können anschließend unterschiedliche Szenarien voneinander abgegrenzt werden: Sofern das Tastverhältnis d im mittleren Bereich liegt, das heißt

$$d_t < d < 1 - 2 \cdot d_t , \quad (3.22)$$

werden der obere und der untere Transistor während der PWM-Periode jeweils sowohl einmal ein- als auch einmal ausgeschaltet und alle Schaltvorgänge innerhalb der PWM-Periode abgeschlossen. Weist zusätzlich das Tastverhältnis der vorherigen PWM-Periode

$$d_{-1} = d_x[k - 1] \quad (3.23)$$

kein sehr hohes Tastverhältnis auf, das heißt

$$\frac{1 - d_{-1}}{2} > d_t , \quad (3.24)$$

ist gewährleistet, dass die mittlere Phasenspannung \bar{u} nicht durch einen Einschaltvorgang des unteren Transistors am Ende der vorherigen PWM-Periode beeinflusst wird. In diesem Fall kann das Modell der mittleren Phasenspannung nach Gleichung (3.17) zur Spannungsschätzung weiterverwendet werden.

Im Gegensatz dazu ist die Annahme, dass immer beide Transistoren während der PWM-Periode jeweils einmal ein- und einmal ausgeschaltet werden, genau dann nicht mehr erfüllt, wenn das Tastverhältnis im niedrigen Bereich, also

$$d \leq d_t , \quad (3.25)$$

oder im hohen Bereich, also

$$d \geq 1 - 2 \cdot d_t , \quad (3.26)$$

liegt. In diesen Fällen treten stattdessen kein, ein, oder zwei Schaltvorgänge innerhalb der PWM-Periode auf. Außerdem kann ein Tastverhältnis der vorherigen PWM-Periode, sofern es im hohen Bereich liegt, das heißt

$$\frac{1 - d_{-1}}{2} \leq d_t , \quad (3.27)$$

ebenfalls die mittlere Phasenspannung \bar{u} beeinflussen, da der Einschaltvorgang des unteren Transistors T_1 gegebenenfalls nicht komplett in der vorherigen PWM-Periode stattgefunden hat. Anschaulich formuliert bedeutet dies, dass falls ein Ausschaltimpuls für den obere Transistor T_u kurz vor Ende des vorherigen PWM-Intervalls vorliegt, eine Teilfläche von A_t oder A_d in die aktuelle PWM-Periode hineinreichen kann – vergleiche Abbildung 3.7. Falls somit mindestens eine der Bedingungen (3.25), (3.26), (3.27) erfüllt ist, kann die Spannungsmodellierung gemäß (3.17) zu systematischen Fehlern führen und es wird eine komplexere Modellierung benötigt.

Zur Abgrenzung der verschiedenen Szenarien, die eintreten können und unterschiedlich zu modellieren sind, wird eine Fallunterscheidung gemäß Abbildung 3.8 vorgeschlagen. Hierbei werden zwei Hilfsgrößen

$$\check{d} = \frac{1 - d}{2} , \quad \check{d}_{-1} = \frac{1 - d_{-1}}{2} \quad (3.28)$$

für eine kompakte Notation eingeführt, die jeweils den relativen Anteil des Einschaltimpulses des unteren Transistors am Anfang (und dementsprechend auch am Ende) der aktuellen bzw. der vorherigen PWM-Periode angeben – vergleiche oberes Diagramm in Abbildung 3.8.

Nachfolgend wird qualitativ auf die Modellierung der mittleren Phasenspannung in den einzelnen Fällen eingegangen. Dafür wird ein (niedriger) Schwellenwert d_{sup} eingeführt. Bei einem sehr kleinen Tastverhältnis

$$d < d_{\text{sup}} \quad (3.29)$$

wird der kurze Einschaltimpuls für den oberen Transistor T_u von der Treiberschaltung unterdrückt, das heißt, das Tastverhältnis kann als $d = 0$ betrachtet werden (Fall B2). In analoger Weise wird ein sehr kleiner Einschaltimpuls für den unteren Transistor T_1 am Anfang der PWM-Periode (Fall A3), also

$$\check{d} + \check{d}_{-1} < d_{\text{sup}} , \quad (3.30)$$

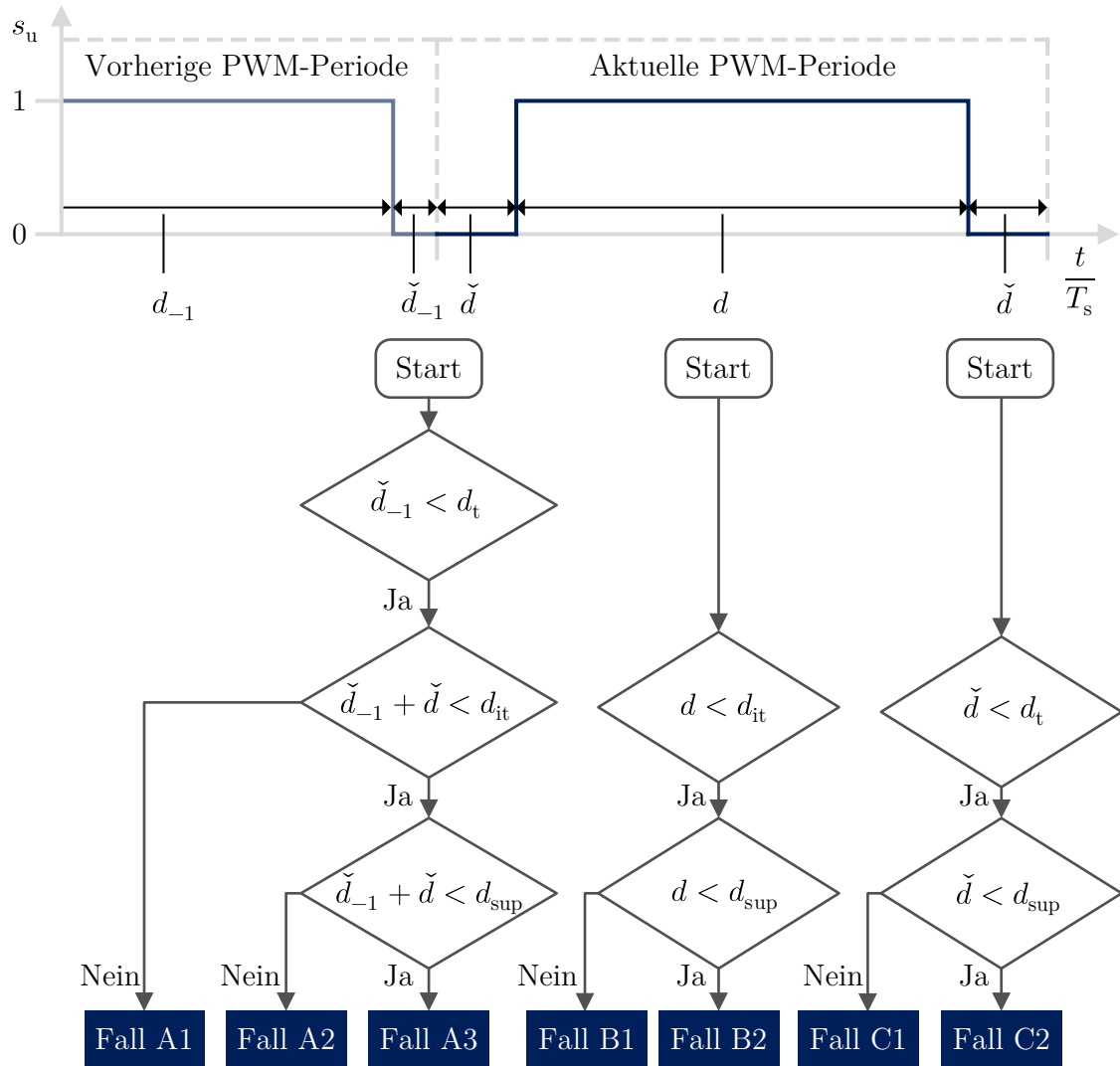


Abbildung 3.8: Fallunterscheidung im erweiterten Greybox-Umrichtermodell: Das Diagramm (oben) stellt die Schaltfunktion s_u für die Treiberschaltung des oberen Transistors T_u dar und das Blockdiagramm (unten) visualisiert die verschiedenen Fälle l , die innerhalb des Umrichtermodells berücksichtigt werden.

oder am Ende der PWM-Periode (Fall C2), nämlich

$$\check{d} < d_{\text{sup}} , \quad (3.31)$$

ebenfalls unterdrückt. Sofern der Einschaltimpuls für den unteren Transistor T_1 zu Beginn des PWM-Intervalls kleiner als die Wechselsperrzeit ist, das heißt

$$\check{d} + \check{d}_{-1} < d_{\text{it}} , \quad (3.32)$$

wird der untere Transistor nicht eingeschaltet (Fall A2). Analog dazu wird der obere Transistor nicht eingeschaltet (Fall B1), falls der Einschaltimpuls für den oberen

Transistor kleiner als die Wechselsperrzeit ist, also

$$d < d_{it} . \quad (3.33)$$

Darüber hinaus müssen bei einem nicht unterdrückten Einschaltimpuls des unteren Transistors T_1 kurz vor dem Ende der aktuellen PWM-Periode (Fall C1), das heißt

$$d_{sup} \leq \check{d} < d_t = d_{it} + d_{sig} , \quad (3.34)$$

die relevanten Anteile der modellierten Schalttransienten, die innerhalb der aktuellen PWM-Periode liegen, bei der Bestimmung der mittleren Phasenspannung in der PWM-Periode berücksichtigt werden. Dasselbe gilt bei einem die Wechselsperrzeit übersteigenden Einschaltimpuls des unteren Transistors T_1 , der kurz vor der aktuellen PWM-Periode – gemäß Bedingung (3.27) – beginnt (Fall A1). Für diese Modellierung werden Anteile von d_d benötigt und durch die Hilfsgröße

$$d_{d,f}(|\bar{i}|, a_1, a_3) = \frac{A_{d,f}(d_d(|\bar{i}|), a_1, a_3)}{u_u - u_l} \quad (3.35)$$

dargestellt. Diese Hilfsgröße hängt von der Fläche $A_{d,f}(d_d(|\bar{i}|), a_1, a_3)$ gemäß Abbildung 3.9 ab. In Abbildung 3.9 ist der Verlauf der modellierten Spannung für den Fall dargestellt, dass bei positivem Phasenstrom $i > 0$ der obere Transistor T_u ausgeschaltet wird und anschließend auch nach der Wechselsperrzeit beide Transistoren T_u , T_1 ausgeschaltet bleiben. Hierbei wird der Spannungsverlauf nach der Signalverzögerung geradenförmig modelliert, wie es sich in der Literatur [38] bewährt hat. Da der Zusammenhang bzw. der Sonderfall

$$d_{d,f}(|\bar{i}|, 0, d_{it} + d_{sig}) = d_d(|\bar{i}|) \quad (3.36)$$

gelten muss, bestimmt sich die Steigung dieser Spannungstransienten mit $d_d(|\bar{i}|)$ durch:

$$m_{d,f} = \begin{cases} -0,5 \cdot [d_d(|\bar{i}|) - d_{sig}]^{-1} \cdot (u_u - u_l) & , d_d(|\bar{i}|) \leq 0,5 \cdot d_{it} + d_{sig} \\ -2 \cdot [d_{sig} + d_{it} - d_d(|\bar{i}|)] \cdot d_{it}^{-2} \cdot (u_u - u_l) & , d_d(|\bar{i}|) > 0,5 \cdot d_{it} + d_{sig} \end{cases} . \quad (3.37)$$

Mithilfe dieser Steigung $m_{d,f}$ können die eingeschlossene Fläche $A_{d,f}(d_d(|\bar{i}|), a_1, a_3)$ im Intervall $[a_1, a_3]$ und die Hilfsgröße $d_{d,f}(|\bar{i}|, a_1, a_3)$ berechnet werden. Auf die formale Beschreibung der Fläche $A_{d,f}(d_d(|\bar{i}|), a_1, a_3)$ wird verzichtet, da diese aufgrund der Annahmen in simple geometrische Teilflächen (Rechteck, Trapez und Dreieck) zerlegt werden kann.

Die Auswirkung jedes einzelnen Falls l auf die mittlere Phasenspannung \bar{u} kann durch eine zusätzliche Variable δ_l modelliert werden, die zum Tastverhältnis d in Gleichung (3.17) addiert wird. Insgesamt lässt sich das erweiterte Greybox-Umrichtermodell (EGU) damit für alle Betriebsbereiche, das heißt für Tastverhältnisse im mittleren Bereich und außerhalb des mittleren Bereichs, darstellen:

$$\bar{u} = \left[d + \text{sgn}(\bar{i}) \cdot \Delta d(|\bar{i}|) + \sum_{l \in L} c_l \cdot \delta_l \right] \cdot [\bar{u}_{\text{dc}} + u_{\text{d}}(|\bar{i}|) - u_{\text{t}}(|\bar{i}|)] - u_{\text{d}}(|\bar{i}|) \cdot H_0(\bar{i}) + u_{\text{t}}(|\bar{i}|) \cdot H_0(-\bar{i}) . \quad (3.38)$$

Dabei gibt L die Menge aller möglichen Fälle an und die binäre Variable c_l indiziert, ob die Bedingung für den Fall l gemäß Abbildung 3.8 für die aktuelle PWM-Periode erfüllt ($c_l = 1$) oder nicht erfüllt ($c_l = 0$) ist. Da die Spannungstransienten stark vom Phasenstrom-Vorzeichen zum Schaltzeitpunkt abhängen, berücksichtigt das Modell für die Fälle A1 bis A3 den Phasenstrom i_0 zu Beginn der aktuellen PWM-Periode und für die Fälle C1 sowie C2 den Phasenstrom i_1 zu Beginn der nächsten PWM-Periode ebenfalls. Die verschiedenen Fälle werden mit den Variablen δ_l wie folgt formal modelliert:

$$\begin{aligned} \delta_{A1} &= \begin{cases} d_{\text{d,f}}(|i_0|, \check{d}_{-1}, d_{\text{t}}) & , i_0 \geq 0 \\ d_{\text{t}} - \check{d}_{-1} & , i_0 < 0 \end{cases} , \\ \delta_{A2} &= \begin{cases} d_{\text{d,f}}(|i_0|, \check{d}_{-1}, \check{d}_{-1} + \check{d} + d_{\text{t}}) & , i_0 \geq 0 \\ \check{d} + \Delta d(|\bar{i}|) + d_{\text{t}} & , i_0 < 0 \end{cases} , \\ \delta_{A3} &= \begin{cases} \check{d} + d_{\text{t}} & , i_0 \geq 0 \\ \check{d} + \Delta d(|\bar{i}|) + d_{\text{t}} & , i_0 < 0 \end{cases} , \\ \delta_{B1} &= \begin{cases} -d - \text{sgn}(\bar{i}) \cdot \Delta d(|\bar{i}|) & , \bar{i} \geq 0 \\ d_{\text{t}} - \Delta d(|\bar{i}|) \text{sgn}(\bar{i}) - d_{\text{d,f}}(|\bar{i}|, 0, d + d_{\text{t}}) & , \bar{i} < 0 \end{cases} \quad (3.39) \\ \delta_{B2} &= -d - \text{sgn}(\bar{i}) \cdot \Delta d(|\bar{i}|) , \\ \delta_{C1} &= \begin{cases} d_{\text{d,f}}(|\bar{i}|, 0, \check{d}) - \Delta d(|\bar{i}|) - d_{\text{t}} - H_0(-i_0) \cdot \text{sgn}(\bar{i}) \cdot \Delta d(|\bar{i}|) & , i_1 \geq 0 \\ \check{d} - d_{\text{t}} - H_0(i_0) \cdot \text{sgn}(\bar{i}) \cdot \Delta d(|\bar{i}|) & , i_1 < 0 \end{cases} , \\ \delta_{C2} &= \begin{cases} \check{d} - \Delta d(|\bar{i}|) - d_{\text{t}} - H_0(-i_0) \cdot \text{sgn}(\bar{i}) \cdot \Delta d(|\bar{i}|) & , i_1 \geq 0 \\ \check{d} - d_{\text{t}} - H_0(i_0) \cdot \text{sgn}(\bar{i}) \cdot \Delta d(|\bar{i}|) & , i_1 < 0 \end{cases} . \end{aligned}$$

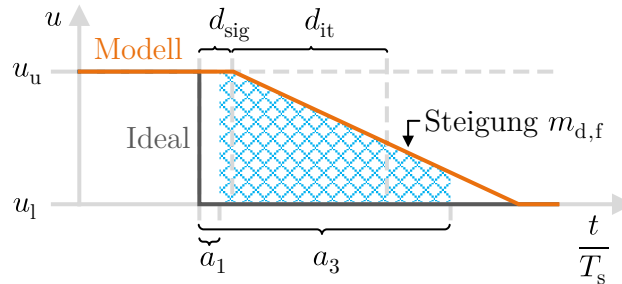


Abbildung 3.9: Spezieller Ausschaltvorgang des oberen Transistors: Dargestellt ist die modellierte Spannung u (orange) und die (blau schraffierte) Fläche $A_{\text{d,f}}(d_{\text{d}}(|\bar{i}|), a_1, a_3)$ für den Fall, dass bei positivem Phasenstrom $i > 0$ der obere Transistor T_u ausgeschaltet wird und der untere Transistor T_l (auch nach der Wechselferrzeit) ausgeschaltet bleibt.

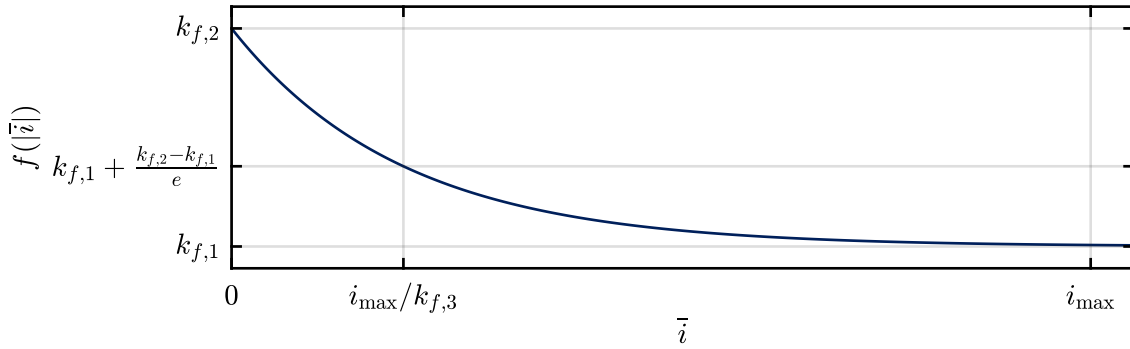


Abbildung 3.10: Exemplarischer Funktionsverlauf $f(|\bar{i}|)$ für $k_{f,3} > 0$ und $k_{f,2} > k_{f,1}$

Es ist anzumerken, dass jeweils der letzte Term bei den Komponenten δ_{C1} und δ_{C2} verwendet wird, um bei den Fällen A2, A3, C1 und C2 das Vorzeichen der Phasenströme i_0 und i_1 berücksichtigen zu können, auch sofern sich das Phasenstrom-Vorzeichen innerhalb der PWM-Periode ändern sollte. Das Ziel hierbei besteht darin, eine gute Approximation des Schaltverhaltens zu erhalten, ohne eine präzise Modellierung des Phasenstroms innerhalb der PWM-Periode zu benötigen.

Obwohl die formale Beschreibung der Fallunterscheidung auf den ersten Blick relativ komplex erscheinen mag, weist die Implementierung in einem onlinefähigen Algorithmus keinen hohen Rechenaufwand auf (vergleiche Abschnitt 3.8), da lediglich bedingte Anweisungen und simple Rechenoperationen vorliegen. Für die Identifikation des Modells müssen drei Funktionen und drei konstante Parameter pro Phase offline identifiziert werden, nämlich $\Delta d(|\bar{i}|)$, $u_d(|\bar{i}|)$, $u_t(|\bar{i}|)$, d_{it} , d_{sup} und d_{sig} . Es ist zu betonen, dass die Identifikation der drei letztgenannten Parameter von Betriebspunkten mit sehr hohen oder sehr niedrigen Tastverhältnissen abhängt und sie generell nicht identifiziert werden können, sofern die zugrundeliegenden Trainingsdaten nur Tastverhältnisse aus dem mittleren Bereich enthalten.

Für alle drei zu identifizierenden Funktionen bietet sich jeweils das Verwenden einer Exponentialfunktion der folgenden Form an:

$$f(|\bar{i}|) = k_{f,1} + (k_{f,2} - k_{f,1}) \cdot e^{-\frac{|\bar{i}|}{i_{\max}} \cdot k_{f,3}} . \quad (3.40)$$

Hierin treten drei Koeffizienten $k_{f,1}$, $k_{f,2}$, $k_{f,3}$ auf, deren Werte in der Offline-Identifikation zu bestimmen sind. Der maximale Phasenstrom i_{\max} bestimmt sich grundsätzlich durch die maximal betrachteten Phasenströme und wird für die Anwendung im Voraus auf $i_{\max} = 8$ A festgelegt. Der Vorteil dieser Funktion ist, dass obere und untere Grenzen – wie in Abbildung 3.10 zu erkennen – direkt durch die Koeffizienten $k_{f,1}$ und $k_{f,2}$ vorgegeben werden können. Neben den drei Koeffizienten sind die Einzelwerte für d_{it} , d_{sup} und d_{sig} im Rahmen der Optimierung zu bestimmen. Aufgrund von gegebenenfalls kleineren Unterschieden zwischen den einzelnen Phasen des Umrichters, zum Beispiel Bauteilschwankungen oder Linearitätsfehler der Stromsensoren, werden diese zwölf Parameter für jede Phase separat ermittelt, so dass insgesamt 36 Parameter zu identifizieren sind.

Die Modellierung der mittleren Spannung der aktuellen PWM-Periode k benötigt den Messwert des Phasenstroms der $(k + 1)$ -ten PWM-Periode und somit kann in der k -ten PWM-Periode mit den vorliegenden Messdaten lediglich die Spannung der vorherigen PWM-Periode $(k - 1)$ geschätzt werden. Es lässt sich deshalb mit dem EGU die mittlere Phasenspannung einer Phase x schätzen:

$$\bar{u}_{x,gb}[k - 1] = f_{gb,x}(d_x[k - 1], d_x[k - 2], u_{dc,m}[k], u_{dc,m}[k - 1], i_{x,m}[k], i_{x,m}[k - 1]) . \quad (3.41)$$

Analog kann für den dreiphasigen Fall der Vektor mit den vom EGU geschätzten mittleren Phasenspannungen angegeben werden:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \bar{u}_{a,gb}[k - 1] \\ \bar{u}_{b,gb}[k - 1] \\ \bar{u}_{c,gb}[k - 1] \end{bmatrix}}_{\bar{\mathbf{u}}_{abc,gb}[k-1]} = \begin{bmatrix} f_{gb,a}(d_a[k - 1], d_a[k - 2], u_{dc,m}[k], u_{dc,m}[k - 1], i_{a,m}[k], i_{a,m}[k - 1]) \\ f_{gb,b}(d_b[k - 1], d_b[k - 2], u_{dc,m}[k], u_{dc,m}[k - 1], i_{b,m}[k], i_{b,m}[k - 1]) \\ f_{gb,c}(d_c[k - 1], d_c[k - 2], u_{dc,m}[k], u_{dc,m}[k - 1], i_{c,m}[k], i_{c,m}[k - 1]) \end{bmatrix} . \quad (3.42)$$

Hierbei stellt die abschnittsweise lineare Funktion $f_{gb,x}$ die Modellierung gemäß der Gleichung (3.38) dar.

Die Offline-Identifikation der Parameter bildet ein nichtlineares Optimierungsproblem, dessen Kostenfunktion im Parameterraum verschiedene lokale Optima aufweisen kann. Zur Lösung dieses Optimierungsproblems wird mithilfe von MATLAB [50] separat für jede Phase eine Partikelschwarmoptimierung (PSO) [51] und ein sich anschließendes lokales Optimierungsverfahren durchgeführt. Das zu minimierende Kostenfunktional für jede Phase x bildet dabei der gewichtete quadrierte Fehler zwischen den geschätzten \bar{u}_x und den gemessenen mittleren Phasenspannungen $\bar{u}_{x,m}$:

$$J_{gb,tr,x} = \frac{1}{N_{1,tr,gb}} \sum_{k=1}^{N_{1,tr,gb}} (\bar{u}_{x,gb}[k] - \bar{u}_{x,m}[k])^2 \cdot w_1[k] . \quad (3.43)$$

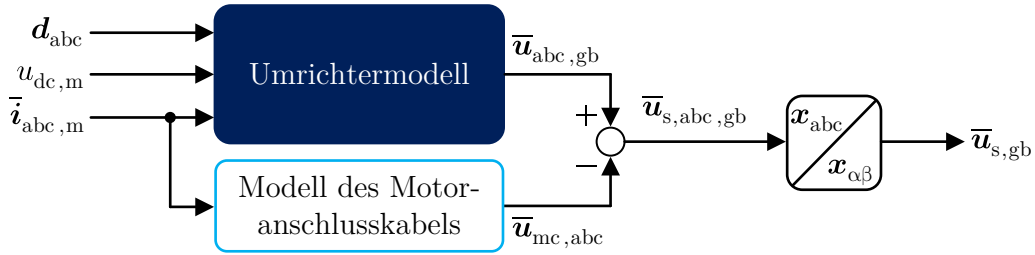
Hierbei wird ein Trainingsdatensatz $\mathcal{D}_{1,tr,gb}$ mit $N_{1,tr,gb} = |\mathcal{D}_{1,tr,gb}|$ Datenpunkten genutzt und ein Gewichtungsfaktor $w_1[k]$ eingeführt, da die Datenpunkte in der \bar{i}_x - \bar{u}_x -Ebene ungleichmäßig verteilt sind – Details zur Datengrundlage sind Abschnitt 3.7 zu entnehmen. Es lassen sich untere und obere Grenzen für die Parameter definieren, um bereits vor der Identifikation Parameterbereiche, die nicht physikalisch sinnvoll zu interpretieren sind, auszuschließen.

Die festgelegten Parameterbereiche und die durch die Optimierung identifizierten Parameter sind in Tabelle 3.1 aufgeführt: Für die Spannungsabfälle an den Dioden $u_d(|\bar{i}|)$ und Transistoren $u_t(|\bar{i}|)$ werden ansteigende und für $\Delta d(|\bar{i}|)$ abfallende Verläufe geschätzt – dies lässt sich auch mit den Erwartungen und physikalischen Grundlagen begründen. Aus der Betrachtung der $k_{f,1}$ - und $k_{f,2}$ -Werte für die Spannungsabfälle ist zu vermuten, dass in dieser Anwendung ohne signifikante Verringerung der Modellgüte auf die Identifikation eines Parameters (oder beider Parameter) verzichtet werden kann. Da das Modell Anspruch auf Allgemeingültigkeit besitzt, wird diese Modellreduktion an dieser Stelle allerdings nicht durchgeführt, sondern

Tabelle 3.1: Parameter des EGU: Aufgeführt sind die festgelegten Bereiche der Parameter und die in der Optimierung ermittelten Werte.

Parameter	$k_{\Delta d,1} \cdot 10$	$k_{\Delta d,2} \cdot 10$	$k_{\Delta d,3}$	$d_{it} \cdot 100$	$d_{sup} \cdot 100$	$d_{sig} \cdot 100$
Bereich	$[-10; 10]$	$[-10; 10]$	$[-10^3; 10^5]$	$[2,5; 4,5]$	$[0,05; 0,50]$	$[0; 1,25]$
Phase a	-0,2656	-0,0074	14,5097	3,8710	0,0547	0,6154
Phase b	-0,2603	-0,0019	20,3648	3,8695	0,0501	0,6608
Phase c	-0,2541	0,0030	17,9813	3,8445	0,0594	0,7528

Parameter	$k_{u_d,1}$ in V	$k_{u_d,2}$ in V	$k_{u_d,3}$	$k_{u_t,1}$ in V	$k_{u_t,2}$ in V	$k_{u_t,3}$
Bereich	$[0; 5]$	$[0; 5]$	$[-10^3; 10^5]$	$[0; 5]$	$[0; 5]$	$[-10^3; 10^5]$
Phase a	1,0731	0,0000	73,2152	1,4151	0,0000	45,1271
Phase b	5,0000	0,0000	0,9650	5,0000	0,0000	1,3639
Phase c	0,9442	0,0005	52902	5,0000	0,0000	1,1650

**Abbildung 3.11:** Berücksichtigung des Motoranschlusskabel-Modells (hellblau) bei der Statorspannungsschätzung

das vollständige Modell weiter betrachtet. Die identifizierten konstanten Parameter d_{it} , d_{sup} und d_{sig} sind ebenfalls mit der Modellvorstellung vereinbar und liegen nicht unmittelbar an den Grenzen der Wertebereiche. Das Umrichterverhalten wird somit scheinbar durch die Greybox-Modellierung geeignet abgebildet. Zur genaueren Beurteilung der Performanz wird in Abschnitt 3.8 die erreichte Schätzgenauigkeit dieses Modells detailliert auf Grundlage eines Testdatensatzes evaluiert.

Bei der Integration des EGU in die FOR kann für eine präzise Schätzung der Spannungen an den Motorklemmen zusätzlich der mittlere ohmsche Spannungsabfall vom Verbindungskabel zwischen Motor und Umrichter berücksichtigt werden. Dieser lässt sich für eine Phase x approximieren als

$$\bar{u}_{mc,x}[k-1] = R_{mc} \cdot \bar{i}_{x,m}[k-1] . \quad (3.44)$$

Gemäß Abbildung 3.11 wird diese mittlere Spannung von der geschätzten Ausgangsspannung am Umrichter subtrahiert, also

$$\bar{u}_{s,x,gb}[k-1] = \bar{u}_{x,gb}[k-1] - \bar{u}_{mc,x}[k-1] , \quad (3.45)$$

um die mittleren Phasenspannungen am Motor $\bar{u}_{s,x,gb}$ oder den in das zweisträngige α - β -Koordinatensystem transformierten mittleren Statorspannungsvektor $\bar{u}_{s,gb}$

zu erhalten. Der Kabelwiderstand kann durch Gleichspannungsmessungen bei unterschiedlichen Gleichströmen experimentell bestimmt werden. In Kapitel 4 und in Kapitel 5 wird bei der Nutzung des EGU zur Spannungsschätzung dieser Widerstand des Motoranschlusskabels allerdings nicht separat berücksichtigt, das heißt $R_{mc} = 0 \, \Omega$. Dadurch soll in den genannten Kapiteln ein möglicherweise sensitiver Einfluss von diesem im Voraus messtechnisch zu ermittelnden Widerstand ausgeschlossen werden. Die geschätzte mittlere Statorspannung ergibt sich dabei dementsprechend direkt durch das Transformieren der geschätzten mittleren Umrichterspannungen in das zweisträngige α - β -Koordinatensystem:

$$\bar{\mathbf{u}}_{s,gb}[k-1] = \mathbf{T}_{23} \cdot \bar{\mathbf{u}}_{abc,gb}[k-1] . \quad (3.46)$$

3.4 Greybox-Umrichterkompensationsverfahren

In der Literatur wird ein Kompensationsschema für den Umrichter meist durch Umkehrung eines zuvor aufgestellten Umrichtermodells abgeleitet [34]. Das erweiterte Greybox-Umrichtermodell, das EGU, gemäß Gleichung (3.41) besitzt einen abschnittsweise linearen Charakter und somit kann dafür eine Umkehrfunktion ermittelt werden. In diesem ermittelten Kompensationsschema können die identifizierten Modellparameter des Umrichtermodells verwendet werden und dementsprechend ist kein zusätzlicher Identifikationsprozess notwendig. Allerdings hängt das Umrichtermodell nach Gleichung (3.41) mit den Erweiterungen für sehr hohe und sehr niedrige Tastverhältnisse signifikant von den Phasenstromwerten und -vorzeichen zu Beginn der PWM-Perioden ab. Deshalb ist für ein präzises Kompensationsschema eine genaue Phasenstromprädiktion für die zwei folgenden Abtastzeitpunkte erforderlich. Eine solche Stromprädiktion hingegen ist sowohl von der Spannungsinformation als auch von den Lastparametern – in diesem Fall den Motorparametern – abhängig, wodurch sich eine algebraische Schleife und die Notwendigkeit der genauen Kenntnis der angeschlossenen Last ergibt. Die algebraische Schleife kann prinzipiell durch das Newtonverfahren oder Modellvereinfachungen gelöst werden, zum Beispiel unter Verwendung der Referenzspannungswerte für die Stromprädiktion oder unter Annahme eines stationären Betriebs. Generell ist dementsprechend das Ableiten eines Kompensationsschemas auf Grundlage des im vorherigen Abschnitt vorgestellten EGU möglich.

Die in Kapitel 4 und Kapitel 5 betrachteten Modelle zur Rotorfluss- und Drehmomentschätzung erfordern zwar eine genaue Spannungsschätzung durch das Umrichtermodell, sind allerdings nicht auf eine vollständige Kompensation der Umrichtereffekte angewiesen. Deshalb wird im Folgenden der Fokus auf ein simples und robustes Umrichterkompensationsverfahren gelegt. Insbesondere soll dieses Kompensationsschema nicht sensitiv von der angeschlossenen Last abhängen, das heißt kein hochpräzises Motormodell zur Stromprädiktion erfordern. Dadurch lässt sich das Kompensationsschema auch bei der Aufnahme eines Datensatzes zur Identifikation eines noch nicht präzise analysierten Motors verwenden. Außerdem soll auf diese Weise verhindert werden, dass bei der letztendlichen Validierung der Modelle zur Drehmomentsteuerung

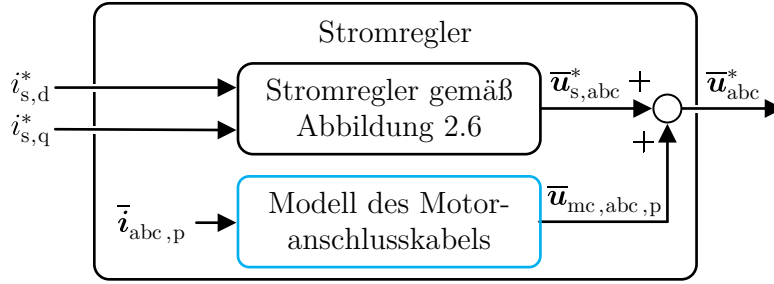


Abbildung 3.12: Erweiterung des Stromreglers aus Abbildung 2.6 um das Motoranschluskabel-Modell (hellblau)

die Kompensationsverfahren durch eine veränderte Stromprädiktion die Performanz der Regelung indirekt signifikant beeinflussen können. Deshalb wird im Weiteren lediglich das BGU gemäß Gleichung (3.17) invertiert, wodurch sich für eine Phase x aus der Sollphasenspannung am Umrichter \bar{u}_x^* das Sollastverhältnis für die PWM-Periode $k + 1$ ergibt:

$$d^*[k + 1] = \frac{\bar{u}^*[k + 1] + u_d(| \circ |)H_0(\circ) - u_t(| \circ |)H_0(-\circ)}{\bar{u}_{dc,p}[k + 1] + u_d(| \circ |) - u_t(| \circ |)} - \text{sgn}(\circ)\Delta d(| \circ |) . \quad (3.47)$$

An dieser Stelle wird auf die Kennzeichnung der Phase x erneut in den Größen verzichtet und die Abkürzung \circ gibt den prädizierten mittleren Phasenstrom $\bar{i}_{x,p}[k + 1]$ am Motor in der $(k + 1)$ -ten PWM-Periode an. Die prädizierte mittlere Zwischenkreisspannung $\bar{u}_{dc,p}[k + 1]$ wird als unverändert gegenüber der aktuellen Messung angenommen:

$$\bar{u}_{dc,p}[k + 1] = u_{dc,m}[k] . \quad (3.48)$$

Die Prädiktion der mittleren Phasenströme $\bar{i}_{abc,p}[k + 1]$ erfolgt als eine einfache Approximation mithilfe der aktuellen gemessenen Phasenströme $\mathbf{i}_{abc,m}[k]$ und der im Rotorflussbeobachter geschätzten Statorkreisfrequenz $\omega_s[k]$:

$$\bar{\mathbf{i}}_{abc,p}[k + 1] = \begin{bmatrix} \bar{i}_{a,p}[k + 1] \\ \bar{i}_{b,p}[k + 1] \\ \bar{i}_{c,p}[k + 1] \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{23} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\Delta\epsilon) & -\sin(\Delta\epsilon) \\ \sin(\Delta\epsilon) & \cos(\Delta\epsilon) \end{bmatrix} \cdot \mathbf{T}_{32} \cdot \mathbf{i}_{abc,m}[k] . \quad (3.49)$$

Hierbei wird eine Winkelvordrehung $\Delta\epsilon = \frac{3}{2} \cdot T_s \cdot \omega_s[k]$ berücksichtigt – analog zu dem allgemeinen Vorgehen in der FOR gemäß Gleichung (2.21) aus Abschnitt 2.2. Grundsätzlich ist diese Prädiktion auch von den im Rotorflussbeobachter angenommenen Motorparametern abhängig, allerdings wäre eine Umkehrung des vollständigen EGU gemäß Gleichung (3.38) mit der inhärenten Fallunterscheidung deutlich sensibler gegenüber den prädizierten Stromwerten am Beginn und am Ende der PWM-Periode $k + 1$.

Der ohmsche Spannungsabfall am Motoranschluskabel kann analog zu Gleichung (3.45) bei der Umrichterkompensation berücksichtigt werden, und zwar in

der Stromregelung – vergleiche Abbildung 3.12. Dadurch ergibt sich die mittlere Sollphasenspannung am Umrichter \bar{u}_x^* in Gleichung (3.47) als Summe aus der mittleren Sollphasenspannung am Motor $\bar{u}_{s,x}^*$ (bereitgestellt aus der Stromregelung gemäß Abbildung 2.6) und dem prädizierten mittleren ohmschen Spannungsabfall am Motoranschlusskabel $\bar{u}_{mc,x,p}^*$:

$$\begin{aligned}\bar{u}_x^*[k+1] &= \bar{u}_{s,x}^*[k+1] + \bar{u}_{mc,x,p}^*[k+1] \\ &= \bar{u}_{s,x}^*[k+1] + \text{sgn}(\bar{i}_{x,p}[k+1]) \cdot R_{mc} \cdot \bar{i}_{x,p}[k+1] .\end{aligned}\quad (3.50)$$

Für die Nutzung des Greybox-Umrichterkompensationsverfahrens in Kapitel 4 (und in Kapitel 5) wird hierbei der messtechnisch ermittelte Widerstand von $R_{mc} \approx 109 \text{ m}\Omega$ (bzw. $R_{mc} \approx 128 \text{ m}\Omega$) verwendet.

In dieser Arbeit liegt der Fokus bei der gemeinsamen Einbindung des Umrichtermodells und des Kompensationsschemas in erster Linie darin, die umgesetzten Phasenspannungen im Anschluss, das heißt in der darauffolgenden PWM-Periode, präzise mithilfe des EGU schätzen und anschließend in Beobachtern als Eingangsgröße nutzen zu können. Aus diesem Grund ist insbesondere zu berücksichtigen, dass ein von der PWM erzeugter Schaltimpuls aufgrund individueller und nichtsynchronisierter Abtastraten der enthaltenen Übertragungseinheiten, nämlich der Regelungshardware und der Treiberschaltung, geringfügig länger oder kürzer von der Treiberschaltung interpretiert werden kann. Kritisch ist dies insbesondere, sofern die Dauer eines Schaltimpulses in der Nähe der Wechselperrzeit liegt, wodurch sich die resultierende Schätzung mit dem EGU und die tatsächlich umgesetzte Spannung durch die Treiberschaltung signifikant unterscheiden können. Deshalb bietet es sich für sehr hohe und sehr niedrige Tastverhältnisse an, ein Klemmen des Tastverhältnisses zum Minimal- bzw. Maximalwert durchzuführen:

$$d^* = \begin{cases} 0 & , \text{ für } d^* \leq d_{cl} \\ 1 & , \text{ für } d^* \geq 1 - d_{cl} \end{cases} . \quad (3.51)$$

Hierbei sollte für die Wahl des Wertes der Variablen d_{cl} gelten

$$d_{cl} > d_{it} . \quad (3.52)$$

Dieses Vorgehen beschreibt somit eine Art diskontinuierlicher PWM [52], wobei eine Modifikation der Tastverhältnisse der anderen Phasen aufgrund des Klemmens einer Phase aus Vereinfachungsgründen vernachlässigt wird, allerdings prinzipiell umsetzbar wäre. Motivieren lässt sich diese Klemmstrategie zusätzlich aufgrund einer Verringerung der Umschaltverluste in der entsprechenden Phase [52] und dadurch, dass in einigen Fällen, zum Beispiel bei einem sehr niedrigen Tastverhältnis ($d < d_{sig}$) und einem positiven oder betragsmäßig kleinen negativen Phasenstrom ein kurzer Schaltimpuls für einen Transistor ohnehin keine bzw. lediglich eine geringfügige Auswirkung auf die Phasenspannung hat. In dieser Arbeit wird ausschließlich in Abschnitt 4.7 und in Kapitel 5 ein Klemmen der Tastverhältnisse mit $d_{cl} = 0,04$ im Greybox-Umrichterkompensationsverfahren berücksichtigt.

Hervorzuheben ist, dass das Kompensationsverfahren gemäß Gleichung (3.47) für Tastverhältnisse im mittleren Bereich direkt konform mit dem EGU ist und eine relativ präzise Spannungseinprägung gewährleistet. Lediglich für sehr hohe und sehr niedrige Tastverhältnisse können die Modellvereinfachungen zu einer Spannungseinprägung mit leichten Abweichungen vom Sollwert führen – allerdings sind diese Abweichungen im Nachgang mit dem Umrichtermodell präzise zu identifizieren und in der weiteren Regelung zu berücksichtigen.

3.5 Blackbox-Umrichtermodell

Anstelle des in Abschnitt 3.3 beschriebenen Greybox-Ansatzes lässt sich zur Umrichtermotivierung auch ein Blackbox-Ansatz unter Verwendung von KNN motivieren. Da ein solcher Ansatz keine formale technisch-physikalische Modellbildung erfordert, können in den KNN nichtlineare Effekte gelernt bzw. abgebildet werden, die analytisch lediglich komplex oder kaum vollständig zu beschreiben sind. Diese Art von Effekten werden daher im Greybox-Modell vernachlässigt, zum Beispiel Lück-Effekte des Phasenstroms während der Wechselsperzeit. Die Verwendung von KNN hat dementsprechend theoretisch das Potenzial, eine höhere Genauigkeit bei der Spannungsschätzung zu erreichen, zumindest sofern die Komplexität bzw. die Größe der KNN nicht zu gering gewählt wird.

Bei der physikalisch basierten Greybox-Modellierung wird jede Phase separat betrachtet und darauf aufbauend der gesamte Phasenspannungsvektor geschätzt – vergleiche Gleichung (3.42). Dieselbe phasenweise Aufteilung kann grundsätzlich auch bei dem Blackbox-Umrichtermodell beibehalten werden. Dadurch wird pro Phase ein separates KNN verwendet, das als Abbildung $f_{pw,x}(\cdot)$ von den verwendeten Eingangsgrößen zu der mittleren Phasenspannung interpretiert werden kann. Mit den drei KNN lassen sich somit die mittleren Phasenspannungen approximieren:

$$\bar{u}_{abc,pw}[k-1] = \begin{bmatrix} \bar{u}_a[k-1] \\ \bar{u}_b[k-1] \\ \bar{u}_c[k-1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{pw,a}(d_a[k-1], x_{a,1}[k], x_{a,2}[k-1], \dots) \\ f_{pw,b}(d_b[k-1], x_{b,1}[k], x_{b,2}[k-1], \dots) \\ f_{pw,c}(d_c[k-1], x_{c,1}[k], x_{c,2}[k-1], \dots) \end{bmatrix}. \quad (3.53)$$

In erstmaligen (vom Autor dieser Arbeit durchgeführten) Analysen [1], die sich mit Blackbox-Umrichterkompensationsverfahren gemäß Abschnitt 3.6 beschäftigten,

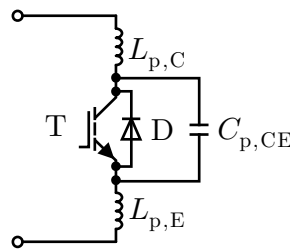


Abbildung 3.13: Ersatzschaltbild eines IGBT mit parasitärer Kapazität und parasitären Induktivitäten im Leistungspfad – angelehnt an [53]

erwies sich allerdings eine gemeinsame Modellierung des Schaltverhaltens für alle drei Phasen in einem KNN als effektiver. Auch aus theoretischer Sicht ist zumindest eine geringfügige Beeinflussung des Schaltverhaltens einer Phase durch das Schaltverhalten und die Zustandsgrößen der anderen Phasen gegeben. Einerseits hängt beispielsweise der Verlauf der Zwischenkreisspannung innerhalb der PWM-Periode von dem Verlauf aller drei Phasenströme ab. Andererseits können parasitäre Kapazitäten und Induktivitäten der Leistungshalbleiter – vergleiche Abbildung 3.13 – parasitäre Ströme auch zwischen den Phasen zur Folge haben. Im Weiteren wird für die Blackbox-Umrichtermodellierung somit ausschließlich eine gemeinsame Spannungsschätzung aller drei Phasen mit einem einzigen KNN adressiert:

$$\bar{\mathbf{u}}_{\text{abc,bb}}[k-1] = \mathbf{f}_{\text{bb}}(\mathbf{d}_{\text{abc}}[k-1], \mathbf{x}_1[k], \mathbf{x}_2[k-1], \dots) . \quad (3.54)$$

Die zusätzlichen Eingangsgrößen $(\mathbf{x}_1[k], \mathbf{x}_2[k-1], \dots)$ müssen die Zustände des Umrichters geeignet darstellen, damit das KNN die relevanten Zusammenhänge erlernen und deren Einflüsse auf die mittleren Phasenspannungen abbilden kann. Zur Auswahl der weiteren Eingangsgrößen wird die Greybox-Umrichtermodellierung gemäß Abschnitt 3.3 zugrunde gelegt. Zum einen soll die Phasenstrominformation als Eingangsgröße dienen. Hingegen werden anstelle der Phasenstrommittelwerte die gemessenen Phasenstromvektoren zu Beginn der vorherigen $\mathbf{i}_{\text{abc,m}}[k-1]$ und der aktuellen PWM-Periode $\mathbf{i}_{\text{abc,m}}[k]$ verwendet. Hierdurch sollen im KNN besser diejenigen Effekte erlernbar sein, für deren Modellierung ein physikalisch basierter Ansatz eine Stromprädiktion benötigen würde, wie beispielsweise die genannten Lück-Effekte. Analog zu dem Vorgehen bei den Phasenströmen werden auch für die Zwischenkreisspannung die einzelnen Messwerte $u_{\text{dc,m}}[k-1]$ und $u_{\text{dc,m}}[k]$ anstatt des gebildeten Mittelwertes an das KNN übergeben. Da das EGU gemäß Gleichung (3.42) zum Teil vom Tastverhältnis der vorherigen PWM-Periode abhängt, werden diese Tastverhältnisse $\mathbf{d}_{\text{abc}}[k-2]$ als weitere Eingangsgrößen ausgewählt. Insgesamt lässt sich die Schätzung des KNN somit durch die folgende Abbildung repräsentieren:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{u}}_{\text{abc,bb}}[k-1] = \mathbf{f}_{\text{bb}}(\mathbf{d}_{\text{abc}}[k-1], \mathbf{d}_{\text{abc}}[k-2], \\ \mathbf{i}_{\text{abc,m}}[k], \mathbf{i}_{\text{abc,m}}[k-1], u_{\text{dc,m}}[k], u_{\text{dc,m}}[k-1]) . \end{aligned} \quad (3.55)$$

Für die Approximation dieses funktionalen Zusammenhangs wird ein standardmäßiges vorwärtsgerichtetes KNN verwendet, dessen Struktur in Abbildung 3.14 visualisiert ist. Hierbei werden in einer Vor- und Nachverarbeitungsstufe die Eingangsgrößen normiert bzw. die Ausgangsgrößen wieder auf ihren ursprünglichen Wertebereich umgerechnet. Im Allgemeinen sollen die Eingangsgrößen innerhalb des KNN durch die Normierung Mittelwerte nahe null und ähnliche Kovarianzen aufweisen oder, sofern möglich, unkorreliert sein, damit der Trainingsprozess möglichst effizient ist [55]. Im vorliegenden Fall wird (in der Eingabeschicht) eine lineare Normierung durchgeführt: Jeder Wert $x_l[k]$ der Eingangsgröße x_l wird bezüglich dessen Minimal- $x_{l,\min}$ und Maximalwertes $x_{l,\max}$ angepasst durch

$$\tilde{x}_l[k] = \frac{2 \cdot (x_l[k] - x_{l,\min})}{x_{l,\max} - x_{l,\min}} - 1 , \quad (3.56)$$

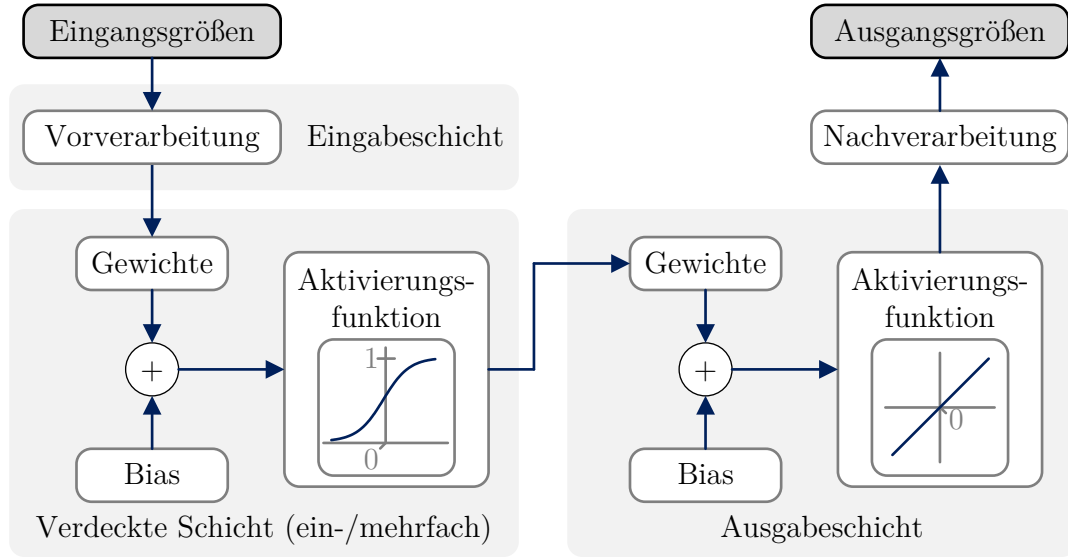


Abbildung 3.14: Struktur des vorwärtsgerichteten KNN für das Blackbox-Umrichtermodell – angelehnt an [54]

so dass jede normierte Eingangsgröße lediglich Werte im Intervall $[-1, 1]$ aufweist [54]. Die Ermittlung des Ausgabewert eines künstlichen Neurons in einer verdeckten Schicht oder der Ausgabeschicht lässt sich kompakt beschreiben: Zur gewichteten Summe der Ausgabewerte aller künstlichen Neurons der vorausgehenden Schicht (oder aller normierter Eingangsgrößen) wird ein Bias addiert und anschließend die Aktivierungsfunktion an dieser Stelle ausgewertet – der resultierende Wert der Aktivierungsfunktion bildet den Ausgabewert des künstlichen Neurons. Der Bias beschreibt in diesem Kontext eine Konstante. Für weitere Details zu der grundsätzlichen Funktionsweise von KNN wird auf die zahlreich vorhandene Literatur verwiesen, zum Beispiel [56].

Mithilfe eines Lernalgorithmus werden die Gewichte und die Bias des KNN so optimiert, dass ein definiertes Kostenfunktional $J_{bb,tr}$ minimiert wird. In diesem Fall bildet die Summe der gewichteten quadratischen Abweichungen zwischen den geschätzten $\bar{\mathbf{u}}_{abc,bb}$ und den gemessenen mittleren Phasenspannungen $\bar{\mathbf{u}}_{abc,m}$ das Kostenfunktional:

$$J_{bb,tr} = \frac{1}{3 \cdot N_{1,bb,tr}} \sum_{k \in \mathcal{D}_{1,bb,tr}} \|\bar{\mathbf{u}}_{abc,bb}[k-1] - \bar{\mathbf{u}}_{abc,m}[k-1]\|^2 \cdot w_1[k-1] . \quad (3.57)$$

Hierbei besteht der Trainingsdatensatz $\mathcal{D}_{1,bb,tr}$ aus $N_{1,bb,tr} = |\mathcal{D}_{1,bb,tr}|$ Datenpunkten und die Gewichtung erfolgt mithilfe des Gewichtungsfaktors w_1 . Als Lernalgorithmus des KNN wird der Levenberg-Marquardt-Backpropagations-Algorithmus (LMBA) [56], [57] verwendet, da dieser aufgrund seines geringen Rechenaufwands für das Trainieren mit einem großen Trainingsdatensatz empfohlen wird [54], [55]. Im Lernalgorithmus muss sowohl auf den Trainings- als auch den Validierungsdatensatz $\mathcal{D}_{1,bb,v}$ zurückgegriffen werden. Des Weiteren soll die Performanzanalyse im Anschluss basierend auf dem separaten Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,bb,te}$ erfolgen, dessen Datenpunkte in dem kompletten Trainingsprozess nicht berücksichtigt werden. Deshalb

Tabelle 3.2: Konfigurationsparameter des Trainingsprozesses und Aufteilung des Datensatzes

Größe	Wert
$N_{1,bb,tr} N_{1,bb,v} N_{1,bb,te}$	117 263 58 632 58 632
Maximale Anzahl an Iterationen	1000
Unterer Grenzwert für den Gradienten	10^{-13}

Tabelle 3.3: Hyperparameteroptimierung: Aufgeführt sind die definierten Hyperparameter, deren Attribute und die ermittelten Optima.

Hyperparameter	Attribute	Optimum
Aktivierungsfunktion in den verdeckten Schichten	Sigmoidfunktion $\text{sig}(x)$, Tangens hyperbolicus $\tanh(x)$, radiale Basis- bzw. gaußsche Kernfunktion $g(x)$	$\tanh(x)$
Aktivierungsfunktion in der Ausgabeschicht	Identische Abbildung $l(x)$, Sigmoidfunktion $\text{sig}(x)$	$l(x)$
Anzahl verdeckter Schichten	1, 2, 3, 4, 5	2
Gesamtzahl der Neuronen in allen verdeckten Schichten	1, 2, 3, \dots , 60	58

werden nach den in Tabelle 3.2 festgelegten relativen Häufigkeiten die Trainings-, Validierungs- und Testdatenpunkte zufällig aus dem gesamten Messdatensatz ausgewählt – nähere Details zu dem Messdatensatz und zur Festlegung des Gewichtungsfaktors w_1 sind in Abschnitt 3.7 zu finden. Das Kostenfunktional (3.57) lässt sich analog für den Validierungsdatensatz $\mathcal{D}_{1,bb,v}$ (oder den Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,bb,te}$) berechnen und als $J_{bb,v}$ (bzw. $J_{bb,te}$) angeben. Unter anderem wird das Trainieren des KNN beendet, sofern eine maximale Anzahl an Iterationen erreicht ist, sich das Kostenfunktional $J_{bb,v}$ nacheinander über eine Anzahl an Iterationen erhöht hat oder der Gradient des Kostenfunktionals einen Grenzwert unterschritten hat – vergleiche hierfür die festgelegten Werte in Tabelle 3.2. An dieser Stelle sei erwähnt, dass die Betrachtungen und Implementierungen mithilfe von MATLAB, insbesondere unter Verwendung einer Toolbox [54], erfolgen, und dabei neben den in diesem Abschnitt explizit angegebenen Spezifikationen die standardmäßigen Einstellungen der Software verwendet werden. Die Initialisierung der Gewichte und der Bias erfolgt innerhalb der Software zu einem gewissen Anteil zufällig [54], [58]. Deshalb wird allgemein jeder Trainingsprozess fünf Mal wiederholt und davon lediglich das KNN mit dem geringsten Wert für das Kostenfunktional $J_{bb,tr}$ ausgewählt bzw. weiter betrachtet. Neben den Gewichten und den Bias gibt es sogenannte Hyperparameter, die strukturelle sowie übergeordnete Eigenschaften betreffen und im Lernprozess selbst nicht optimiert werden, aber trotzdem einen signifikanten Einfluss auf die erreichbare Leistungsfähigkeit der KNN haben [59]. Eine automatisierte Optimierung dieser Hy-

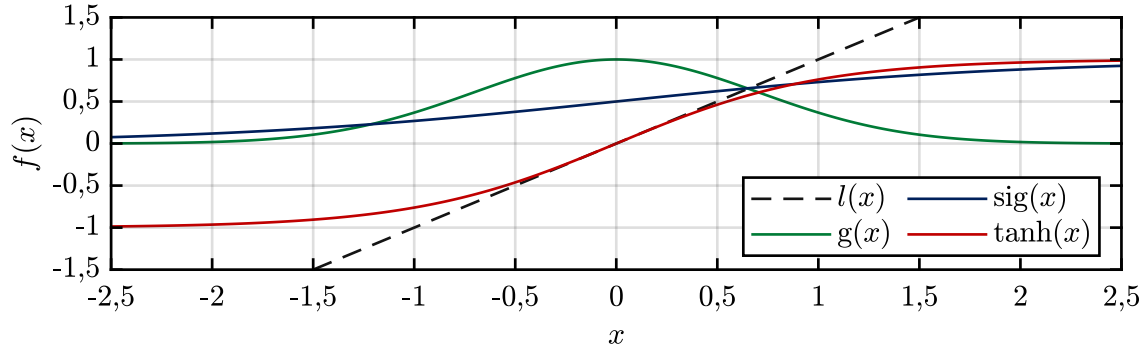


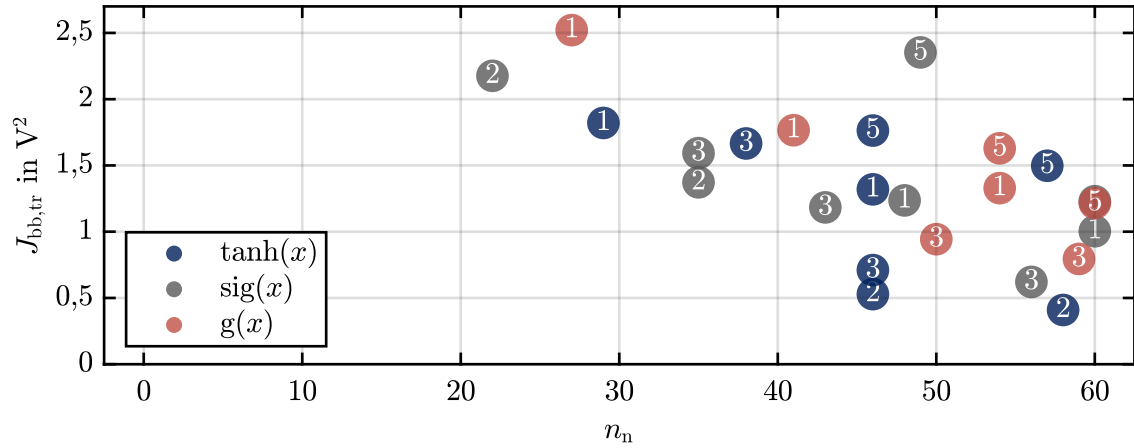
Abbildung 3.15: Aktivierungsfunktionen in der Hyperparameteroptimierung: Betrachtet werden die identische Abbildung $l(x) = x$, die Sigmoidfunktion $\text{sig}(x) = [1 + e^{-x}]^{-1}$, der Tangens hyperbolicus $\tanh(x) = [e^x - e^{-x}] \cdot [e^x + e^{-x}]^{-1}$ und die radiale Basis- bzw. gaußsche Kernfunktion $g(x) = e^{-x^2}$.

perparameter ist sinnvoll, einerseits um die erreichbare finale Performanz des KNN zu steigern und andererseits um diese Umrichtermodellierung sowohl reproduzierbar als auch nachvollziehbar für Interessierte darstellen zu können [59], [60]. An dieser Stelle werden als zu optimierende Hyperparameter die Art der Aktivierungsfunktion innerhalb der verdeckten Schichten, die Art der Aktivierungsfunktion in der Ausgabeschicht, die Anzahl der verdeckten Schichten n_s und die Gesamtzahl der Neuronen n_n in allen verdeckten Schichten ausgewählt. Aus den beiden letztgenannten Größen resultiert unter Annahme einer gleichmäßigen Verteilung der Neuronen auf alle verdeckten Schichten die Anzahl an Neuronen pro verdeckter Schicht als

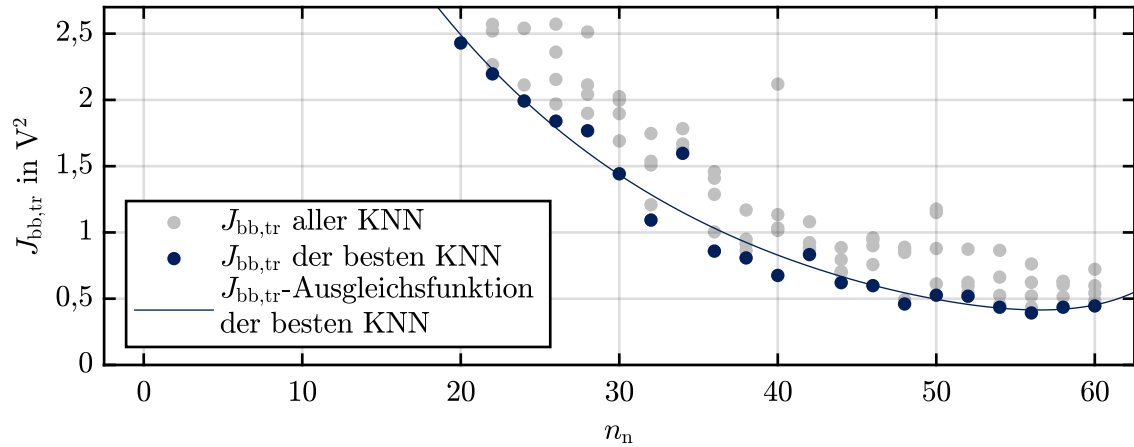
$$n_{\text{nps}} = \left\lfloor \frac{n_n}{n_s} \right\rfloor. \quad (3.58)$$

Hierbei stellt der Operator „ $\lfloor \cdot \rfloor$ “ die Abrundungsfunktion dar, zum Beispiel $\lfloor 2,1 \rfloor = 2$. Für die einzelnen Hyperparameter werden die relevanten Ausprägungen und Intervalle gemäß Tabelle 3.3 festgelegt, um den Rechenaufwand der Hyperparameteroptimierung und der Online-Berechnung des finalen Blackbox-Umrichtermodells zu limitieren. Als Aktivierungsfunktionen in den verdeckten Schichten dienen dabei drei häufig verwendete Aktivierungsfunktionen [61], welche in Abbildung 3.15 dargestellt sind.

Zunächst erfolgt die Hyperparameteroptimierung, wie in [59], [62] vorgeschlagen, unter Verwendung der Bayes’schen Optimierung. Bei der Bayes’schen Optimierung wird iterativ mit allen bisher evaluierten Testpunkten ein probabilistisches Ersatzmodell – meist ein Gaußscher Prozess – für das betrachtete Kostenfunktional $J_{1,\text{bb,tr}}$ angepasst und dieses in einer Akquisitionsfunktion genutzt, um den nächsten zu evaluierenden Testpunkt zu bestimmen [59]. In diesem Kontext bedeutet ein zu evaluierender Testpunkt eine Hyperparameter-Kombination, für die das zugehörige KNN trainiert und anschließend damit das Kostenfunktional $J_{1,\text{bb,tr}}$ berechnet wird. Mithilfe der Akquisitionsfunktion lässt sich unter geringem Rechenaufwand ein optimaler Kompromiss zwischen Verringerung der Unsicherheit im Ersatzmodell und Minimierung des Erwartungswertes des Ersatzmodells finden, so dass letztendlich mit der Bayes’schen Optimierung ein globales Optimum resultieren kann [59].



(a) Performanz der KNN in der Bayes'schen Optimierung: Alle abgebildeten Konfigurationen besitzen die identische Abbildung als Aktivierungsfunktion in der Ausgabeschicht. Die Aktivierungsfunktion der verdeckten Schichten (Farbe) und die Anzahl verdeckter Schichten (Index) sind hervorgehoben.



(b) Performanz der KNN in der lokalen Optimierung

Abbildung 3.16: Ergebnisse der Hyperparameteroptimierung und der lokalen Optimierung basierend jeweils auf dem entsprechenden Trainingsdatensatz

Die Bayes'sche Optimierung evaluiert während der Hyperparameteroptimierung 46 KNN-Strukturen und diejenigen darunter, die einen Kostenfunktionswert $J_{bb,tr}$ geringer als $2,5 V^2$ aufweisen, sind in Abbildung 3.16a visualisiert. Dabei ist anzumerken, dass die Strukturen mit einer Sigmoidfunktion in der Ausgabeschicht allgemein deutlich höhere Kostenfunktionswerte aufweisen ($J_{bb,tr} > 2,5 V^2$) und dementsprechend nicht abgebildet sind. Gemäß dieser Hyperparameteroptimierung sollte das KNN aus zwei verdeckten Schichten und insgesamt 58 Neuronen bestehen, wobei in der Ausgabeschicht die identische Abbildung und in den verdeckten Schichten der Tangens hyperbolicus als Aktivierungsfunktion verwendet wird.

Zur genaueren Analyse des Zusammenhangs zwischen der Schätzperformanz und der Anzahl an Neuronen n_n in allen verdeckten Schichten, das heißt dem resul-

tierenden Online-Rechenaufwand für das KNN, lässt sich eine lokale Optimierung anschließen. Hierbei werden grundsätzlich die mit der Hyperparameteroptimierung ermittelten Parameter verwendet, allerdings wird die Anzahl an Neuronen n_n variiert. Bei dieser lokalen Optimierung erfolgt der Trainingsprozess (und die Validierung) prinzipiell weiterhin mit demselben Kostenfunktional (3.57). Hingegen wird für die lokale Optimierung der gesamte Datensatz nochmals zufällig gemäß den in Tabelle 3.2 angegebenen relativen Häufigkeiten in Trainings-, Test- und Validierungsdatensätzen unterteilt. Das heißt, die Zuordnung der Datenpunkte zu den einzelnen Teildatensätzen ist bei der Hyperparametrierung und der lokalen Optimierung unterschiedlich. Jedes KNN wird weiterhin fünf Mal trainiert und die resultierenden Werte des Kostenfunktionals $J_{bb,tr}$ sind in Abbildung 3.16b separat visualisiert. Auf Grundlage der Hyperparameteroptimierung und der angeschlossenen lokalen Optimierung wird die optimale Netzstruktur gemäß Tabelle 3.3 ausgewählt. In der lokalen Optimierung basiert die Auswahl des besten KNN auf dem Kostenfunktional $J_{bb,tr}$ und dabei resultiert ein KNN mit insgesamt 56 Neuronen, welches zu $J_{bb,tr} \approx 0,39 \text{ V}^2$ führt.

Dieses KNN wird im Folgenden als Blackbox-Umrichtermodell (BBU) bezeichnet. Die Performanz dieses KNN wird in Kapitel 3.8 genauer analysiert und mit der des Greybox-Umrichtermodells verglichen.

3.6 Blackbox-Umrichterkompensationsverfahren

Grundsätzlich sind die im vorangehenden Abschnitt betrachteten KNN wegen der enthaltenen Aktivierungsfunktionen nichtlineare Abbildungen, die im Allgemeinen nicht in geschlossener Form invertiert werden können [63], [64]. Allerdings lässt sich durch Umordnen der Eingangsgrößen, Ausgangsgrößen und der zeitlichen Beziehungen in Gleichung (3.55) direkt der gesuchte funktionale Zusammenhang

$$\begin{aligned} \mathbf{d}_{abc,bbc}^*[k+1] = \mathbf{f}_{bbc}(\bar{\mathbf{u}}_{abc}^*[k+1], \mathbf{d}_{abc}[k], \\ \mathbf{i}_{abc,m}[k], \mathbf{i}_{abc,m}[k-1], u_{dc,m}[k], u_{dc,m}[k-1]), \end{aligned} \quad (3.59)$$

ableiten. Dieser kann anschließend analog zu dem BBU mithilfe eines KNN approximiert werden. Dabei geben $\bar{\mathbf{u}}_{abc}^*$ die mittleren Sollphasenspannungen und $\mathbf{d}_{abc,bbc}^*$ die durch das KNN bestimmten Sollastverhältnisse an.

In erstmaligen (vom Autor dieser Arbeit durchgeführten) Untersuchungen [1] wurden alternative Strukturen für das Blackbox-Kompensationsschema analysiert:

1. separate Modellierungen pro Phase, das heißt pro Phase wird ein einzelnes KNN trainiert,
2. Einbeziehung der Drehzahlinformation als zusätzliche Eingangsgröße in \mathbf{f}_{bbc} aus Gleichung (3.59),
3. Einbeziehung der Drehzahlinformation als zusätzliche Eingangsgröße in der separaten Modellierung pro Phase (gemäß 1.).

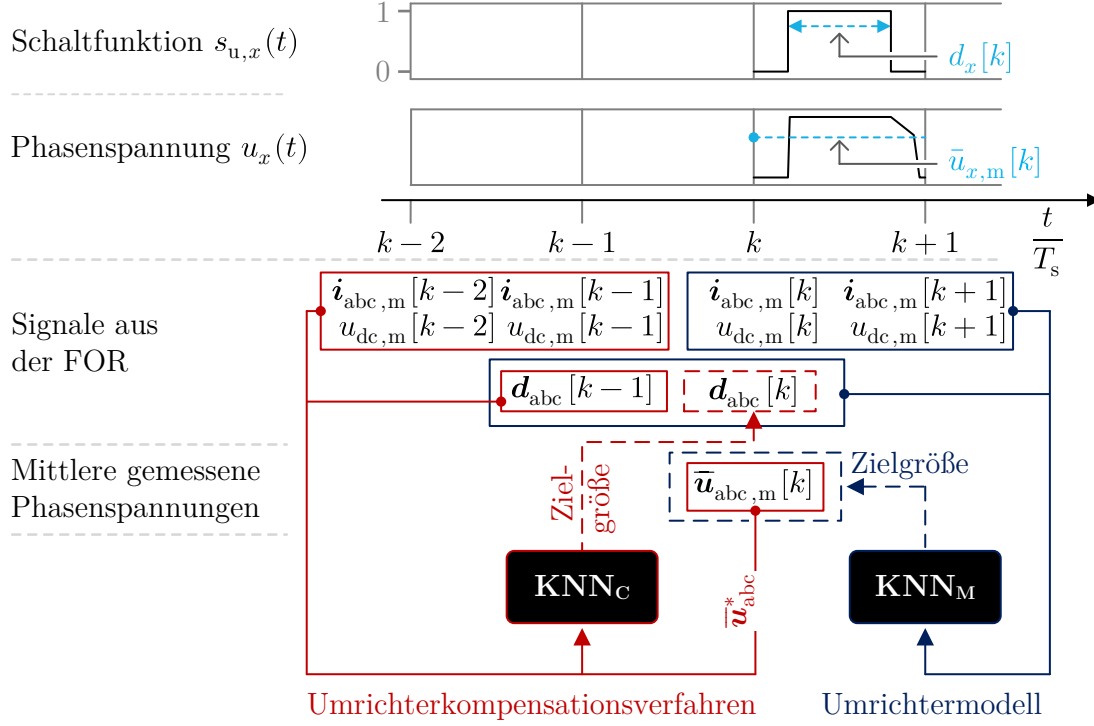


Abbildung 3.17: Visualisierung der im Trainingsprozess verwendeten Größen und deren zeitlicher Beziehungen: Das KNN_M und das KNN_C stellen das KNN des BBU bzw. des Blackbox-Umrichterkompensationsverfahrens dar. Für eine Phase x sind zusätzlich qualitativ die Schaltfunktion des oberen Transistors $s_{u,x}(t)$ und die Phasenspannung $u_x(t)$ visualisiert. Bei der Identifikation des EGU werden prinzipiell dieselben Größen verwendet wie bei dem Trainingsprozess für das KNN_M .

Dabei wurde die Struktur gemäß Gleichung (3.59) als am effektivsten beurteilt und deshalb wird sich in der vorliegenden Arbeit auf diese beschränkt.

Zur besseren Nachvollziehbarkeit der Eingangssignale und Schätzgrößen des Blackbox-Umrichtermodells und des Blackbox-Kompensationsschemas sind diese in Abbildung 3.17 visualisiert. Besonders hervorzuheben ist, dass der identische Datensatz (beschrieben in Abschnitt 3.7) für beide Trainingsprozesse verwendet werden kann. Im Trainingsprozess des Umrichterkompensationsverfahrens werden die Vektoren der gemessenen mittleren Phasenspannungen als die Sollphasenspannungsvektoren interpretiert, also $\bar{\mathbf{u}}_{abc}^*[k] = \bar{\mathbf{u}}_{abc,m}[k]$, und der aufgeschaltete Tastverhältnisvektor $\mathbf{d}_{abc}[k]$ als die zu schätzende Zielgröße des KNN.

Das Ziel im Trainingsprozess besteht darin, das folgende Kostenfunktional zu minimieren:

$$J_{\text{bbc,tr}} = \frac{1}{3 \cdot N_{1,\text{bb,tr}}} \sum_{k \in \mathcal{D}_{1,\text{bb,tr}}} \left(\left\| \mathbf{d}_{abc,\text{bbc}}^*[k] - \mathbf{d}_{abc}[k] \right\| \cdot w_1[k] \right)^2. \quad (3.60)$$

Hierbei stellt \mathbf{d}_{abc} den Vektor der aufgeschalteten Tastverhältnisse dar, $\mathcal{D}_{1,\text{bb,tr}}$ den Trainingssatz der lokalen Optimierung des BBU und $N_{1,\text{bb,tr}} = |\mathcal{D}_{1,\text{bb,tr}}|$ die Anzahl an

Datenpunkten. Für das KNN werden dieselben Hyperparameter des BBU und dieselben Trainingskonfigurationen verwendet, wobei eine separate Optimierung der Hyperparameter oder eine Veränderung anderer Trainingsparameter ebenfalls problemlos für das Kompensationsschema umsetzbar wären. In Abschnitt 3.9 wird die Performanz des trainierten KNN analysiert und mit der des Greybox-Kompensationsschemas verglichen.

3.7 Datensatz für die Identifikation und die Validierung

In der betrachteten Anwendung wird ein umrichter gespeister Prüflings-ASM unter Verwendung eines Rapid-Control-Prototyping-Systems (RCPS) bei einer PWM-Schaltfrequenz $f_s = 10$ kHz geregelt. Mit einem Oszilloskop und drei Differenztastköpfen werden die pulsierenden Phasenspannungen u_a , u_b , u_c gemäß der Struktur in Abbildung 3.18 gemessen. Hierbei wird im Oszilloskop ein Spannungsbereich von 800 V und eine Abtastrate von $25 \cdot 10^6$ /s eingestellt, wodurch 2500 Werte pro PWM-Periodendauer $T_s = 100$ μ s und eine Quantisierungsgenauigkeit von ungefähr 0,2 V resultieren. Zum Starten einer simultanen Messung im Oszilloskop und RCPS wird ein Triggersignal verwendet. Um die mittlere Phasenspannung $\bar{u}_{x,m}$ während einer PWM-Periode bestimmen zu können, wird an das Oszilloskop zusätzlich ein Signal übertragen, das den Start jeder neuen PWM-Periode angibt, und somit das Oszilloskop mit dem RCPS synchronisiert. Die Berechnung der Mittelwerte $\bar{u}_{x,m}$ aus den abgetasteten Phasenspannungen erfolgt in einer nachgelagerten Datenver-

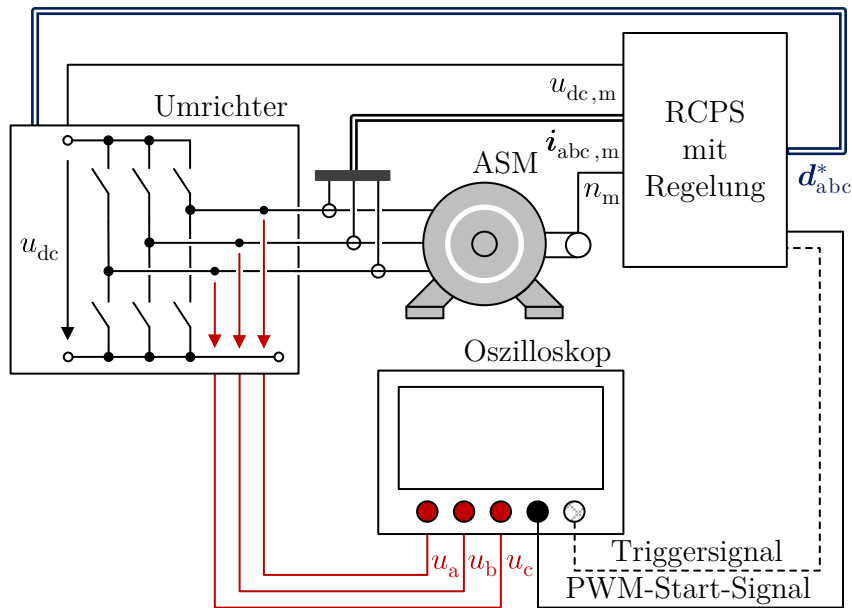


Abbildung 3.18: Struktur des Messaufbaus

Tabelle 3.4: Relevante Komponenten des Prüfstands und des Messaufbaus

Umrichter:	SEMIKRON Semiteach
Nennausgangsstrom -spannung	30 A 400 V
Prüflingsmotor (ASM):	LUST ASHK-22-20K13-000
Nennleistung -drehzahl -phasenstrom	1500 W 3000 min ⁻¹ 3,9 A
RCPS	dSPACE MicroLabBox
Stromsensoren (Phasenströme)	3 x Sensitec CMS2015 SP10
Spannungssensor (Zwischenkreisspannung)	LEM LV 100-600
Oszilloskop (Phasenspannungen):	Teledyne LeCroy 12-Bit HDO4104
Differenz tastköpfe (Oszilloskop)	1 x PMK Bumblebee 1 kV CAT III, 2 x Teledyne LeCroy ADP305

arbeitung. Diese Datenverarbeitung erfolgt asynchron auf einem Bürocomputer, so dass zuerst alle Einzelmessungen gespeichert werden.

In Abbildung 3.17 sind bereits für eine PWM-Periode k die wesentlichen Größen, die einen Eintrag im Datensatz bilden, dargestellt, nämlich

$$\begin{aligned} & \mathbf{i}_{abc,m}[k-2] , \mathbf{i}_{abc,m}[k-1] , \mathbf{i}_{abc,m}[k] , \mathbf{i}_{abc,m}[k+1] , u_{dc,m}[k-2] , \\ & u_{dc,m}[k-1] , u_{dc,m}[k] , u_{dc,m}[k+1] , \mathbf{d}_{abc}[k-1] , \mathbf{d}_{abc}[k] , \bar{\mathbf{u}}_{abc,m}[k] . \end{aligned} \quad (3.61)$$

Zusätzlich wird in jeder PWM-Periode die gemessene Drehzahl $n_m[k]$ gespeichert, zum Beispiel um die Daten anschließend drehzahlabhängig darstellen zu können. Allerdings ist die Drehzahlinformation für die Identifikation der finalen Modelle und Verfahren nicht erforderlich. Die mittleren Phasenspannungen basieren somit auf den Messungen des Oszilloskops und die anderen Größen werden mithilfe des RCPS aufgenommen, in dem die Messwerte von am Prüfstand vorhandenen Sensoren (vergleiche Tabelle 3.4) verfügbar sind. Weitere Informationen zum verwendeten Prüflings- und Lastmotor sind Abschnitt 4.4 zu entnehmen.

Allgemein wird am Prüfstand der Prüflingsmotor für die Datenaufnahme mithilfe einer standardmäßigen FOR-Stromregelung mit einer Frequenz von $f_s = 10$ kHz gemäß Abschnitt 2.2 betrieben, während der Lastmotor durch eine industrielle Hardware drehzahl geregelt eingesetzt wird. Bei verschiedenen Drehzahlen n werden Arbeitspunkte aus der $i_{s,d}^* - i_{s,q}^*$ -Ebene am Prüflingsmotor eingeregelt und alle relevanten Größen jeweils für eine Dauer von 500 ms aufgenommen. Zum Teil werden dabei die Solltastverhältnisse der Regelung von einem Zufallssignal geringer Amplitude überlagert, um eine höhere Variation in den Tastverhältnissen zu erreichen und einen umfassenden Datensatz aufzunehmen. Insgesamt besteht der Identifikationsdatensatz aus ungefähr 234 500 Einträgen. In Abbildung 3.19 sind exemplarisch das Tastverhältnis $d_b[k]$, der mittlere gemessene Phasenstrom $\bar{i}_{b,m}[k]$ und die gemessene Drehzahl $n_m[k]$ von 20 000 zufällig ausgewählten Datenpunkten dieses Datensatzes dargestellt. Es ist zu erkennen, dass Datenpunkte bei verschiedenen Motordrehzahlen

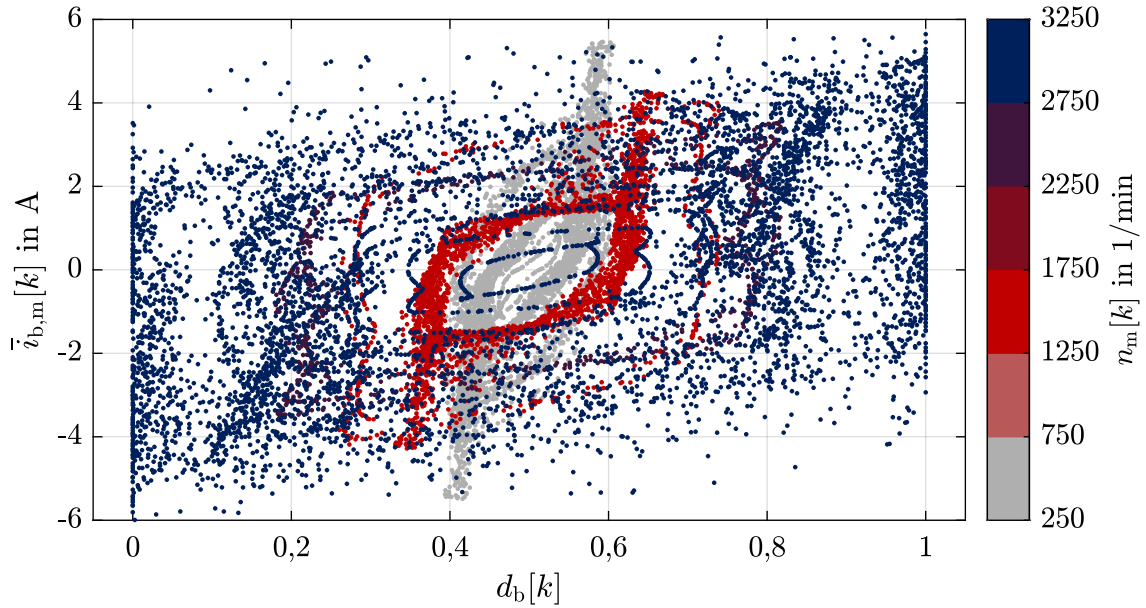


Abbildung 3.19: Visualisierung von 20 000 Datenpunkten des Datensatzes \mathcal{D}_1 in der d_x - i_x -Ebene für eine exemplarische Phase $x = b$

sowie im gesamten Tastverhältnis- und relevanten Strombereich des elektrischen Antriebs vorhanden sind.

Da die einzelnen Tastverhältnisse im Datensatz unterschiedlich häufig vertreten sind, wird ein Gewichtungsfaktor $w_1[k]$ verwendet, durch den selten vorkommende Tastverhältnisbereiche höher gewichtet werden als häufig vorkommende. Hierdurch kann im Trainings- und Identifikationsprozess sichergestellt werden, dass die datenbasierten Verfahren im gesamten Bereich eine gute Performanz aufweisen. Ansonsten könnten bei einer ungleichmäßigen Verteilung in der Datengrundlage einige Bereiche eine bessere Performanz aufweisen, da diese häufiger vorkommen und somit deren Schätzfehler stärker in das Kostenfunktional eingehen als andere. Allgemein wurde der vollständige Datensatz veröffentlicht und ist frei verfügbar [3], [4].

Die Einteilung des Identifikationsdatensatzes in Trainings-, Validierungs- und Testdatensätze erfolgt zufällig gemäß vorgegebenen Häufigkeiten, die in Tabelle 3.2 aufgeführt sind. Für das Blackbox-Umrichtermodell wird die zufällige Aufteilung zweimal durchgeführt, einmal für die Hyperparameteroptimierung und einmal für die lokale Optimierung. Die Greybox-Modellidentifikation greift auf dieselbe Datenaufteilung wie die lokale Optimierung bei dem Blackbox-Ansatz zurück, wobei allerdings der Trainings- und Validierungsdatensatz gemeinsam im Identifikationsprozess als Datengrundlage $\mathcal{D}_{1, \text{tr, gb}}$ dienen. Für das Training des Blackbox-Umrichterkompensationsverfahrens wird ebenfalls die Aufteilung gemäß der lokalen Optimierung des BBU verwendet. Es liegt somit für die Analyse der Performanz in den Abschnitten 3.8 und 3.9 ein Testdatensatz $\mathcal{D}_{1, \text{te}}$ mit über 58 000 Einträgen vor, der weder im Trainingsprozess der finalen KNN noch während der Identifikation der Greybox-Modelle verwendet wird.

3.8 Vergleich der Umrichtermodelle

Für die Beurteilung der Schätzgenauigkeit einer Modellvariante v wird phasenweise der absolute Fehler

$$e_{x,v}[k] = \bar{u}_{x,v}[k] - \bar{u}_{x,m}[k] , \quad (3.62)$$

bestimmt und für alle Phasen zusammen der entsprechende Vektor $\mathbf{e}_{abc,v}[k]$. Dar-
aus lässt sich ein alle Phasen einbeziehender quadratischer Mittelwert (englischer
Fachbegriff: root mean square, RMS) aller Schätzfehler ableiten:

$$\text{rms}(\mathbf{e}_{abc,v}) = \sqrt{\frac{1}{3 \cdot |\mathcal{D}_{1,te}|} \sum_{k \in \mathcal{D}_{1,te}} \|\bar{\mathbf{u}}_{abc,v}[k] - \bar{\mathbf{u}}_{abc,m}[k]\|^2} . \quad (3.63)$$

Hierbei repräsentiert $|\mathcal{D}_{1,te}|$ die Anzahl der Datenpunkte im Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,te}$, der
identisch mit $\mathcal{D}_{1,gb,te}$ und $\mathcal{D}_{1,bb,te}$ ist. Neben der Betrachtung des EGU und des BBU
gemäß der Gleichung (3.42) bzw. (3.55) wird das BGU gemäß Gleichung (3.17) zum
Vergleich herangezogen. Die im BGU enthaltenen Parameter werden analog zum EGU
mit demselben Identifikationsprozess und derselben Datengrundlage identifiziert. Als
weiteres Referenzmodell zur Schätzung der Phasenspannungen wird zum einen ein
simples Umrichtermodell (SU) [31] genutzt:

$$\bar{u}_{x,SU}[k] = \left(d_x[k] - \text{sgn}(\bar{i}_{x,m}[k]) \cdot \frac{t_{it}}{T_s} \right) \cdot \bar{u}_{dc,m}[k] , \quad (3.64)$$

das die Wechelsperrzeit $t_{it} = 3,3 \mu\text{s}$ [48] abhängig vom Vorzeichen des Phasenstroms
berücksichtigt. Zum anderen wird eine Schätzung der Phasenspannung unter Berück-
sichtigung eines idealen Umrichters (IU) durchgeführt:

$$\bar{u}_{x,IU}[k] = d_x[k] \cdot \bar{u}_{dc,m}[k] . \quad (3.65)$$

Sofern mit den Gleichungen (3.64) und (3.65) jeweils die drei Phasenspannungen
geschätzt werden, lassen sich die entsprechenden Phasenspannungsvektoren $\bar{\mathbf{u}}_{abc,SU}$
bzw. $\bar{\mathbf{u}}_{abc,IU}$ bestimmen und deren Güte mit den erarbeiteten Modellen vergleichen.

In Tabelle 3.5 sind die entsprechenden Schätzperformanzen aller Modelle ba-
sierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,te}$ aufgeführt. Zur einfacheren Interpretation der
berechneten Schätzfehler lässt sich eine Normierung auf die nominelle Zwischenkreis-
spannung

$$U_{dc,N} = \sqrt{2} \cdot \sqrt{3} \cdot 230 \text{ V} \approx 563,38 \text{ V} , \quad (3.66)$$

nutzen. Es lässt sich erkennen, dass das EGU den Spannungsfehler gegenüber dem
SU um 85 % (oder gegenüber dem IU um 93 %) verringert und dass das BBU den
Spannungsschätzfehler gegenüber dem SU um 91 % (oder gegenüber dem IU um 95 %)
reduziert. Im direkten Vergleich der beiden datenbasierten Modellierungsansätze
führt das BBU zu einem um 39 % geringeren RMS-Spannungsfehler als das EGU.

Tabelle 3.5: Performanz der Umrichtermodelle basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,te}$

	BBU	EGU	BGU	SU	IU
$\text{rms}(\mathbf{e}_{abc,v})$ in V	0,64 V	1,05 V	2,41 V	6,99 V	14,01 V
$\text{rms}(\mathbf{e}_{abc,v}) / U_{dc,N}$	0,11 %	0,19 %	0,43 %	1,24 %	2,49 %

Allerdings ist an dieser Stelle der geringe absolute Spannungsfehler beider Ansätze, nämlich ungefähr 1 V, hervorzuheben. Gegenüber dem BGU erreicht das EGU mit dessen Erweiterungen eine Fehlerreduktion von 56 %.

Bei dem betrachteten Umrichter arbeitet die anwendungsspezifische integrierte Schaltung (englischer Fachbegriff: application-specific integrated circuit, ASIC) einer IGBT-Treiberschaltung mit einer Taktfrequenz von $f_{\text{ASIC}} = 8 \text{ MHz}$ [47]. Diese ASIC sind allerdings nicht mit dem RCPS synchronisiert. Das heißt, die Schaltfunktionen, die die PWM des RCPS in diskreten Zeitabständen aktualisiert, werden in den ASIC erneut diskretisiert. Sofern vereinfachend die Schaltfunktionen als kontinuierlich und ideal angenommen werden, beträgt der maximale absolute Fehler zwischen dem interpretierten Tastverhältnis in einer ASIC und dem ursprünglichen Tastverhältnis in dem RCPS:

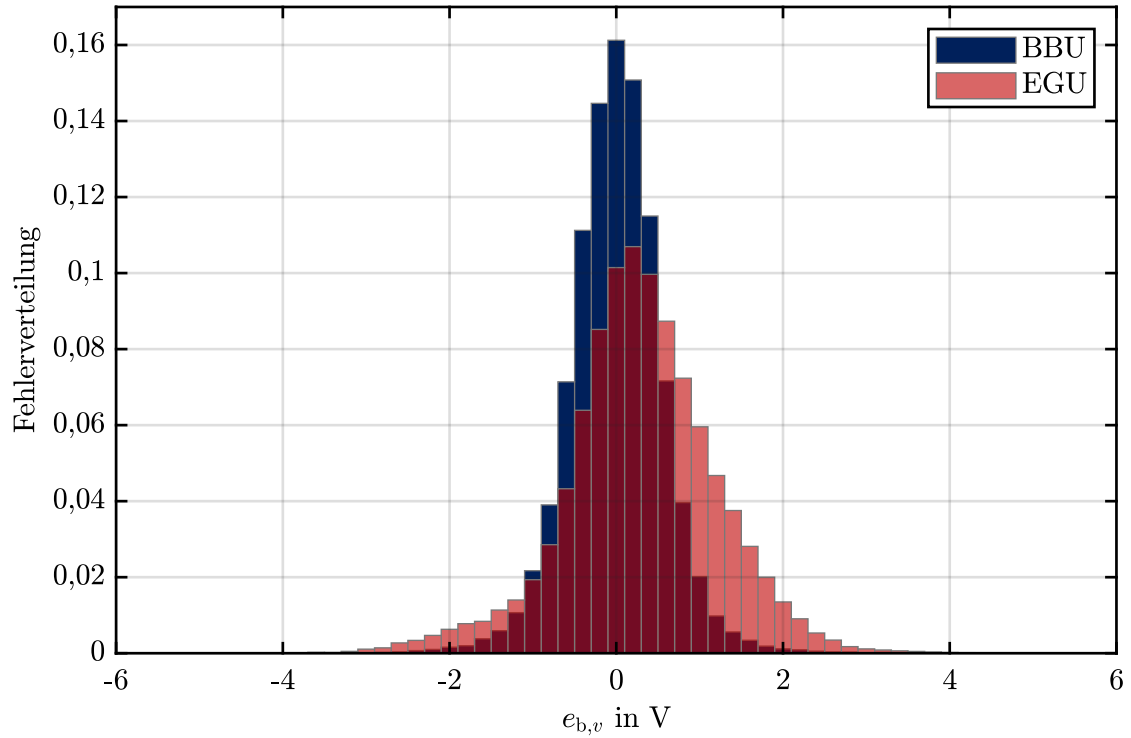
$$\Delta d_{\text{ASIC}} = \frac{1}{f_{\text{ASIC}} \cdot T_s} = 0,000125 . \quad (3.67)$$

Damit lässt sich die maximal resultierende absolute Phasenspannungsabweichung aufgrund der Diskretisierung in der ASIC abschätzen als:

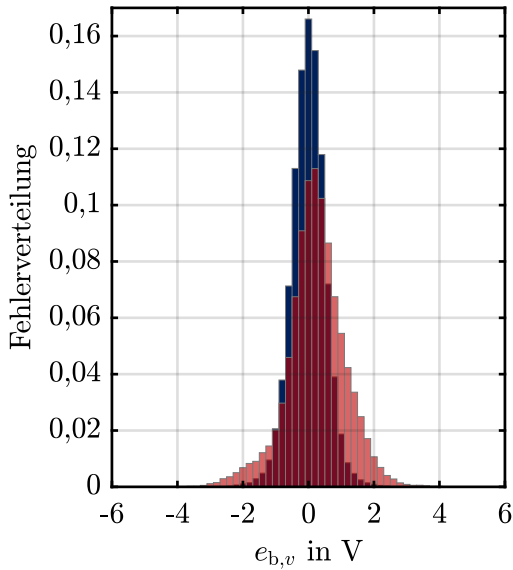
$$\Delta u_{\text{ASIC}} = \Delta d_{\text{ASIC}} \cdot U_{dc,N} \approx 0,70 \text{ V} . \quad (3.68)$$

Bei dem Vergleich dieses Wertes mit den Performanzen gemäß Tabelle 3.5 ist festzustellen, dass der RMS-Spannungsfehler des BBU kleiner ist als die maximale Phasenspannungsabweichung, die bereits durch die Diskretisierung einer Schaltfunktion im Umrichter auftreten kann. Ein signifikanter Anteil des verbleibenden Schätzfehlers ist dementsprechend auf zufällige und nichtdeterministische Spannungsabweichungen im Antriebssystem zurückzuführen.

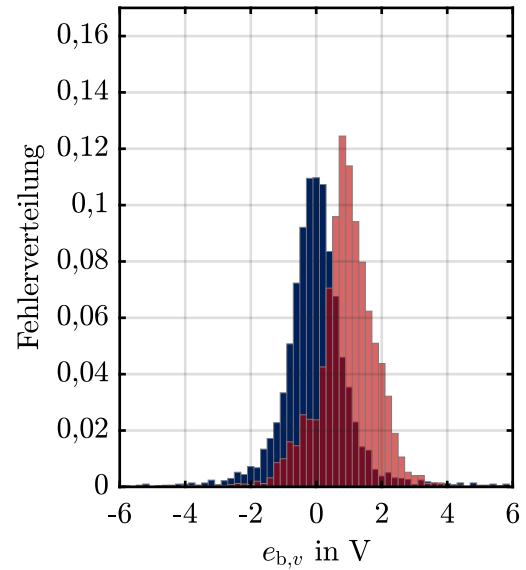
Neben dieser quantitativen Analyse wird für eine exemplarische Phase $x = b$ die Verteilung des Phasenspannungsfehlers $e_{b,v}[k]$ in Abbildung 3.20 detaillierter untersucht. Hierbei werden unter anderem die Datenpunkte des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{1,te}$ dahingehend unterschieden, ob deren Tastverhältnisse $d_b[k]$ und $d_b[k-1]$ im mittleren Bereich liegen oder nicht. Die Tastverhältnisse $d_b[k]$ und $d_b[k-1]$ liegen im mittleren Bereich, wenn beide jeweils Werte aus dem offenen Intervall $]d_{t,b}; 1 - 2 \cdot d_{t,b}[$ aufweisen. Für Datenpunkte, deren Tastverhältnisse $d_b[k]$ und $d_b[k-1]$ im mittleren Bereich liegen, sind die Spannungsfehler sowohl für das EGU als auch für das BBU nahezu gaußverteilt und weisen einen Mittelwert von ungefähr null auf – vergleiche Abbildung 3.20b. Für das BBU trifft dies sogar auch für Tastverhältnisse außerhalb des mittleren Bereichs (also für sehr hohe oder sehr niedrige Tastverhältnisse) zu –



(a) Fehlerverteilung für alle Datenpunkte des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{1,te}$



(b) Für Datenpunkte, deren Tastverhältnisse $d_b[k]$ und $d_b[k-1]$ im mittleren Bereich liegen



(c) Für Datenpunkte, deren Tastverhältnisse $d_b[k]$ und/oder $d_b[k-1]$ nicht im mittleren Bereich liegen

Abbildung 3.20: Verteilung der Spannungsschätzfehler des BBU (blau) und des EGU (rot) für eine beispielhafte Phase $x = b$ basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,te}$: Die gesamte Verteilung (oben) wird in zwei Teilverteilungen (unten) gegliedert und dabei wird das Intervall $]d_{t,b}; 1 - 2 \cdot d_{t,b}[$ als mittlerer Bereich bezeichnet.

vergleiche Abbildung 3.20c. Allgemein ist die Varianz des Schätzfehlers bei dem BBU geringer als bei dem EGU. Es ist hierbei allerdings erneut zu betonen, dass beide Modelle relativ geringe Schätzfehler aufweisen und dementsprechend eine sehr gute Spannungsschätzung ermöglichen.

In Abbildung 3.21 wird der mittlere Spannungsfehler zusätzlich innerhalb der $d_x\text{-}\bar{i}_{x,m}$ -Ebene für eine exemplarische Phase $x = b$ analysiert. Für diese Darstellung werden die Datenpunkte des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{1,te}$ abhängig vom Tastverhältnis $d_b[k]$ und mittleren Phasenstrom $\bar{i}_{b,m}[k]$ gruppiert (Rasterung in Abbildung 3.21). Basierend auf den Schätzfehlern aller Datenpunkte einer Gruppe \mathcal{D}_g wird jeweils analog zu Gleichung (3.63) ein einzelner Effektivwert

$$\text{rms}_g(e_{b,v}) = \sqrt{\frac{1}{3 \cdot |\mathcal{D}_g|} \sum_{k \in \mathcal{D}_g} (\bar{u}_{b,v}[k] - \bar{u}_{b,m}[k])^2}, \quad (3.69)$$

berechnet und farblich in Abbildung 3.21 dargestellt. Demnach weist das EGU die größten Abweichungen für Strommittelwert-Beträge nahe null und für sehr hohe sowie sehr niedrige Tastverhältnisse auf. Dies lässt sich aufgrund der vereinfachten Annahmen in der Modellbildung – zum Beispiel aufgrund der Mittelwertbildung des Phasenstroms oder der Vernachlässigung des Lück-Effekts – erklären. Erneut wird dabei allerdings auf das relativ geringe Ausmaß dieser Schätzabweichungen hingewiesen. Im Gegensatz zum EGU zeigt das BBU nahezu ausschließlich höhere Abweichungen für sehr niedrige und sehr hohe Tastverhältnisse – vergleiche Abbildung 3.21b. Generell lassen sich diese erhöhten Schätzfehler für diese Tastverhältnisse

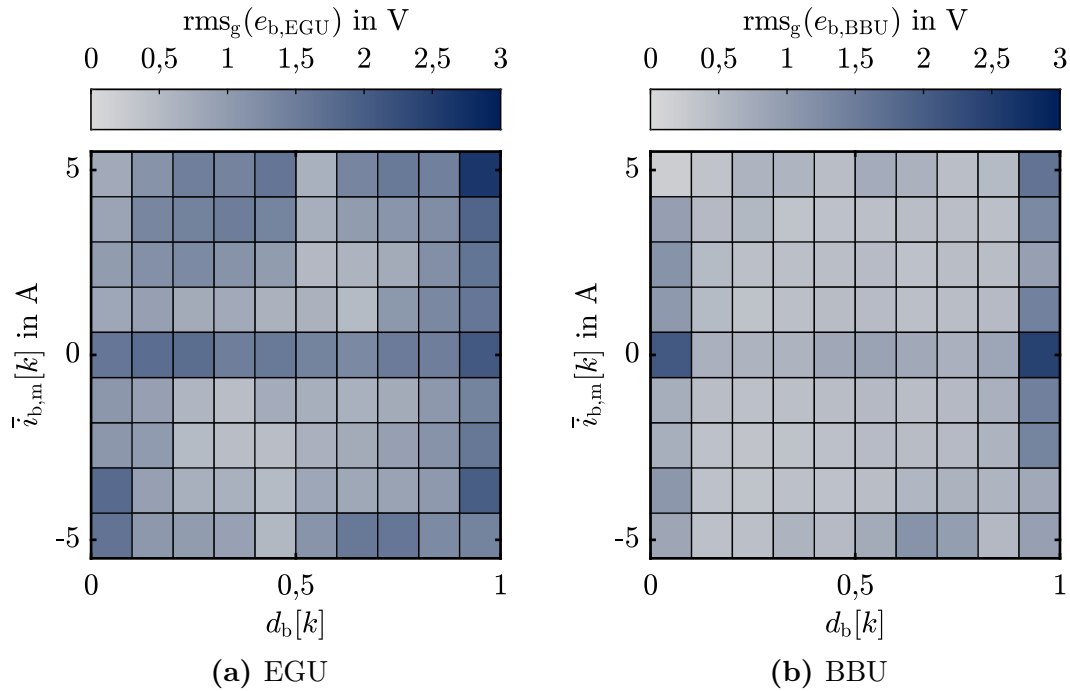


Abbildung 3.21: Visualisierung der RMS-Schätzfehler des EGU und des BBU in der $d_x\text{-}\bar{i}_{x,m}$ -Ebene für eine Phase $x = b$ basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,te}$

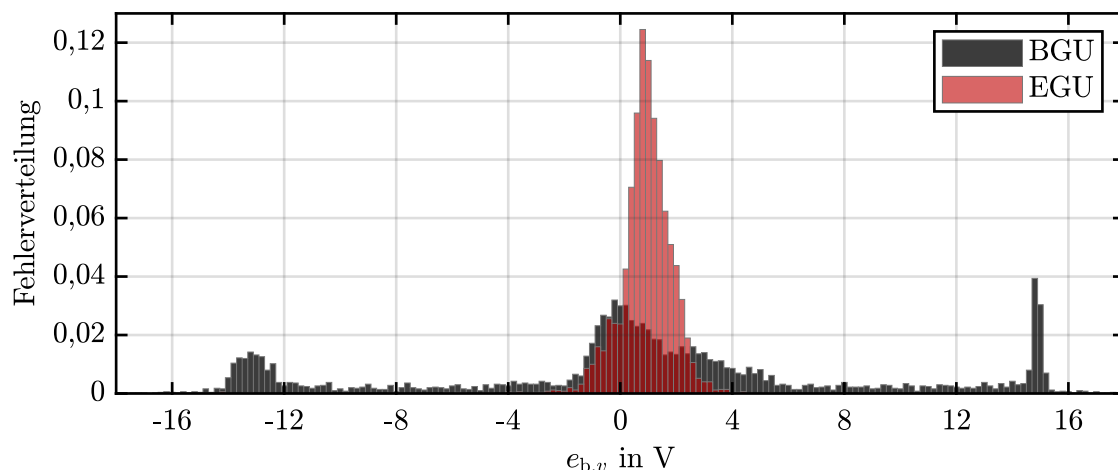


Abbildung 3.22: Vergleich der Verteilungen der Spannungsschätzfehler einer beispielhaften Phase $x = b$ bei Verwendung des EGU (rot) und des BGU (grau): Die Fehlerverteilung bezieht sich auf diejenigen Datenpunkte des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{1,te}$, die Tastverhältnisse nicht im mittleren Bereich aufweisen.

Tabelle 3.6: Online-Berechnungszeiten und Offline-Identifikationszeiten der Modelle

Online-Berechnungszeit pro PWM-Periode auf dem RCPS	
Nur FOR	20,2 μ s
FOR mit EGU	24,5 μ s
FOR mit BBU	37,9 μ s
Offline-Identifikationszeit auf einem Bürocomputer (Prozessor: i7-7700)	
PSO des EGU für alle drei Phasen	Ungefähr 7 h
Trainingsprozess eines KNN (mit 56 Neuronen) für das BBU	Ungefähr 8 h

zu einem gewissen Grad mit der fehlenden Synchronisation zwischen Umrichter und Regelung erklären. In diesen Bereichen hat dies einen signifikanten Einfluss, da kurze Einschaltimpulse der Regelung teilweise nichtdeterministisch im Umrichter interpretiert werden – wie zuvor dargestellt.

Des Weiteren soll die Wirksamkeit der Erweiterungen im vorgestellten EGU gemäß Gleichung (3.42) gegenüber dem BGU gemäß Gleichung (3.17) diskutiert werden. Da für Tastverhältnisse im mittleren Bereich beide Modelle die gleiche analytische Beschreibung haben, konzentriert sich diese Analyse nur auf Tastverhältnisse, die außerhalb des mittleren Bereichs liegen. Zu diesem Zweck ist die Verteilung der Schätzfehler bei den relevanten Tastverhältnissen für beide Modelle in Abbildung 3.22 dargestellt. Hierin lässt sich eine signifikant große Anzahl hoher Abweichungen im BGU und damit eine unzureichende Modellgüte für diesen Betriebsbereich erkennen. Diese hohen absoluten Schätzfehler rechtfertigen die komplexere Modellierung und die Anwendung des EGU gegenüber dem BGU.

Zuletzt sollen ebenfalls die Online-Berechnungszeiten auf dem RCPS und die Offline-Identifikationszeiten auf einem Standard-Bürocomputer für beide Modelle präsentiert werden. Wie in Tabelle 3.6 dargestellt, benötigt die standardmäßige FOR auf dem RCPS $20,2 \mu\text{s}$. Das Hinzufügen des EGU oder des BGU erhöht die Berechnungszeit um $4,3 \mu\text{s}$ bzw. $17,7 \mu\text{s}$. Die Online-Berechnungszeit des Blackbox-Ansatzes ist somit mehr als das Vierfache derer des Greybox-Ansatzes und benötigt ungefähr so viel Zeit wie die standardmäßige FOR. Auf dem Bürocomputer wird für die Durchführung der PSO des EGU für alle drei Phasen ungefähr dieselbe Zeit benötigt, die der Trainingsprozess des verwendeten KNN mit 56 Neuronen erfordert, nämlich sieben bis acht Stunden (vergleiche Tabelle 3.6). Es muss hierbei jedoch berücksichtigt werden, dass zur Identifikation des BBU der Trainingsprozess aufgrund der zufälligen Einflüsse der Initialisierung fünf Mal durchgeführt wird – vergleiche Erklärung in Abschnitt 3.5. Im Allgemeinen kann die Offline-Identifikationszeit durch vortrainierte KNN (für das BBU) und durch geeignete Initialisierungswerte der Modellparameter (für das EGU) verkürzt werden. Dies ist insbesondere dann der Fall, wenn Modelle für Umrichtereinheiten des gleichen Typs identifiziert werden sollen, beispielsweise bei der Serienfertigung von Umrichtern. Typischerweise ist in der Serienproduktion ein Bandende-Test vorgesehen, um eine hohe Qualität zu gewährleisten [65]. In diesem Produktionsabschnitt ließen sich die Messdaten für den Identifikationsprozess erfassen. Anschließend könnte der Offline-Identifikationsprozess extern in kurzer Zeit unter Nutzung leistungsfähiger Ressourcen durchgeführt werden, zum Beispiel mittels Cloud-Computing. Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass aufgrund einer relativ geringen Online-Rechenleistung und einer automatisierbaren Messdatenaufnahme eine Anwendung der vorgestellten Ansätze, insbesondere des EGU, in industriellen Umrichtern problemlos möglich ist.

3.9 Vergleich der Umrichterkompensationsverfahren

Die Leistungsfähigkeit der Greybox- und Blackbox-Umrichterkompensationsverfahren gemäß den Gleichungen (3.47) und (3.59) soll nachfolgend in kompakter Weise evaluiert werden. Da FOR mit solchen Kompensationsverfahren tendenziell eine höhere Spannungsgenauigkeit aufweisen als FOR ohne Kompensationsverfahren, fallen im Allgemeinen auch die harmonischen Verzerrungen in den Phasenströmen geringer aus, insbesondere die fünften und siebten Harmonischen [32], [34], [66]. Um diesen Aspekt exemplarisch aufzugreifen, wird bei dem Prüflingsmotor ein stationärer Arbeitspunkt ($i_{s,d}^* = 2,86 \text{ A}$; $i_{s,q}^* = 3,75 \text{ A}$) mit der feldorientierten Stromregelung eingeregelt und es werden anschließend für eine Dauer von 5 s die drei Phasenströme aufgezeichnet. Innerhalb der Stromregelung wird ebenfalls der prädiizierte mittlere ohmsche Spannungsabfall am Motoranschlusskabel analog zu Gleichung (3.50) mit dem messtechnisch ermittelten Widerstand von $R_{mc} \approx 109 \text{ m}\Omega$ berücksichtigt. Dabei regelt der Lastmotorantrieb weiterhin die Drehzahl, nämlich konstant $n^* = 1444 \text{ min}^{-1}$. Der ausgewählte Arbeitspunkt entspricht approximativ dem

Tabelle 3.7: THD der Phasenströme gemäß Gleichung (3.70) für die Testszenarien

Testszenario	Phase a	Phase b	Phase c
Kein Umrichterkompensationsverfahren	3,84 %	3,68 %	3,82 %
Greybox-Umrichterkompensationsverfahren	1,19 %	1,11 %	1,08 %
Blackbox-Umrichterkompensationsverfahren	1,98 %	1,07 %	1,74 %
Speisung aus dem elektrischen Netz	1,49 %	1,67 %	1,58 %

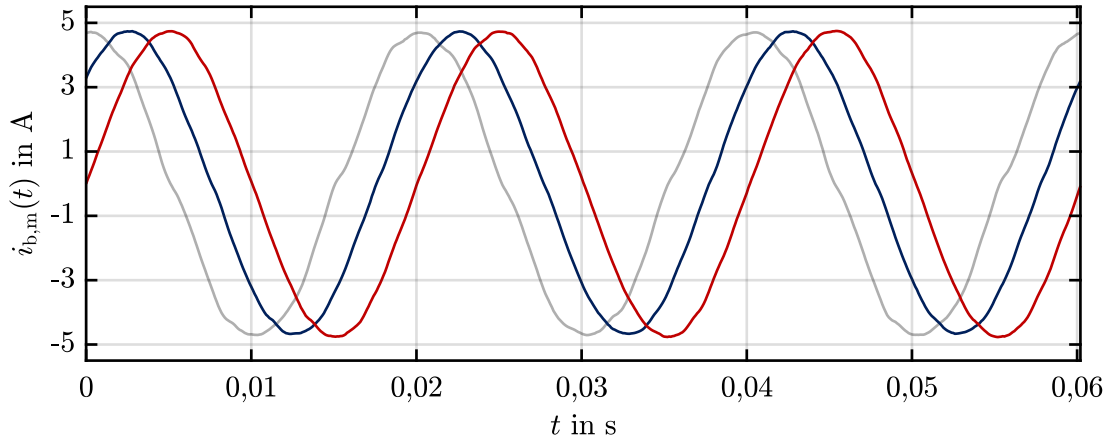
sich stationär einstellenden Arbeitspunkt im Prüflingsmotor, sofern letztgenannter direkt über einen geeigneten dreiphasigen Transformator aus dem elektrischen Netz gespeist wird und das nominelle Drehmoment erzeugt. Werden die Spannungen durch den Transformator als ideal sinusförmig angenommen, liegt ein ideal gesteuerter U - f -Betrieb mit $U = 160$ V (Spannungszeiger-Länge im zweisträngigen Koordinatensystem) und $f = 50$ Hz beim ASM vor. Die verbleibenden Oberschwingungen in den Phasenströmen können bei Transformator-Speisung bzw. direkter Speisung aus dem Netz dementsprechend überwiegend auf die Motorkonstruktion zurückgeführt werden, welche im Allgemeinen nicht zu einer absolut sinusförmigen Flussverteilung im Motor führt. In diesem Arbeitspunkt können die Stromverzerrungen bei der FOR und den unterschiedlichen Kompensationsverfahren somit ebenfalls geeignet mit den konstruktionsbedingten Stromverzerrungen verglichen werden.

Zur Beurteilung der Güte eines Umrichterkompensationsverfahrens im geschlossenen Stromregelkreis wird die resultierende Oberschwingungsgesamtverzerrung (englischer Fachbegriff: total harmonic distortion, THD)

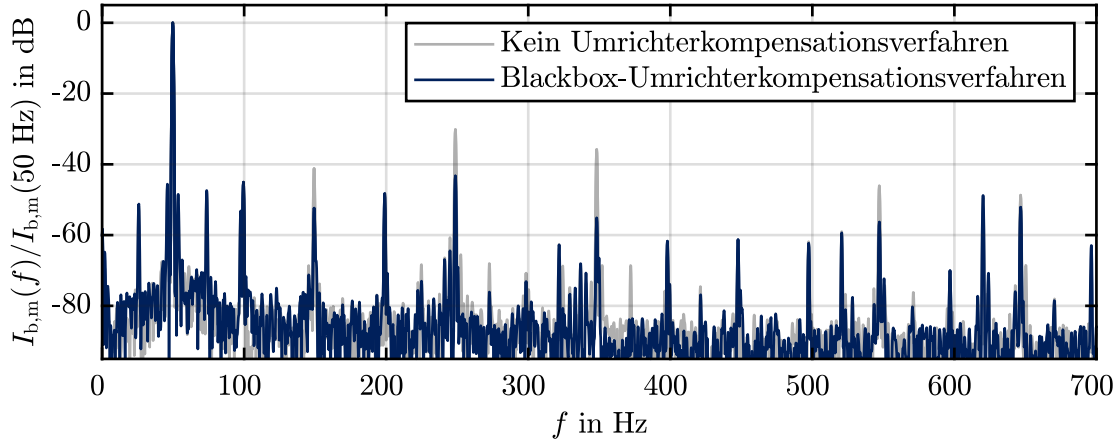
$$\text{thd}_{i,x,m} = \frac{\sqrt{\sum_{l=2}^{13} [I_{x,m}(l \cdot f_{x,1})]^2}}{I_{x,m}(f_{x,1})} \quad (3.70)$$

berechnet, wobei $f_{x,1}$ die Frequenz der Grundschiwingung im gemessenen Phasenstrom $i_{x,m}(t)$ angibt, $I_{x,m}(l \cdot f_{x,1})$ den Effektivwert der l -ten Oberschwingung darstellt und abweichend zur Originaldefinition des THD nicht unendlich viele Oberschwingungen, sondern lediglich die bis zur 13. Harmonischen in der Berechnung berücksichtigt werden [67]. Die Bestimmung der Oberschwingungen und die Berechnung der resultierenden Gesamtverzerrung erfolgt durch die in MATLAB implementierte THD-Funktion [68].

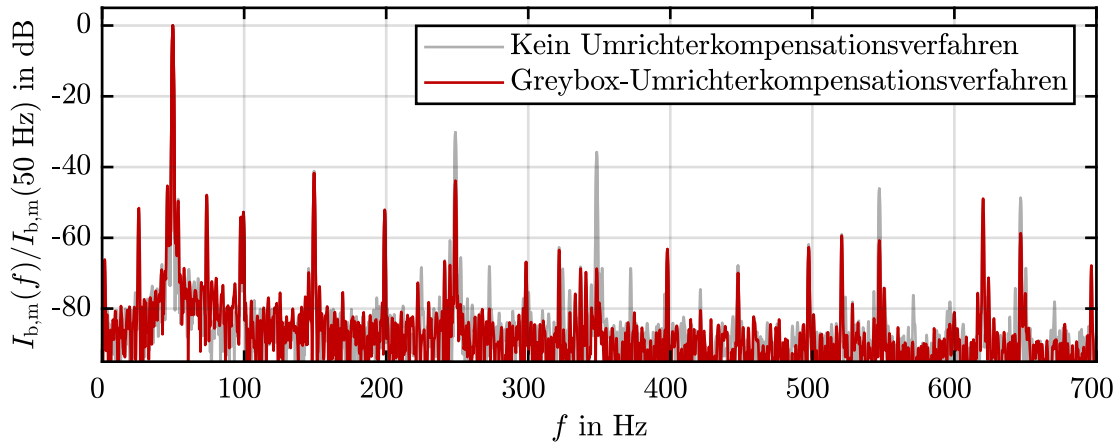
In Tabelle 3.7 sind die THD-Werte für die ausgewählten Testszenarien angegeben. Das Blackbox-Umrichterkompensationsverfahren nach Gleichung (3.59) reduziert den THD um ungefähr 57 % im Vergleich zu einem stromgeregelten Betrieb ohne Umrichterkompensation. Im Gegensatz dazu liefert das Greybox-Umrichterkompensationsverfahren gemäß Gleichung (3.47) eine Reduktion um ungefähr 70 % gegenüber dem stromgeregelten Betrieb ohne Umrichterkompensation. Die Kompensation des nichtlinearen Umrichterhaltens funktioniert somit tendenziell mit dem Greybox-Ansatz besser und robuster. Die leicht schlechtere Performanz des Blackbox-Ansatzes könnten Anzeichen einer Überanpassung dieses Kompensationsschemas an die Trainingsdaten sein [56]: Durch die Hinzunahme des Kom-



(a) Im Zeitbereich mit Blackbox- (blau), Greybox- (rot) und ohne Umrichter kompensationsverfahren (grau)



(b) Im Frequenzbereich mit und ohne Blackbox-Umrichter kompensationsverfahren



(c) Im Frequenzbereich mit und ohne Greybox-Umrichter kompensationsverfahren

Abbildung 3.23: Gemessener Phasenstrom $i_{b,m}$ im Zeit- und Frequenzbereich unter Verwendung der Umrichter kompensationsverfahren im Referenzarbeitspunkt ($n^* = 1444 \frac{1}{\text{min}}$; $i_{s,d}^* = 2,86 \text{ A}$; $i_{s,q}^* = 3,75 \text{ A}$)

pensationsschemas resultiert eine geringe Veränderung der Dynamik des Systems – zum Beispiel der Stromschwankung. Diese leichten Unterschiede gegenüber dem Systemverhalten in den Trainingsdaten können gegebenenfalls signifikante Abweichungen bezüglich der approximierten Tastverhältnisse hervorrufen.

Zur besseren Nachvollziehbarkeit dieser quantitativen Analyse wird in Abbildung 3.23 für die drei Szenarien der Stromverlauf $i_{x,m}(t)$ einer exemplarischen Phase $x = b$ und dessen Frequenzspektrum visualisiert. Dabei lässt sich erkennen, dass beide Umrichterkompensationsverfahren die Oberschwingungen aufgrund des nichtlinearen Umrichterhaltens deutlich reduzieren, insbesondere die fünfte und die siebte Harmonische. Diese Reduktion kann vor allem für spezielle Anwendungen interessant sein: Zum Beispiel benötigen empfindliche Hochgeschwindigkeitspumpen eine minimale Stromverzerrung, um die Drehmomentschwingungen und die Eisenverluste im Rotor zu reduzieren, da der Rotor bei evakuiertem Luftspalt oft schwierig zu kühlen ist [69].

Neben der Analyse der Leistungsfähigkeit beider Methoden ist zu betonen, dass für das Blackbox-Kompensationsschema separate Trainingsprozesse erforderlich sind und dabei nicht auf das trainierte BBU zurückgegriffen werden kann. Bei dem Greybox-Ansatz hingegen kann in dem Umrichtermodell und in dem Kompensationsschema derselbe Parametersatz verwendet werden, wodurch ein geringerer Identifikationsaufwand resultiert. Daneben ist zu beachten, dass für eine dauerhafte Integration von Blackbox-Modellen in eine Antriebsregelung zusätzliche Überwachungs- und Sicherheitsmechanismen entwickelt werden sollten, um mögliche Ausreißer dieser rein datenbasierten Methoden zu erkennen und gegebenenfalls abzuändern.

3.10 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wird ein erweitertes Greybox-Umrichtermodell, das EGU, erarbeitet. Dieses berücksichtigt verschiedene nichtlineare Effekte des Modulationsverfahrens, der Leistungshalbleiter und der Treiberschaltungen. Durch eine globale Offline-Parameteridentifikation ist das Verfahren in der Lage, die Phasenspannungen präzise zu schätzen. Ebenfalls wird ein auf KNN basierendes Blackbox-Umrichtermodell, das BBU, vorgestellt. Gegenüber dem EGU weist das BBU eine leicht bessere Performanz auf und führt insbesondere bei sehr hohen sowie sehr niedrigen Tastverhältnissen zu einem besseren Schätzverhalten. Dabei schätzt das BBU die Phasenspannungen mit einem RMS-Fehler von weniger als 0,65 V. Allerdings liegt die Performanz des EGU bei der Phasenspannungsschätzung auch bereits mit einem RMS-Fehler von weniger als 1,1 V auf einem so hohen Niveau, dass dies für die meisten Anwendungen ausreichend ist.

Greybox- und Blackbox-Umrichterkompensationsverfahren werden ebenfalls präsentiert und in einem geschlossenen Stromregelkreis experimentell untersucht, wobei sich beide Ansätze als effektiv zur Reduktion von Stromoberschwingungen herausstellen. Bei dem Kompensationsschema zeigt der Greybox-Ansatz eine leicht bessere und

robustere Performanz – hingegen reduzieren beide Ansätze die Oberschwingungen in den Phasenströmen und führen zu einem um mehr als 50 % geringeren THD. Allgemein sind die vorgestellten Blackbox-Verfahren im weitesten Sinne unabhängig vom spezifischen Systemaufbau, das heißt vom verwendeten Motor- und Umrichtertyp. Hierdurch ist insbesondere die Übertragung dieser Verfahren auf weitere leistungselektronische Komponenten vergleichsweise unkompliziert und vielversprechend. Allerdings sind für ein Blackbox-Umrichterkompensationsschema neue Trainingsprozesse erforderlich, während sich der Parametersatz des EGU direkt für ein zugehöriges Greybox-Umrichterkompensationsschema verwenden lässt. Des Weiteren führt das EGU zu einem erheblich geringeren Online-Rechenaufwand und Offline-Identifikationsaufwand. Aus diesen Gründen werden in den nachfolgenden Kapiteln lediglich die Greybox-Ansätze genutzt. Außerdem soll es dadurch möglich sein, eine Drehmomentsteuerung vorzustellen, in der ausschließlich physikalisch motivierte Modellbildungen verwendet werden.

4 Drehmomentsteuerung ohne Berücksichtigung thermischer Effekte

Hinweis zu Quellen und Vorveröffentlichungen:

Dieses Kapitel und der zugehörige Anhang A.1 - A.2 basieren auf den eigenen Veröffentlichungen [5]–[8]. Der Autor dieser Arbeit erarbeitete die wesentlichen Teile der Beiträge [5]–[8], insbesondere die Konzepte der vorgeschlagenen Modelle bzw. Verfahren sowie die simulativen und experimentellen Untersuchungen. Er arbeitete die Veröffentlichungen zum überwiegenden Teil selbständig aus. Die anderen Mitautoren waren durch kleinere Hinweise und Diskussionen beteiligt. Sowohl zur Minimierung der zeitlichen Verzögerung zwischen Forschung und Veröffentlichung der erarbeiteten Ergebnisse als auch zur Erhöhung der Transparenz im öffentlich geförderten DFG-Projekt wurden die wesentlichen Inhalte dieses Kapitels (und des zugehörigen Anhangs A.1 - A.2) bereits in den separaten eigenen Beiträgen [5]–[8] veröffentlicht. Teile dieses Kapitels (und des zugehörigen Anhangs A.1 - A.2) wurden daher in geänderter oder unveränderter Form aus den genannten Publikationen übernommen. Aus Gründen der Lesbarkeit werden die entsprechenden Selbstzitate im Folgenden nicht explizit angeführt. Bei der Übersetzung der ursprünglich in englischer Sprache verfassten eigenen Beiträge wurden Online-Übersetzer [21], [22] und ein Online-Wörterbuch [23] verwendet.

4.1 Grundlagen der Drehmomentschätzung und Literaturüberblick

Heutzutage werden zahlreiche ASM-Antriebe in drehmomentgesteuerten Anwendungen eingesetzt und erfordern dabei verstärkt eine präzise Drehmomentsteuerung, beispielsweise Servoantriebe oder MMAS. Letztere werden in verschiedenen Anwendungen eingesetzt, zum Beispiel bei Kautschukmischprozessen [70], Hochgeschwindigkeitszügen [71], Giersystemen von Windkraftanlagen [72] oder Elektrofahrzeugen [73]. Bei einem MMAS wird die mechanische Leistung nicht von einem, sondern von mehreren Motoren bereitgestellt, wobei die einzelnen Motoren beispielsweise mechanisch über ein Getriebe rekonfigurierbar miteinander verbunden sein können. Ein solcher mechanisch gekoppelter Antrieb wird im Allgemeinen in der Gesamtheit drehzahlgeleitet betrieben, während jeder einzelne Motor drehmomentgesteuert arbeitet [70]. Sofern große Abweichungen zwischen den tatsächlichen Drehmomenten und ihren Referenzwerten innerhalb der FOR vorliegen, können Ineffizienzen oder sogar Instabilitäten bei der Regelung des MMAS entstehen. Des Weiteren kann eine relativ ungenaue Drehmomentschätzung und -steuerung in Systemen zur Drehmomentverteilung für Elektrofahrzeuge [74] oder in Reglern zur Schwingungsdämpfung im Antriebsstrang von Hybridfahrzeugen [75] eine wesentliche Schwachstelle darstellen.

Bei standardmäßigen FOR wird das Drehmoment gesteuert und nicht im geschlossenen Regelkreis geregelt – vergleiche Abbildung 4.1. Dabei bestimmt eine Betriebsstrategie für das Soll Drehmoment T^* den Sollrotorfluss ψ_r^* , der an den Rotorflussregler übergeben wird. Aus Kosten- und Konstruktionsgründen wird der Rotorfluss im Motor normalerweise nicht gemessen und muss daher geschätzt werden.

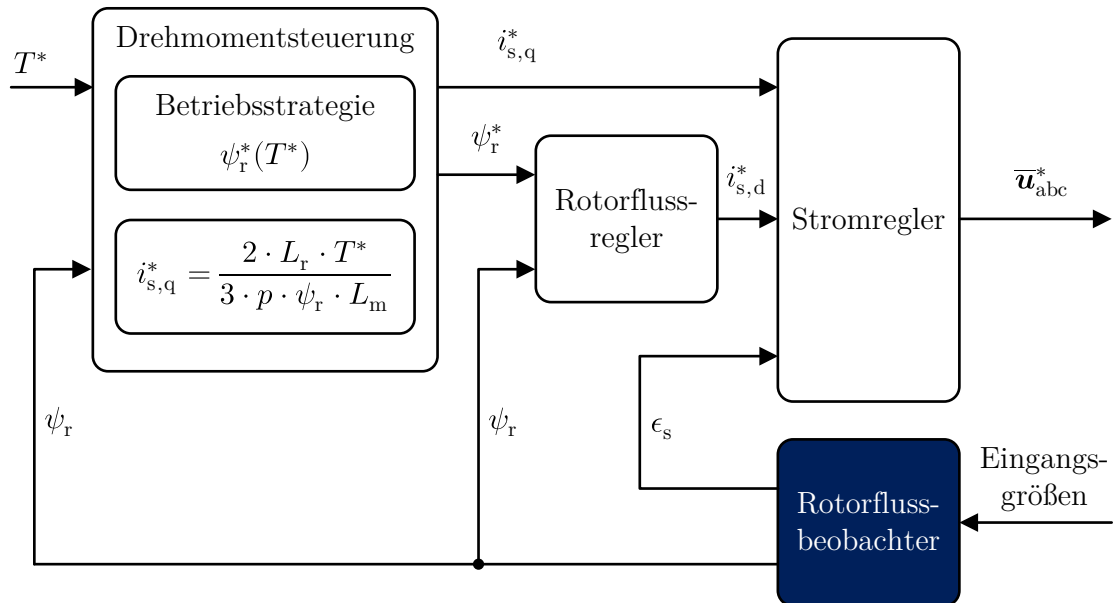


Abbildung 4.1: Schematische Darstellung der Drehmomentsteuerung in der FOR

Auf Grundlage des geschätzten Rotorflusses und der angenommenen Motorparameter wird die äquivalente q-Komponente des Sollstatorstroms $i_{s,q}^*$ für das gegebene Solldrehmoment T^* bestimmt. Deshalb hängt die Genauigkeit des Drehmoments im offenen Regelkreis direkt von der Genauigkeit des beobachteten Rotorflusses und der Genauigkeit des zugrundeliegenden Motormodells ab. Gleichmaßen benötigen moderne modellprädiktive Ansätze zur Drehmomentsteuerung [76]–[80] ebenfalls inhärente Flussbeobachter. In den meisten Veröffentlichungen, die sich mit der Drehmomentsteuerung von ASM-Antrieben befassen, wird hingegen davon ausgegangen, dass der verwendete Flussbeobachter genau sei, und ein experimenteller Vergleich zwischen Solldrehmoment und gemessenem Drehmoment fehlt häufig. Allerdings ist eine exakte Drehmomentsteuerung im offenen Regelkreis bei ASM eine anspruchsvolle Aufgabe, die umfangreiche Modellierungs- und Identifikationsschritte erfordert.

In der Literatur gibt es verschiedene klassische Flussbeobachteransätze für ASM, die sich in zwei Hauptkategorien unterteilen lassen [29]: Offene Schätzmodelle ohne Rückführung, zum Beispiel auf Basis eines Spannungs- [81] oder Strommodells [82]–[84], und Beobachter mit Rückführung, wie der Luenberger-Beobachter [85], [86], der Gopinath-Beobachter [87], [88], das Kalman-Filter [89], [90] oder der Sliding-Mode-Beobachter [91]–[93]. Im Allgemeinen gehen die meisten Ansätze von konstanten Motorparametern aus und bestimmen diese mithilfe von Standardtestverfahren, Datenblattangaben oder manuell. Kürzlich wurden Offline-Optimierungsalgorithmen, zum Beispiel die PSO, eingesetzt, um die Beobachtereinstellungen zu optimieren [89], [90], [94]–[96] oder gleichzeitig konstante Motorparameter zu identifizieren [89], [90]. Allerdings hängt die resultierende Genauigkeit der Fluss- und Drehmomentschätzung direkt von der Genauigkeit des verwendeten Systemmodells ab. Das heißt, einerseits muss die angenommene Modellstruktur des Systems alle relevanten physikalischen Effekte berücksichtigen und andererseits müssen die Modellparameter genau bekannt sein [97], [98]. Insbesondere bedeutet dies, dass eine Annahme konstanter Motorparameter sogar bei Verwendung einer komplexen Beobachterstruktur zu einer geringen Performanz der Drehmomentsteuerung führen kann, die signifikant vom spezifischen Arbeitspunkt abhängt und nicht im gesamten Betriebsbereich des Antriebs optimal ist.

Als typische Ursachen für Parameteränderungen bei ASM lassen sich thermische Einflüsse, magnetische Sättigung des Eisens sowie Skin- und Proximity-Effekte in den elektrischen Leitern nennen. Um die Problematik veränderlicher Motorparameter zu beheben, wurden in der Vergangenheit Flussbeobachter vorgestellt, die Motorparameter online schätzen [93], [99]–[103]. Allerdings erhöht eine Online-Identifikation von Modellparametern den Rechenaufwand und die Freiheitsgrade des Flussbeobachters, so dass eine Signalinjektion notwendig sein kann, um eine ausreichende dynamische Anregung des zu identifizierenden Systems zu gewährleisten [104]. Die Verwendung von Signalinjektion ist jedoch aus anderen Aspekten unvorteilhaft, da sie den Gesamtwirkungsgrad des Systems senkt und die Spannungsausnutzung verringert. Außerdem können bei der Online-Identifikation meist nur einige ausgewählte und nicht simultan alle Motorparameter mit akzeptabler Genauigkeit zur Laufzeit bestimmt werden, zum Beispiel lediglich der Rotorwiderstand [93], [100] (mit der Rotorzeitkonstanten [93]),

der Statorwiderstand [101], [102] oder die Hauptinduktivität [103]. Obwohl diese Ansätze einige Motorparameter im Online-Betrieb aktualisieren können, bleiben somit Einschränkungen hinsichtlich der Genauigkeit der Drehmomentsteuerung bestehen, da nicht alle Parameter gleichzeitig identifiziert werden. Darüber hinaus ist die Online-Parameterschätzung ein nichtlineares mehrdimensionales Identifikationsproblem. Das heißt, bei Verwendung quadratischer Standardoptimierungsverfahren ist die gefundene Parameterlösung stark abhängig von den Anfangswerten und stellt oftmals kein globales Optimum dar.

Neben den genannten physikalisch motivierten Ansätzen gibt es auch rein datengetriebene Verfahren, bei denen KNN mithilfe des überwachten maschinellen Lernens trainiert und anschließend zur Flussbeobachtung verwendet werden [105]–[107]. Diese Beobachter können prinzipiell mithilfe von Daten aus simplen Motormodellen, komplexen computergestützten Motorsimulationen (zum Beispiel auf Basis der Finite-Elemente-Methode) oder Prüfstandsmessungen identifiziert werden. Da die Motoren meist keine Sensorik zur Messung des magnetischen Flusses verbaut haben, werden häufig Simulationsmodelle verwendet, mit denen die Identifikationsdaten aufgenommen und bereitgestellt werden [105]–[107]. Das bedeutet, die zu Grunde liegenden Simulationsmodelle müssen das Verhalten des Motors inklusive aller relevanter nichtlinearer Motoreffekte genau abbilden, damit die Blackbox-Ansätze anschließend in der Lage sind präzise Schätzungen zu liefern. Das Aufstellen dieser präzisen Simulationsmodelle ist dementsprechend eine herausfordernde Aufgabe und resultiert gegebenenfalls in denselben Problematiken wie die direkte Identifikation eines präzisen modellbasierten Flussbeobachters. Des Weiteren ist der Einsatz eines maschinellen Lernansatzes zur Gewinnung einer wesentlichen Komponente der Regelung im industriellen Kontext als kritisch zu bewerten, insbesondere unter Aspekten der funktionalen Sicherheit und der mangelnden Überprüfbarkeit der gelieferten Ergebnisse. Zudem sind im Vergleich zu klassischen Beobachterstrukturen mit wenigen Parametern die maschinellen Lernmodelle oftmals mit einem erhöhten Online-Rechenaufwand verbunden, zum Beispiel bei der Berechnung komplexer KNN mit vielen Neuronen. Dadurch können sich die Anforderungen an die Leistungsfähigkeit der Regelungshardware und somit die Kosten für den Antrieb erhöhen.

Zusammenfassend ist festzuhalten, dass trotz zahlreicher in der Literatur verfügbarer Flussbeobachter- und Drehmomentsteuerungs-Strukturen ein Bedarf an adaptiven modellbasierten Beobachtern besteht, mit denen unter geringem Online-Rechenaufwand eine präzise Rotorfluss- und Drehmomentschätzung im gesamten Betriebsbereich des Antriebs möglich ist. Deshalb stellt dieses Kapitel ein adaptives Kalman-Filter für die Beobachtung des Rotorflusses vor. Hierbei wird ein standardmäßiges Modell des ASM um die Einflüsse der magnetischen Sättigung, der Eisenverluste und der Skineffekte erweitert. Alle Motormodellparameter und die Systemrauschmatrix des Kalman-Filters, das heißt dessen wichtigster Entwurfsparameter, werden offline mit einem globalen Optimierungsansatz, nämlich der PSO, identifiziert. Hierbei lassen sich sinnvolle Nebenbedingungen für die Parameter berücksichtigen.

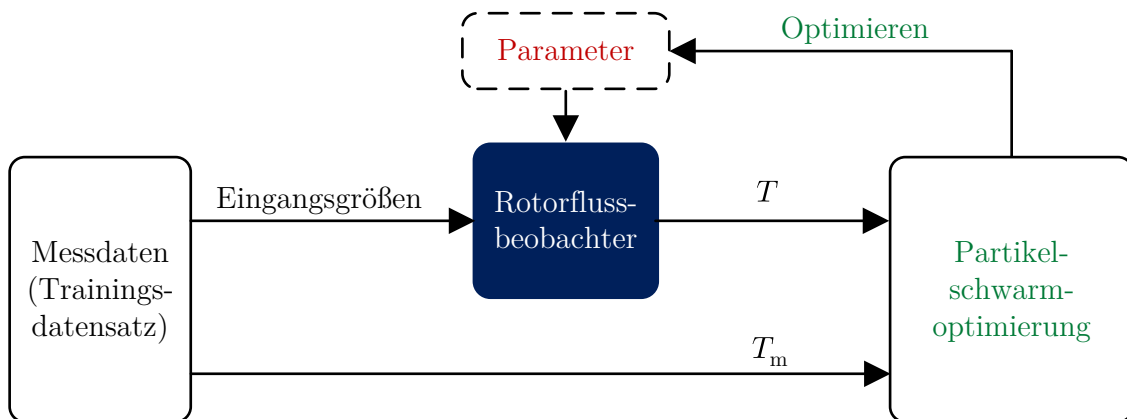


Abbildung 4.2: Offline-Identifikationsprozess der Rotorflussbeobachter-Parameter

Die verwendete Offline-Optimierung, die in Abbildung 4.2 schematisch dargestellt ist, nutzt einen umfangreichen Messdatensatz und kann der Greybox-Systemidentifikation zugeordnet werden. Bei der Optimierung wird die Minimierung des Drehmoment-Schätzfehlers als Ziel definiert, da das Drehmoment die wichtigste Schätzgröße des Beobachters ist und dieses am Prüfstand direkt gemessen werden kann. PSO-Ansätze, die in der Vergangenheit zur Beobachteroptimierung eingesetzt wurden, zum Beispiel [89], [90], betrachten einfache Motormodelle mit konstanten Motorparametern. Durch diese einfache Modellbildung können sich signifikante Nachteile bezüglich der Schätzperformanz ergeben – wie zuvor ausführlich erläutert. Dieses Kapitel hingegen kombiniert eine vollständige Beobachterstruktur, in die ein erweitertes und adaptives ASM-Modell unter Berücksichtigung veränderlicher Motorparameter integriert ist, mit einem Offline-Identifikationsprozess für alle unsicheren Parameter.

An dieser Stelle sei hervorgehoben, dass speziell für elektrische Antriebe, die in Serie gefertigt werden, das vorgeschlagene offline-optimierte Kalman-Filter ein hohes Potenzial bietet, da die experimentellen Messdaten während des Bandende-Tests, der in Fertigungslinien für hochwertige Antriebe meist enthalten ist [65], problemlos aufgenommen werden können. Hierdurch lässt sich für jeden gefertigten Antrieb eine separate Offline-Identifikation der Parameter durchführen und so eine hohe Performanz der Regelung erreichen. Sofern die Fertigungstoleranzen ausreichend gering sind, lässt sich die Identifikation für einen exemplarischen Antrieb im Voraus durchführen und ein optimierter Beobachter für die gesamte Antriebsserie ermitteln. Im Vergleich zu anderen modernen Beobachtern, das heißt Flussbeobachtern mit integrierter Online-Identifikation [89], [90], [93], [100]–[103], ergeben sich bei dem adaptiven Kalman-Filter folgende Vorteile:

1. Der Online-Rechenaufwand ist geringer,
2. es ist keine Signalinjektion notwendig,
3. es gibt keine Probleme hinsichtlich der Stabilität, da die Modellparameter in vordefinierten Bereichen liegen, und

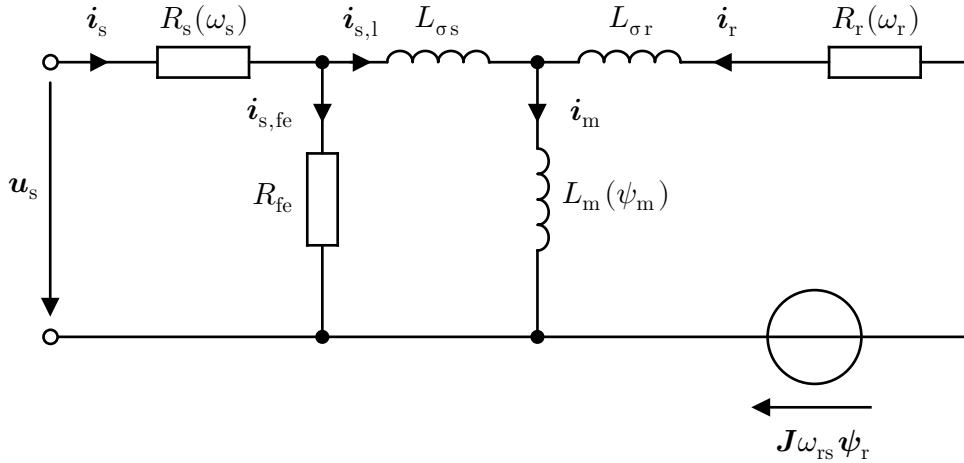
4. ein Ansatz mit globaler Offline-Parameteridentifikation führt tendenziell zu einer höheren Schätzgenauigkeit als ein Ansatz mit einer lokalen Online-Parameteroptimierung.

Das adaptive Kalman-Filter besitzt unter anderem die Statorspannung als Eingangsgröße, die mit dem in Abschnitt 3.3 beschriebenen EGU präzise geschätzt wird. Zur Evaluierung und zum Vergleich der Performanz des Kalman-Filters wird ein Beobachter auf Basis eines Strommodells herangezogen, der keine Information über die Statorspannung benötigt. Um hierbei eine angemessene Gegenüberstellung zu ermöglichen, werden auch in diesem Beobachter Einflüsse der magnetischen Sättigung sowie des Skineffekts berücksichtigt und alle unsicheren Parameter mit demselben Offline-Identifikationsprozess identifiziert. Beide Rotorflussbeobachter werden in das FOR-Schema integriert und die resultierende Güte der Drehmomentsteuerung während eines Online-Betriebs am Prüfstand analysiert. In diesem Kapitel erfolgen die Betrachtungen ohne eine explizite thermische Modellierung und die Prüfstandsmessungen finden unter annähernd konstanten Temperaturen statt – im nächsten Kapitel wird eine entsprechende thermische Erweiterung des Modells vorgenommen.

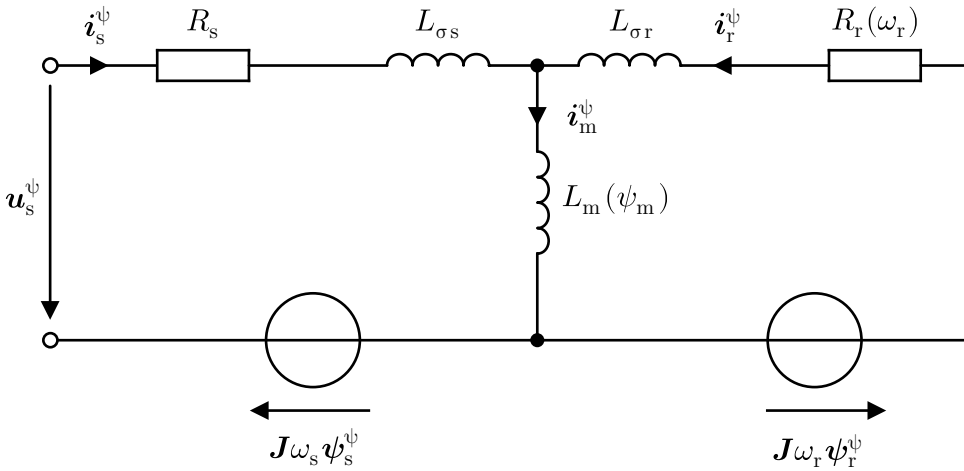
4.2 Erweitertes Modell des Asynchronmotors

Zunächst wird eine erweiterte Modellbildung des ASM adressiert, die einen vergrößerten Parameterraum aufweist und als Basis für das Kalman-Filter dient. Die grundlegenden Differential- und Verkettungsgleichungen der magnetischen Flüsse beschreiben das dynamische Verhalten eines ASM und können in einem ESB kompakt repräsentiert werden [14], [15]. Auf die Herleitung der grundlegenden Beziehungen wird an dieser Stelle verzichtet und stattdessen auf die zahlreichen Literaturquellen verwiesen, zum Beispiel [14], [15]. Für eine übersichtlichere Darstellung wird auf die Kennzeichnung der Zeitabhängigkeit der Größen im Folgenden verzichtet. Das standardmäßige ESB besteht aus idealen elektrischen Komponenten, die über den gesamten Betriebsbereich des ASM konstante Induktivitäts- und ohmsche Widerstandswerte aufweisen. Um das reale Motorverhalten genauer abzubilden, wird dieses Grundmodell modifiziert und erweitert. Dabei werden magnetische Sättigungseffekte für die Hauptinduktivität L_m , ein Eisenverlustwiderstand R_{fe} parallel zur Statorinduktivität $L_s = L_m + L_{\sigma s}$, und Skin-Effekte im Rotorkäfig sowie in der Statorwicklung berücksichtigt. Das resultierende Motormodell, welches im adaptiven Kalman-Filter genutzt wird und statorfeste Koordinaten verwendet, ist als ESB in Abbildung 4.3a dargestellt. Zu Vergleichszwecken wird ein Beobachter herangezogen, der auf dem ESB gemäß Abbildung 4.3b beruht und rotorflussorientierte Koordinaten nutzt. Bei den ESB werden auftretende Größen in statorfesten und rotorflussorientierten Koordinaten ohne bzw. mit oberem Index gekennzeichnet sowie eine Drehmatrix \mathbf{J} [108] genutzt:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x}^\psi = \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix}, \quad \mathbf{J} = \begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi}{2}) & -\sin(\frac{\pi}{2}) \\ \sin(\frac{\pi}{2}) & \cos(\frac{\pi}{2}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (4.1)$$



(a) ESB mit Eisenverlustwiderstand und mit Größen in statorfesten Koordinaten



(b) ESB ohne Eisenverlustwiderstand und mit Größen in rotorflussorientierten Koordinaten

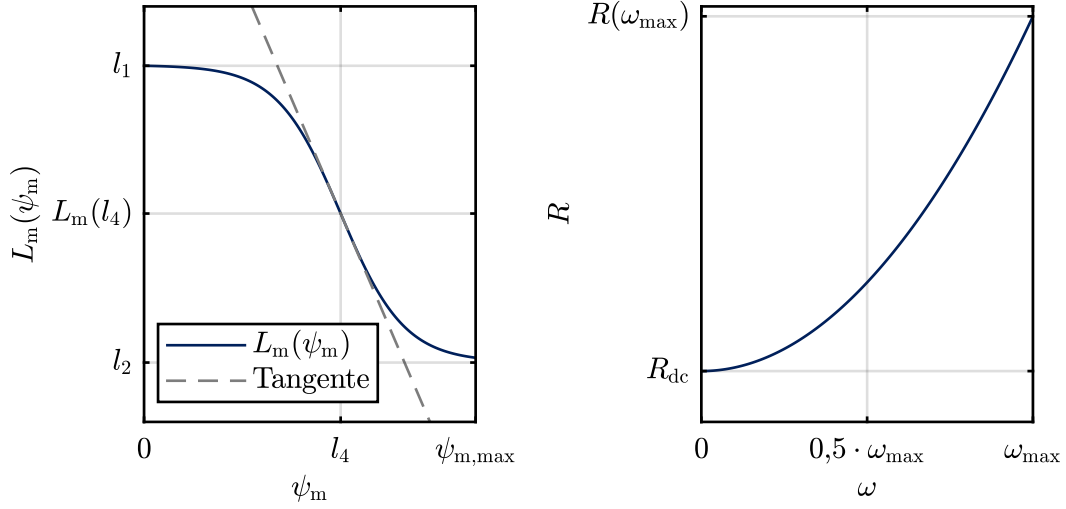
Abbildung 4.3: ESB des ASM mit veränderlichen Modellparametern

Des Weiteren treten in den ESB die Schlupf- ω_r und die Statorkreisfrequenz ω_s auf, die die Rotation des rotorflussorientierten Koordinatensystems gegenüber dem rotor- bzw. statorfesten Koordinatensystem angeben. Diese Kreisfrequenzen stehen über die Drehzahl n bzw. die elektrische Kreisfrequenz ω_{rs} miteinander in Beziehung:

$$\omega_s = \omega_{rs} + \omega_r = 2 \cdot \pi \cdot p \cdot n + \omega_r. \quad (4.2)$$

Die elektrische Kreisfrequenz ω_{rs} stellt die mechanische Rotation des Rotors gegenüber dem Stator unter Berücksichtigung der Polpaarzahl p dar.

Obwohl der Eisenverlustwiderstand in der Literatur oft vernachlässigt wird, soll dieser für den vorgestellten adaptiven Beobachter nach Abbildung 4.3a berücksichtigt werden, um die Genauigkeit der Rotorfluss- und Drehmomentschätzung zu erhöhen. Im Allgemeinen gibt es zwei Möglichkeiten, einen Eisenverlustwiderstand R_{fe} in das standardmäßige ESB zu integrieren [35]: Parallel zur Hauptinduktivität L_m [14], [15], [35], [109] oder parallel zur Statorinduktivität L_s [35], [110], [111]. Letzteres hat

(a) Magnetische Sättigung von L_m (b) Skineffekt von R_r und R_s **Abbildung 4.4:** Modellierung der magnetischen Sättigung und des Skineffekts

den Vorteil, dass zur Berechnung des durch den Eisenverlustwiderstand fließenden Anteils $\dot{\mathbf{i}}_{s,fe}$ des Statorstroms $\dot{\mathbf{i}}_s$ keine Ableitung des Magnetisierungsstroms $\dot{\mathbf{i}}_m$ benötigt wird und somit ein simpleres Modell resultiert [35]. Aus diesem Grund wird im Folgenden davon ausgegangen, dass der Hauptfluss ψ_m und der Statorstreufeld $\psi_{\sigma s}$ durch Eisenverluste beeinflusst werden. Dabei wird der Eisenverlustwiderstand selbst als konstant betrachtet, wodurch sich die folgende Modellierung der Eisenverluste ergibt:

$$P_{l,fe} = \frac{3}{2} \cdot \frac{1}{R_{fe}} \cdot \left\| \frac{d}{dt} \psi_s \right\|^2. \quad (4.3)$$

Die magnetische Sättigung der Hauptinduktivität

$$L_m = L_m(\psi_m) \quad (4.4)$$

wird in Abhängigkeit von der Amplitude des Hauptflusses modelliert

$$\psi_m = \|\psi_m\| = L_m(\psi_m) \cdot \|\dot{\mathbf{i}}_m\|. \quad (4.5)$$

Für die Modellierung der magnetischen Sättigung wird eine S-förmige Funktion

$$L_m(\psi_m) = l_1 + \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{-l_3 \cdot (0 - l_4)}} - \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{-l_3 \cdot (\psi_m - l_4)}}, \quad (4.6)$$

verwendet und dies kann als Erweiterung der in [112] vorgeschlagenen Sättigungsmodellierung interpretiert werden. Diese glatte Funktion ist in Abbildung 4.4a dargestellt und weist einen typischen Verlauf der magnetischen Sättigung in ferromagnetischen Materialien auf. Die Koeffizienten l_1 und l_2 legen die obere und untere Grenze der

Hauptinduktivität fest. Der Verlauf der Funktion $L_m(\psi_m)$ hängt wesentlich vom Koeffizienten l_3 ab, da die Ableitung am Wendepunkt bei $\psi_m = l_4$ proportional zum Koeffizienten l_3 ist:

$$\left. \frac{dL_m(\psi_m)}{d\psi_m} \right|_{\psi_m=l_4} = -\frac{l_1 - l_2}{4} \cdot l_3 . \quad (4.7)$$

Die Stator- $L_{\sigma s}$ und Rotorstreinduktivität $L_{\sigma r}$ werden als konstant betrachtet, so dass sich die Stator- L_s und Rotorinduktivität L_r ergeben zu

$$L_s(\psi_m) = L_m(\psi_m) + L_{\sigma s} , \quad (4.8)$$

$$L_r(\psi_m) = L_m(\psi_m) + L_{\sigma r} . \quad (4.9)$$

Konstante Streuinduktivitäten lassen sich in diesem Kontext wie folgt motivieren: Die Sättigung der Streuinduktivitäten ist allgemein weniger stark ausgeprägt als die der Hauptinduktivität, da die Streuflüsse überwiegend durch den Luftspalt und die nahezu kontinuierlich gesättigten Zahnbereiche der ASM verlaufen [35], [109], [113]. Prinzipiell ließen sich die Sättigungseffekte in den Streuinduktivitäten analog mit dem funktionalen Zusammenhang gemäß Gleichung (4.6) in Abhängigkeit des Stator- und Rotorstreuflusses modellieren. Letztendlich würde dies allerdings den Parameterraum des Modells signifikant vergrößern und deshalb wird darauf in dieser Arbeit verzichtet.

Im Rotorkäfig und in der Statorwicklung können Skin-Effekte aufgrund der Rotor- ω_r bzw. der Statorkreisfrequenz ω_s auftreten. Angelehnt an [114] soll der Einfluss des Skin-Effekts für einen elektrischen Widerstand approximiert werden als

$$R(\omega) = R_{dc} \cdot (1 + h \cdot \omega^2) . \quad (4.10)$$

Darin gibt ω die zugehörige Kreisfrequenz des den Widerstand durchfließenden Stroms an und h einen material- sowie konstruktionsabhängigen Koeffizienten. Die Funktion ist qualitativ in Abbildung 4.4b dargestellt. Hiermit werden die elektrischen Widerstände des Rotors R_r und des Stators R_s modelliert als

$$R_r(\omega_r) = R_{dc,r} \cdot (1 + h_r \cdot \omega_r^2) , \quad R_s(\omega_s) = R_{dc,s} \cdot (1 + h_s \cdot \omega_s^2) . \quad (4.11)$$

Zur besseren Interpretierbarkeit werden die Koeffizienten auf die nominale elektrische Kreisfrequenz $\omega_{rs,N}^2$ normiert herangezogen:

$$\tilde{h}_r = h_r \cdot \omega_{rs,N}^2 , \quad \tilde{h}_s = h_s \cdot \omega_{rs,N}^2 . \quad (4.12)$$

An dieser Stelle sei betont, dass nicht ausschließlich ein Skin-Effekt die Ursache für eine Erhöhung des elektrischen Widerstands bei ansteigenden Frequenzen sein kann, sondern auch andere Effekte dies hervorrufen können, beispielsweise Proximity-Effekte oder ein Einfluss höherer harmonischer Frequenzen. Insgesamt sorgt die angenommene quadratische Frequenzabhängigkeit dafür, dass die resultierende Verlustleistung an einem elektrischen Widerstand

$$P_{l,R} = \frac{3}{2} \cdot R(\omega) \cdot \|\mathbf{i}\|^2 = \frac{3}{2} \cdot R_{dc} \cdot (1 + h \cdot \omega^2) \cdot \|\mathbf{i}\|^2 \quad (4.13)$$

ebenfalls quadratisch mit der Frequenz des entsprechenden Stroms ansteigt.

4.3 Adaptives Kalman-Filter

Das adaptive Kalman-Filter soll vorrangig eine möglichst genaue stationäre Rotorfluss- und Drehmomentschätzung ermöglichen, damit überlagerte Betriebsstrategien oder Regler in der FOR optimal agieren können. Des Weiteren soll diese Schätzung online unter einem geringen Rechenaufwand und Hardwarebedarf implementierbar sein. Geringfügige Abweichungen in der Schätzung während eines hochdynamischen Einregelvorgangs werden hingegen als akzeptabel angesehen, um die primären Zielsetzungen zu erreichen. Ein direktes Einbeziehen aller nichtlinearen ESB-Parameter (des vorherigen Abschnitts) in ein dynamisches Modell für den Statorstrom und den Rotorfluss würde zu einer nichtlinearen Modellierung führen. Diese müsste für die Schätzaufgabe entweder in jeder PWM-Periode linearisiert oder mithilfe nichtlinearer Beobachter online berechnet werden. Deshalb würde dieser Ansatz tendenziell einem geringen Online-Rechenaufwand entgegenstehen. Zum Lösen dieses Zielkonflikts sollen die Modellparameter in jeder PWM-Periode aktualisiert bzw. adaptiert und anschließend in der dynamischen Modellbildung vereinfachend als konstante Parameter betrachtet werden. In der dynamischen Modellierung werden die Hauptinduktivität L_m , der Rotorwiderstand R_r und der Statorwiderstand R_s dementsprechend als konstant angenommen, so dass deren Ableitungen hinsichtlich der Zustandsgrößen (Statorstrom \hat{i}_s und Rotorfluss $\hat{\psi}_r$) null sind. Hierdurch können anschließend lineare Schätzverfahren, wie beispielsweise ein Kalman-Filter, bei der Zustandsbeobachtung verwendet werden. Im stationären Betrieb lässt sich hiermit theoretisch trotz der Vereinfachung ein optimales Schätzergebnis erreichen.

Diese Annahme konstanter Parameter in der dynamischen Modellierung wird für die magnetische Sättigung der Hauptinduktivität im Anhang A.1 vermieden und dabei differentielle Induktivitätsmatrizen in der Stromdifferentialgleichung verwendet. Im stationären Betrieb, nämlich bei konstanter Magnetisierung und konstantem Drehmoment, ist die Modellierung identisch zu der nachfolgend vorgestellten. Prinzipiell kann die abgeleitete Modellierung im Anhang A.1 analog zum nachfolgend vorgeschlagenen Modell in das Kalman-Filter integriert werden. In diesem Fall würde allerdings ein leicht höherer Rechenaufwand im Online-Betrieb auftreten und die inhärenten dynamischen Zusammenhänge könnten gegebenenfalls in einer Offline-Identifikation basierend auf dem stationären Drehmoment nicht geeignet ermittelt werden – vergleiche Beschreibungen in Abschnitt 4.4.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die nachfolgende Betrachtung konstanter (iterativ adaptierter) Modellparameter die Nutzung etablierter linearer dynamischer Modellbildungen ermöglicht und insbesondere im stationären Betrieb des ASM die Schätzperformanz signifikant erhöhen könnte.

In der Literatur wurden bereits dynamische Modelle für ASM mit einer vergleichbaren ESB-Struktur gemäß Abbildung 4.3a unter Betrachtung konstanter Parameter präsentiert, zum Beispiel in [35]. Zur besseren Nachvollziehbarkeit soll nachfolgend allerdings erneut ein Zustandsraummodell in kompakter Form hergeleitet werden. Bei der Herleitung wird zunächst auf die Angabe der Zeitabhängigkeit der kontinuierlichen Größen verzichtet, $\mathbf{x} = \mathbf{x}(t)$.

Die grundlegende Statorspannungsgleichung für das Motormodell nach Abbildung 4.3a lässt sich aus der Maschengleichung des Statorkreises ermitteln zu

$$\mathbf{u}_s = R_s \cdot (\mathbf{i}_{s,l} + \mathbf{i}_{s,fe}) + \frac{d}{dt} \boldsymbol{\psi}_s = R_s \cdot \mathbf{i}_{s,l} + r_{fe} \cdot \frac{d}{dt} \boldsymbol{\psi}_s , \quad (4.14)$$

mit dem Widerstandsverhältnis

$$r_{fe} = \frac{R_s + R_{fe}}{R_{fe}} , \quad (4.15)$$

und einem modellierten Spannungsabfall über dem Eisenverlustwiderstand

$$\frac{d}{dt} \boldsymbol{\psi}_s = R_{fe} \cdot \mathbf{i}_{s,fe} . \quad (4.16)$$

Für den Kurzschlusskäfig des Rotors ergibt sich aus der Maschengleichung des Rotorkreises, also aus

$$R_r \cdot \mathbf{i}_r - \mathbf{J} \cdot \omega_{rs} \cdot \boldsymbol{\psi}_r + \frac{d}{dt} \boldsymbol{\psi}_r = 0 , \quad (4.17)$$

die zeitliche Ableitung des Rotorflusses zu

$$\frac{d}{dt} \boldsymbol{\psi}_r = -R_r \cdot \mathbf{i}_r + \mathbf{J} \cdot \omega_{rs} \cdot \boldsymbol{\psi}_r . \quad (4.18)$$

Die Flussverkettungsgleichungen können mit der Haupt- L_m , der Stator- L_s und der Rotorinduktivität L_r aufgestellt werden als

$$\boldsymbol{\psi}_s = L_s \cdot \mathbf{i}_{s,l} + L_m \cdot \mathbf{i}_r , \quad (4.19)$$

$$\boldsymbol{\psi}_r = L_r \cdot \mathbf{i}_r + L_m \cdot \mathbf{i}_{s,l} . \quad (4.20)$$

Sofern die letztgenannte Gleichung nach dem Rotorstrom umgeformt wird, das heißt

$$\mathbf{i}_r = \frac{1}{L_r} \cdot (\boldsymbol{\psi}_r - L_m \cdot \mathbf{i}_{s,l}) , \quad (4.21)$$

dieser Ausdruck in Gleichung (4.19) eingesetzt und die resultierende Gleichung nach der Zeit abgeleitet wird, führt dies zu der Statorfluss-Differentialgleichung

$$\frac{d}{dt} \boldsymbol{\psi}_s = L_s \cdot \frac{d}{dt} \mathbf{i}_{s,l} + \frac{L_m}{L_r} \cdot \left(\frac{d}{dt} \boldsymbol{\psi}_r - L_m \cdot \frac{d}{dt} \mathbf{i}_{s,l} \right) . \quad (4.22)$$

Durch das Verwenden der Streuziffer σ gemäß Gleichung (2.18) und die Kombination der Gleichungen (4.14), (4.21) und (4.22) folgt die zeitliche Ableitung des Statorstromanteils $\mathbf{i}_{s,l}$ als

$$\frac{d}{dt} \mathbf{i}_{s,l} = \frac{1}{\sigma L_s} \cdot \left[\left(-\frac{R_s}{r_{fe}} - \frac{L_m^2 R_r}{L_r^2} \right) \mathbf{i}_{s,l} + \frac{L_m}{L_r} \cdot \left(-\mathbf{J} \omega_{rs} + \frac{R_r}{L_r} \mathbf{I}_2 \right) \boldsymbol{\psi}_r + \frac{1}{r_{fe}} \mathbf{u}_s \right] . \quad (4.23)$$

Dabei stellt \mathbf{I}_2 die 2×2 -Einheitsmatrix dar. Die zeitliche Ableitung des Rotorflusses lässt sich aus den Gleichungen (4.18) und (4.21) ermitteln:

$$\frac{d}{dt}\boldsymbol{\psi}_r = \left(\mathbf{J}\omega_{rs} - \frac{R_r}{L_r}\mathbf{I}_2 \right) \cdot \boldsymbol{\psi}_r + \frac{L_m R_r}{L_r} \cdot \mathbf{i}_{s,l} . \quad (4.24)$$

Die letzten beiden Gleichungen (4.23) - (4.24) beschreiben das dynamische Verhalten des ASM vollständig und können als eine quasilineare parametervariante (englischer Fachbegriff: quasi-linear parameter-varying, quasi-LPV) Darstellung [115] des Systems verstanden werden. Dieses dynamische Verhalten lässt sich ebenfalls kompakt darstellen als

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s,l,\alpha}(t) \\ i_{s,l,\beta}(t) \\ \psi_{r,\alpha}(t) \\ \psi_{r,\beta}(t) \end{bmatrix} = \mathbf{A}_o \cdot \begin{bmatrix} i_{s,l,\alpha}(t) \\ i_{s,l,\beta}(t) \\ \psi_{r,\alpha}(t) \\ \psi_{r,\beta}(t) \end{bmatrix} + \mathbf{B}_o \cdot \begin{bmatrix} u_{s,\alpha}(t) \\ u_{s,\beta}(t) \end{bmatrix} , \quad (4.25)$$

mit der Systemmatrix \mathbf{A}_o und der Eingangsmatrix \mathbf{B}_o

$$\mathbf{A}_o = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} \cdot \left(-\frac{R_s}{r_{fe}} - \frac{L_m^2 R_r}{L_r^2} \right) & 0 & \frac{L_m R_r}{\sigma L_s L_r^2} & \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega_{rs} \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \cdot \left(-\frac{R_s}{r_{fe}} - \frac{L_m^2 R_r}{L_r^2} \right) & -\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega_{rs} & \frac{L_m R_r}{\sigma L_s L_r^2} \\ \frac{L_m R_r}{L_r} & 0 & -\frac{R_r}{L_r} & -\omega_{rs} \\ 0 & \frac{L_m R_r}{L_r} & \omega_{rs} & -\frac{R_r}{L_r} \end{bmatrix} ,$$

$$\mathbf{B}_o = \begin{bmatrix} \frac{1}{r_{fe} \sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{r_{fe} \sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} . \quad (4.26)$$

Da letztendlich ein auf einem Mikroprozessor implementierbarer Rotorflussbeobachter für die FOR zur Verfügung stehen soll, werden diese Gleichungen unter Annahme einer konstanten Eingangsspannung $\mathbf{u}_s(t)$ während einer PWM-Periode diskretisiert [116]:

$$\begin{bmatrix} i_{s,l,\alpha}[k] \\ i_{s,l,\beta}[k] \\ \psi_{r,\alpha}[k] \\ \psi_{r,\beta}[k] \end{bmatrix} = \mathbf{A} \cdot \begin{bmatrix} i_{s,l,\alpha}[k-1] \\ i_{s,l,\beta}[k-1] \\ \psi_{r,\alpha}[k-1] \\ \psi_{r,\beta}[k-1] \end{bmatrix} + \mathbf{B} \cdot \begin{bmatrix} u_{s,\alpha}[k-1] \\ u_{s,\beta}[k-1] \end{bmatrix} , \quad (4.27)$$

$$\begin{bmatrix} i_{s,\alpha}[k] \\ i_{s,\beta}[k] \end{bmatrix} = \mathbf{C} \cdot \begin{bmatrix} i_{s,l,\alpha}[k] \\ i_{s,l,\beta}[k] \\ \psi_{r,\alpha}[k] \\ \psi_{r,\beta}[k] \end{bmatrix} + \mathbf{D} \cdot \begin{bmatrix} u_{s,\alpha}[k] \\ u_{s,\beta}[k] \end{bmatrix} . \quad (4.28)$$

Für die System- \mathbf{A} , die Eingangs- \mathbf{B} , die Ausgangs- \mathbf{C} und die Durchgriffsmatrix \mathbf{D} der diskreten Zustandsraumdarstellung gilt

$$\mathbf{A} = e^{\mathbf{A}_o T_s} , \quad \mathbf{B} = \mathbf{A}_o^{-1} \cdot \left(e^{\mathbf{A}_o T_s} - \mathbf{I}_4 \right) \cdot \mathbf{B}_o ,$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \frac{1}{r_{fe}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{r_{fe}} & 0 & 0 \end{bmatrix} , \quad \mathbf{D} = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_s + R_{fe}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R_s + R_{fe}} \end{bmatrix} . \quad (4.29)$$

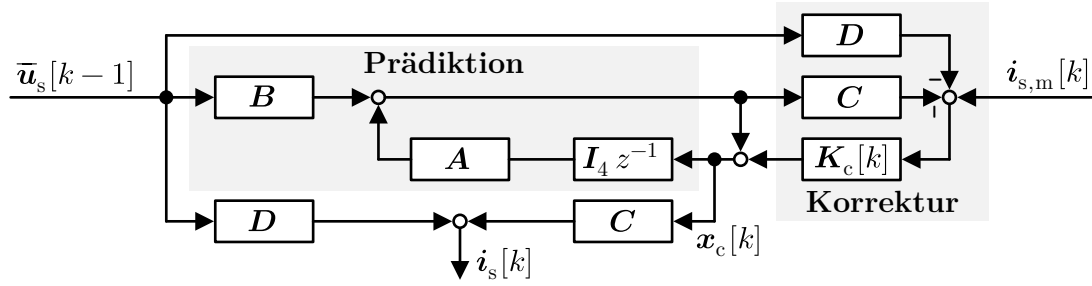


Abbildung 4.5: Strukturbild des Kalman-Filters – angelehnt an [120], [121]

Hierbei geben e^X das Matrixexponential, T_s die PWM-Periodendauer und \mathbf{I}_4 die 4×4 -Einheitsmatrix an.

Es seien an dieser Stelle wesentliche Aspekte der Modellierung hervorgehoben: Die Matrizen in den Gleichungen (4.29) sind parametervariant, da die Drehfrequenz ω_{rs} und die Motorparameter L_m , R_r , R_s veränderlich sein können. Außerdem wird in einer Software das Matrixexponential e^X meist nicht direkt berechnet, sondern mithilfe von Algorithmen, zum Beispiel [117], [118], approximiert [119]. Darüber hinaus besitzt das System durch die Parallelschaltung des Eisenverlustwiderstands mit der Statorinduktivität eine direkte Durchgriffsmatrix \mathbf{D} .

Auch bei Vorliegen des Eisenverlustwiderstands lässt sich das im ASM entstehende elektromagnetische Drehmoment aus der Leistungsbilanz herleiten [14], [15], [35]:

$$T[k] = \frac{3}{2} \cdot p \cdot \frac{L_m}{L_r} \cdot (\psi_{r,\alpha}[k] \cdot i_{s,l,\beta}[k] - \psi_{r,\beta}[k] \cdot i_{s,l,\alpha}[k]) . \quad (4.30)$$

Für die Rotorflussschätzung werden die diskreten Systemmatrizen \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} , \mathbf{D} gemäß Abbildung 4.5 in ein allgemeines Kalman-Filter [120], [121] integriert, also

$$\mathbf{x}_p[k] = \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}_c[k-1] + \mathbf{B} \cdot \bar{\mathbf{u}}_s[k-1] , \quad (4.31)$$

$$\mathbf{P}_p[k] = \mathbf{A} \cdot \mathbf{P}_c[k-1] \cdot \mathbf{A}^T + \mathbf{M} , \quad (4.32)$$

$$\mathbf{K}_c[k] = \mathbf{P}_p[k] \cdot \mathbf{C}^T \cdot (\mathbf{C} \cdot \mathbf{P}_p[k] \cdot \mathbf{C}^T + \mathbf{N})^{-1} , \quad (4.33)$$

$$\mathbf{x}_c[k] = \mathbf{x}_p[k] + \mathbf{K}_c[k] \cdot (i_{s,m}[k] - (\mathbf{C} \cdot \mathbf{x}_p[k] + \mathbf{D} \cdot \bar{\mathbf{u}}_s[k-1])) , \quad (4.34)$$

$$\mathbf{P}_c[k] = (\mathbf{I}_4 - \mathbf{K}_c[k] \cdot \mathbf{C}) \cdot \mathbf{P}_p[k] , \quad (4.35)$$

$$\mathbf{i}_s[k] = \mathbf{C} \cdot \mathbf{x}_c[k] + \mathbf{D} \cdot \bar{\mathbf{u}}_s[k-1] , \quad (4.36)$$

wobei aufgrund des Einsatzes der PWM und der Nutzung des EGU gemäß Abschnitt 3.3 lediglich der Mittelwert der Statorspannung $\bar{\mathbf{u}}_s$ in einer PWM-Periode angegeben werden kann. Deshalb wird im Prädiktionsschritt (gekennzeichnet durch den tiefgestellten Index „p“), im Korrekturschritt (gekennzeichnet durch den tiefgestellten Index „c“) und in der Ausgangsgleichung (4.36) jeweils derselbe mittlere Spannungsvektor $\bar{\mathbf{u}}_s[k-1]$ verwendet. Bei der Schätzung wird in \mathbf{A}_0 bzw. \mathbf{A} die mit der gemessenen Drehzahl bestimmte Kreisfrequenz $\omega_{rs,m}[k]$ gemäß Gleichung (2.39) genutzt. Des Weiteren beschreibt $\mathbf{i}_{s,m}[k]$ den mit der Transformationsmatrix \mathbf{T}_{23} gemäß Abschnitt 2.1 in das zweisträngige statorfeste Koordinatensystem transformierte Vektor der gemessenen Phasenströme:

$$\mathbf{i}_{s,m}[k] = \begin{bmatrix} i_{s,m,\alpha}[k] & i_{s,m,\beta}[k] \end{bmatrix}^T = \mathbf{T}_{23} \cdot \begin{bmatrix} i_{s,m,a}[k] & i_{s,m,b}[k] & i_{s,m,c}[k] \end{bmatrix}^T . \quad (4.37)$$

Zur Vereinfachung und Verringerung des Identifikationsaufwands wird angenommen, dass die Matrix \mathbf{M} eine Diagonalmatrix und identisch bezüglich der α - und β -Komponenten ist:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & m_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\tilde{m}_1 \cdot I_N)^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & (\tilde{m}_1 \cdot I_N)^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & (\tilde{m}_2 \cdot \psi_N)^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & (\tilde{m}_2 \cdot \psi_N)^2 \end{bmatrix} , \quad (4.38)$$

mit dem nominalen Statorstrom und dem nominalen Rotorfluss

$$I_N = 3,9 \text{ Vs} , \quad \psi_N = \frac{U_{dc,N}}{\sqrt{3} \cdot \omega_{rs,N}} \approx 0,52 \text{ Vs} . \quad (4.39)$$

In der Messrauschmatrix \mathbf{N} des Kalman-Filters werden für die Diagonalelemente die Varianzen der α - und β -Komponente des am Prüfstand gemessenen Stromvektors $\mathbf{i}_{s,m}$ bei ausgeschaltetem Umrichter gewählt:

$$\mathbf{N} = \begin{bmatrix} (9,62 \cdot 10^{-4} \cdot I_N)^2 & 0 \\ 0 & (8,21 \cdot 10^{-4} \cdot I_N)^2 \end{bmatrix} . \quad (4.40)$$

Hiermit resultiert der korrigierte Vektor mit den Statorstrom- und Rotorflusskomponenten:

$$\mathbf{x}_c[k] = \begin{bmatrix} i_{s,l,\alpha}[k] & i_{s,l,\beta}[k] & \psi_{r,\alpha}[k] & \psi_{r,\beta}[k] \end{bmatrix}^T . \quad (4.41)$$

Aus den Statorstrom- sowie Rotorflusskomponenten lassen sich die Rotor-, die Hauptflussamplitude und die Orientierung des Rotorflusses bestimmen:

$$\psi_r[k] = \|\boldsymbol{\psi}_r[k]\| = \sqrt{(\psi_{r,\alpha}[k])^2 + (\psi_{r,\beta}[k])^2} , \quad (4.42)$$

$$\psi_m[k] = \frac{L_m}{L_r} \cdot \|\boldsymbol{\psi}_r[k] + L_{\sigma r} \cdot \mathbf{i}_{s,l}[k]\| , \quad (4.43)$$

$$\epsilon_s[k] = \text{atan2}(\psi_{r,\beta}[k], \psi_{r,\alpha}[k]) . \quad (4.44)$$

In der letztgenannten Gleichung wird die atan2-Funktion [122] verwendet. Schließlich resultiert die Drehmomentschätzung als

$$T[k] = \frac{3}{2} \cdot p \cdot \frac{L_m}{L_r} \cdot (i_{s,l,\beta}[k] \cdot \psi_{r,\alpha}[k] - i_{s,l,\alpha}[k] \cdot \psi_{r,\beta}[k]) . \quad (4.45)$$

Des Weiteren folgt aus der Rotorfluss- und Drehmomentschätzung direkt die geschätzte Rotor- sowie Statorkreisfrequenz

$$\omega_r[k] = \frac{2 \cdot R_r \cdot T[k]}{3 \cdot p \cdot (\psi_r[k])^2} , \quad \omega_s[k] = \frac{2 \cdot R_r \cdot T[k]}{3 \cdot p \cdot (\psi_r[k])^2} + \omega_{rs,m}[k] . \quad (4.46)$$

Basierend auf diesen Größen können die Parameter R_r , R_s und L_m adaptiert werden:

$$R_r(\omega_r[k]) = R_{dc,r} \cdot (1 + h_r \cdot (\omega_r[k])^2) , \quad (4.47)$$

$$R_s(\omega_s[k]) = R_{dc,s} \cdot (1 + h_s \cdot (\omega_s[k])^2) , \quad (4.48)$$

$$L_m(\psi_m[k]) = l_1 + \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{l_3 \cdot l_4}} - \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{-l_3 \cdot (\psi_m[k] - l_4)}} . \quad (4.49)$$

Mit diesen aktualisierten Parametern lassen sich anschließend die Statorinduktivität L_s , die Rotorinduktivität L_r sowie die Matrizen \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} , \mathbf{D} bestimmen und für die Schätzungen in der nächsten PWM-Periode $k + 1$ verwenden. Das heißt, die Parameter und die Systemdynamik werden an die neuen geschätzten Zustände adaptiert, wodurch dieser Beobachter insgesamt als adaptives Kalman-Filter (AKF) bezeichnet wird.

4.4 Datensatz für die Identifikation und die Validierung

Am Prüfstand führt das RCPS die standardmäßige FOR gemäß Abschnitt 2.2 für den Prüflingsmotor mit der PWM-Schaltfrequenz $f_s = 10$ kHz aus. Hierin wird zusätzlich das Greybox-Umrichterkompensationsverfahren gemäß Abschnitt 3.4 verwendet. Die relevanten Eigenschaften des verwendeten Prüflingsmotors sind in Tabelle 4.1 aufgeführt. Der Umrichter für den Prüflingsmotor ist identisch mit dem

Tabelle 4.1: Eigenschaften des Prüflingsmotors nach Typenschildangaben

Symbol	Beschreibung	Wert
T_N	Nenndrehmoment	4,7 Nm
I_N	Nennwert des Phasenstroms (in Sternschaltung)	3,9 A
$P_{me,N}$	Mechanische Nennleistung	1,5 kW
n_N	Nenndrehzahl	3000 min ⁻¹
p	Polpaarzahl	2
$U_{dc,N}$	Nennwert der Zwischenkreisspannung	563,38 V

Tabelle 4.2: Relevante mechanische Systemeigenschaften gemäß Datenblattangaben

Symbol	Beschreibung	Wert
J_{TM}	Rotationsträgheit des Prüflingsmotors	0,0014 kg m ²
J_{LM}	Rotationsträgheit des Lastmotors	0,00096 kg m ²
J_{TS}	Rotationsträgheit des Drehmomentsensors	$< 1,8 \cdot 10^{-6}$ kg m ²
k_{TS}	Torsionssteifigkeit des Drehmomentsensors	15,5 Nm/(1°)
J_{TC}	Rotationsträgheit einer Kupplung	$5 \cdot 10^{-5}$ kg m ²
k_{TC}	Torsionssteifigkeit einer Kupplung	401,4 Nm/(1°)

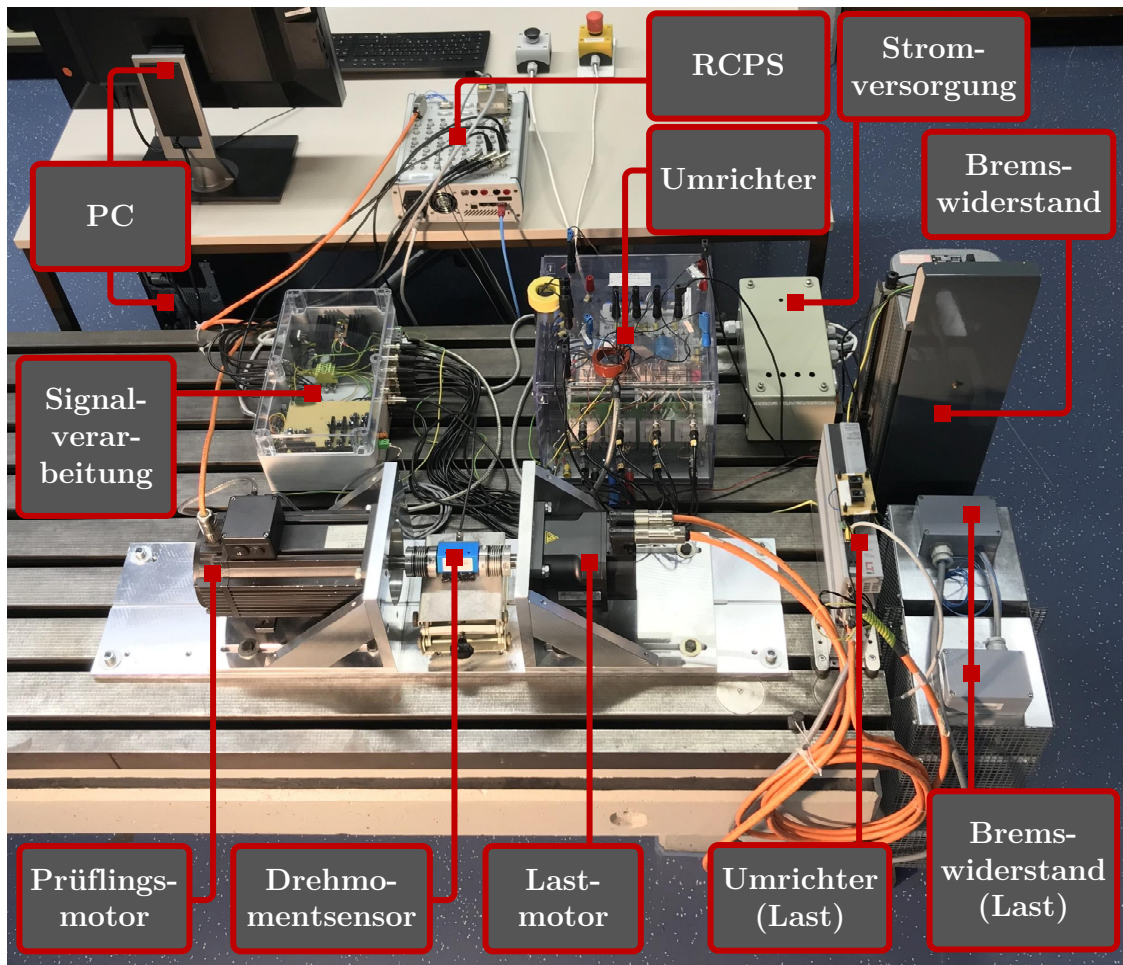


Abbildung 4.6: Foto des Prüfstands mit Beschriftung wesentlicher Komponenten

aus Kapitel 3. Als Lastmotor dient ein permanenterregter Synchronmotor (PMSM), der von einem industriellen Umrichter mit integrierter Regelung drehzahlregelt betrieben wird. Der Prüflings- und der Lastmotor sind über Metallbalkkupplungen mit einer Drehmomentmesswelle verbunden. Diese Drehmomentmesswelle ist für ein Nenndrehmoment von 10 Nm ausgelegt und hat eine absolute Genauigkeit von 0,025 Nm [123]. Die Daten des Lastmotors und die Typenbezeichnungen der relevanten Komponenten sind im Anhang A.2 aufgeführt, sofern diese nicht bereits in Abschnitt 3.7 beschrieben sind. Ein Foto des Prüfstands mit Beschriftung der wesentlichen Komponenten ist in Abbildung 4.6 dargestellt.

Zunächst ist es wichtig, die mechanischen Eigenschaften des Prüfstands zu analysieren, um einen effektiven Datensatz aufzunehmen und anschließend in der Offline-Identifikation nutzen zu können. Die mechanische Kopplung des Prüflingsmotors mit dem Lastmotor ist in Abbildung 4.7 visualisiert. Aufgrund einer relativ hohen Torsionssteifigkeit der Kupplungen (vergleiche Tabelle 4.2) wird jeweils eine Kupplung mit der verbundenen Motorwelle als gemeinsame mechanische Komponente zusammengefasst. Dadurch lässt sich ein vereinfachtes Freikörperbild des Aufbaus

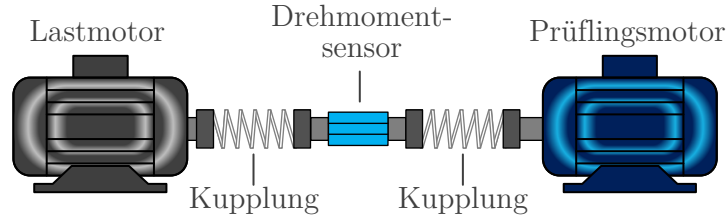


Abbildung 4.7: Schema des mechanischen Prüfstandaufbaus

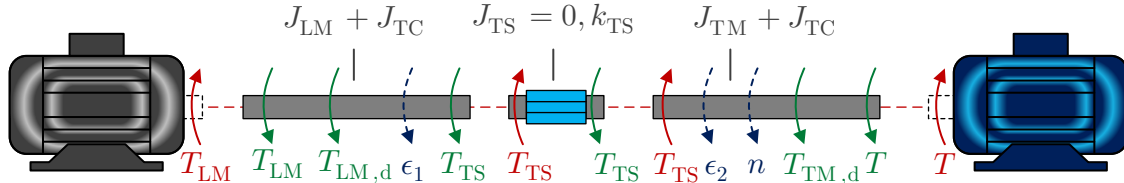


Abbildung 4.8: Freikörperbild des vereinfachten mechanischen Prüfstandaufbaus

ableiten, welches in Abbildung 4.8 dargestellt ist. Daran ist zu erkennen, dass im dynamischen Betrieb das Drehmoment am Drehmomentsensor T_{TS} im Allgemeinen nicht mit dem tatsächlichen vom Prüflingsmotor erzeugten Drehmoment T übereinstimmt. Sofern aus dem gemessenen Drehmoment $T_{TS,m}$ das tatsächlich im Luftspalt des Prüflingsmotors anliegende Drehmoment T im dynamischen Betrieb abgeleitet werden soll, müssen mehrere Aspekte bekannt und präzise modelliert sein, beispielsweise die zeitliche Ableitung der Drehzahl oder das dynamische Verhalten der Lastmaschine, der Kupplungen und des Drehmomentsensors. Da dies tendenziell nicht präzise oder nur unter einem relativ hohen vorherigen Identifikationsaufwand möglich ist, liegt im Folgenden der Fokus auf stationären Drehmomentmessungen bei jeweils konstanter Drehzahl.

Aus Abbildung 4.8 lässt sich außerdem folgern, dass im stationären Fall das Drehmoment des Prüflingsmotors T aus dem am Drehmomentsensor messbaren Drehmoment T_{TS} , korrigiert um das Reibdrehmoment $T_{TM,d}$, bestimmt werden kann:

$$T = T_{TS} - T_{TM,d} . \quad (4.50)$$

Wird der Lastmotor drehzahl geregelt betrieben, während der Prüflingsmotor ausgeschaltet ist ($T = 0$), liefert der Lastmotor kontinuierlich das Reibdrehmoment beider Motoren

$$T_{LM} = -T_{LM,d} - T_{TM,d} . \quad (4.51)$$

Das Drehmoment am Sensor T_{TS} setzt sich in diesem Fall aus dem Reibdrehmoment $T_{TM,d}$ und einer zusätzlichen Komponente ΔT_{TS} , die durch die Wirkung des Drehmomentsensors als Torsionsfeder entsteht, zusammen:

$$\Delta T_{TS} = k_{TS} \cdot (\epsilon_2 - \epsilon_1) = k_{TS} \cdot \Delta \epsilon . \quad (4.52)$$

Dabei stellt $\Delta \epsilon$ die Verdrehung zwischen den beiden Motorwellen in der Drehmomentmesswelle dar. Das Drehmoment an der Drehmomentmesswelle T_{TS} ergibt sich somit als

$$T_{\text{TS}} = T_{\text{TM,d}} + \Delta T_{\text{TS}} . \quad (4.53)$$

Mit den Bewegungsgleichungen für die Wellen des Last- und des Prüflingsmotors

$$\Delta T_{\text{TS}} = (J_{\text{LM}} + J_{\text{TC}}) \cdot \frac{d^2 \epsilon_1}{dt^2} \Leftrightarrow \frac{d^2 \epsilon_1}{dt^2} = \frac{\Delta T_{\text{TS}}}{J_{\text{LM}} + J_{\text{TC}}} , \quad (4.54)$$

$$-\Delta T_{\text{TS}} = (J_{\text{TM}} + J_{\text{TC}}) \cdot \frac{d^2 \epsilon_2}{dt^2} \Leftrightarrow \frac{d^2 \epsilon_2}{dt^2} = -\frac{\Delta T_{\text{TS}}}{J_{\text{TM}} + J_{\text{TC}}} , \quad (4.55)$$

folgt die Differentialgleichung für die Torsion $\Delta \epsilon$ des Systems

$$\frac{d^2 \Delta \epsilon}{dt^2} = -\left(\frac{1}{J_{\text{TM}} + J_{\text{TC}}} + \frac{1}{J_{\text{LM}} + J_{\text{TC}}} \right)^{-1} \cdot k_{\text{TS}} \cdot \Delta \epsilon = -\tilde{J} \cdot k_{\text{TS}} \cdot \Delta \epsilon . \quad (4.56)$$

Hierbei beschreibt \tilde{J} das Ersatzträgheitsmoment. Betrachtet man die charakteristische Gleichung der Differentialgleichung (4.56), so lässt sich die Eigenfrequenz des schwingenden Systems bestimmen als

$$f_{\text{me,sys}} = \frac{1}{2 \cdot \pi} \cdot \sqrt{\frac{k_{\text{TS}}}{\tilde{J}}} . \quad (4.57)$$

Die am Prüfstand verwendete Drehmomentmesswelle hat eine relativ geringe Torsionssteifigkeit (vergleiche Tabelle 4.2), wodurch sich eine niedrige Eigenfrequenz des Gesamtsystems $f_{\text{me,sys}}$ von ungefähr 195 Hz ergibt. Konstruktionsbedingt weisen PMSM im Allgemeinen aufgrund der Statornuten und der nicht ideal sinusförmigen Flussdichte der Permanentmagneten im Luftspalt bei der Rotation Rastmomente auf, die insbesondere bei geringen Drehzahlen und geringer Last signifikant sein können [124], [125]. Diese Rastmomente des Lastmotors können das mechanische System (bestehend aus Prüflingsmotor, Lastmotor, Drehmomentsensor und Kupplungen) anregen und Drehmomentschwingungen entstehen lassen.

Für verschiedene Solldrehzahlen n^* wird jeweils das Drehmoment $T_{\text{TS,m}}$ und die Drehzahl n_{m} in einem Zeitintervall von 10 s, also über $N_{\text{M}} = 100\,000$ PWM-Perioden, aufgezeichnet, um sowohl das Reibdrehmoment als auch die Drehmomentschwingungen des Systems zu analysieren. Dabei wird der Drehmomentmittelwert eines Messzyklus als gemessenes Reibdrehmoment des Prüflingsmotors bei der entsprechenden mittleren gemessenen Drehzahl \bar{n}_{m} interpretiert:

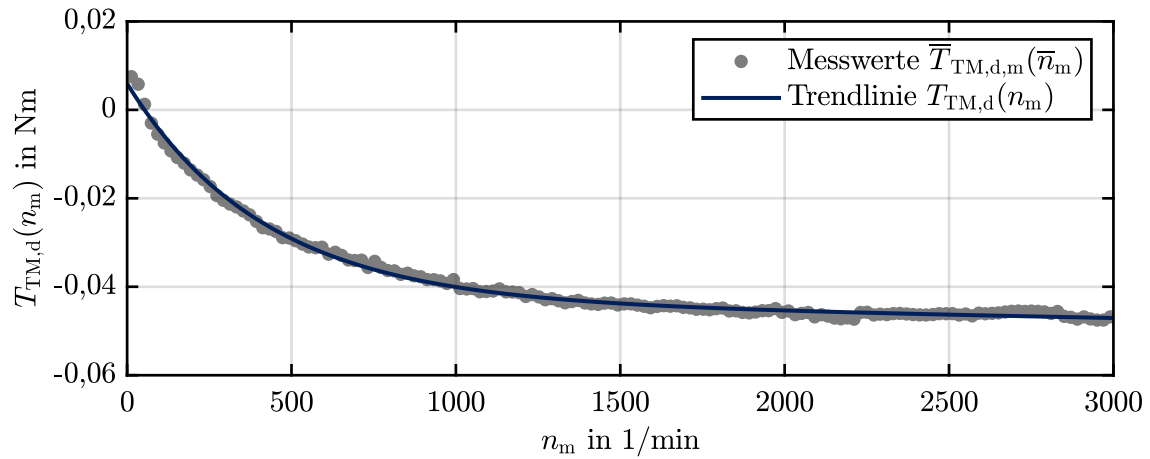
$$\bar{T}_{\text{TM,d,m}}(\bar{n}_{\text{m}}) = \frac{1}{N_{\text{M}}} \cdot \sum_{k=1}^{N_{\text{M}}} T_{\text{TS,m}}[k] , \quad \bar{n}_{\text{m}} = \frac{1}{N_{\text{M}}} \cdot \sum_{k=1}^{N_{\text{M}}} n_{\text{m}}[k] . \quad (4.58)$$

Die Drehmomentschwingung wird mit der zugehörige Standardabweichung analysiert:

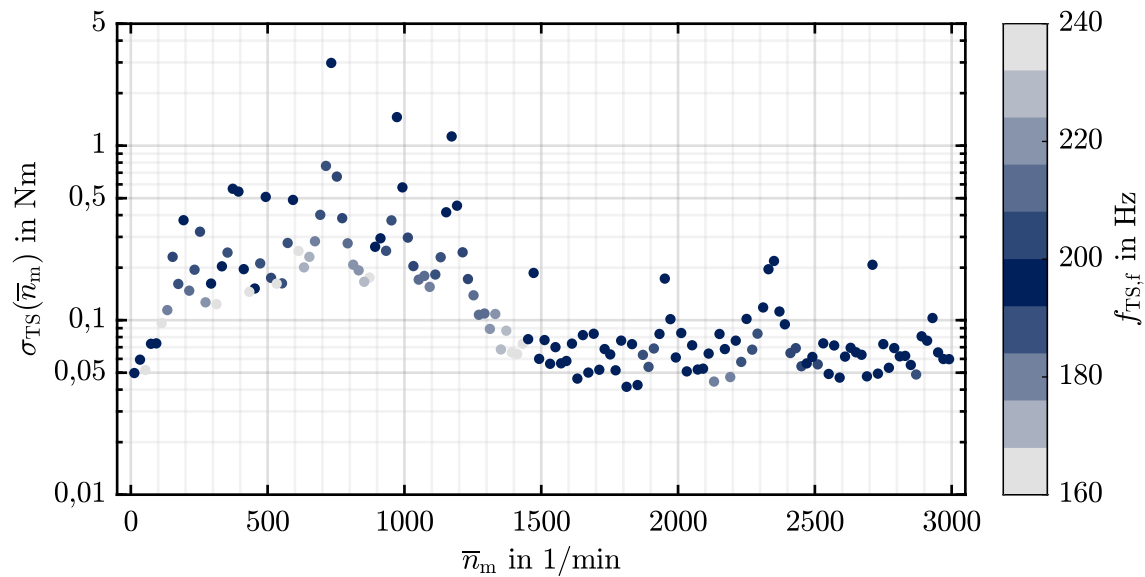
$$\sigma_{\text{TS}}(\bar{n}_{\text{m}}) = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{M}}} \cdot \sum_{k=1}^{N_{\text{M}}} \left(T_{\text{TS,m}}[k] - \bar{T}_{\text{TM,d,m}}(\bar{n}_{\text{m}}) \right)^2} . \quad (4.59)$$

Die Ergebnisse der Messungen sind in Abbildung 4.9 visualisiert: Durch alle Reibdrehmomente $\bar{T}_{\text{TM,d,m}}(\bar{n}_{\text{m}})$ wird gemäß Abbildung 4.9a eine Trendlinie gelegt, die zu jeder Drehzahl das angepasste Reibdrehmoment $T_{\text{TM,d}}(n_{\text{m}})$ angibt und die kompakt als funktionaler Zusammenhang darstellbar ist:

$$T_{\text{TM,d}}(n_{\text{m}}) \approx -0,04315 \text{ Nm} \cdot e^{0,00003 \text{ min} \cdot n_{\text{m}}} + 0,04910 \text{ Nm} \cdot e^{-0,00242 \text{ min} \cdot n_{\text{m}}} . \quad (4.60)$$



(a) Reibdrehmoment $T_{\text{TM},d}$ in Abhängigkeit der Drehzahl n_m : Aufgrund eines Offsetfehlers in der Drehmomentmessung treten bei niedrigen Drehzahlen positive Werte auf.



(b) Standardabweichung σ_{TS} und Grundfrequenz $f_{\text{TS},f}$ des gemessenen Drehmoments $T_{\text{TS},m}$: Die vertikale Achse ist logarithmisch skaliert.

Abbildung 4.9: Analyse des Reibdrehmoments: Bei ausgeschaltetem Prüflingsmotor ($T = 0$ Nm) werden verschiedene Solldrehzahlen n^* von dem Lastmotor eingeregelt und es wird jeweils im stationären Betrieb das Drehmoment $T_{\text{TS},m}$ ausgewertet.

Tabelle 4.3: Mit Standardtestverfahren identifizierte Parameter nach [126]

Parameter	L_m in H	$L_{\sigma r}$ in H	$L_{\sigma s}$ in H	R_r in Ω	R_s in Ω
Wert	0,14375	0,00587	0,00587	1,35500	2,93380

Der Betrag des Reibdrehmoments $|T_{\text{TM,d}}(n_m)|$ nimmt mit der Drehzahl zu, beträgt allerdings im betrachteten Drehzahlbereich weniger als 0,05 Nm. Im Gegensatz dazu erreicht die Standardabweichung des gemessenen Drehmoments $\sigma_{\text{TS}}(\bar{n}_m)$ Werte von bis zu $\sigma_{\text{TS}}(732 \text{ min}^{-1}) \approx 2,98 \text{ Nm}$ – vergleiche Abbildung 4.9b. Dabei weist das gemessene Drehmoment $T_{\text{TS,m}}$ insbesondere dann hohe Standardabweichungen $\sigma_{\text{TS}}(\bar{n}_m)$ auf, wenn die Grundfrequenz der Schwingung im gemessenen Drehmoment $T_{\text{TS,m}}$ im Bereich [185; 215] Hz liegt. Die tatsächliche Eigenfrequenz des Systems wird dementsprechend ungefähr der zuvor mechanisch approximierten Eigenfrequenz von 195 Hz entsprechen. Da sich die Drehmomentschwingungen im Allgemeinen nicht durch die elektrischen Größen am Prüflingsmotor beschreiben und nachbilden lassen, ist das gemessene Drehmoment $T_{\text{TS,m}}$ zu filtern, um eine Datenbasis für die Identifikation des adaptiven Kalman-Filters mit lediglich relevanten und von der Modellstruktur interpretierbaren Informationen zu erhalten. Hierfür könnte das mit 10 kHz gemessene Drehmoment $T_{\text{TS,m}}$ mit einem Kerbfilter

$$G_{\text{nf}}(z) = \frac{1 + z^{-26}}{2} = \frac{T_{\text{TS,m,nf}}(z)}{T_{\text{TS,m}}(z)}, \quad (4.61)$$

gefiltert werden [127]. Da das System jedoch auch mechanische Schwingungen mit Frequenzen nahe der Eigenfrequenz deutlich verstärken kann und der Drehmomentsensor selbst eine begrenzte Bandbreite besitzt, erwies sich in vorbereitenden Untersuchungen die Verwendung eines diskretisierten Tiefpassfilters erster Ordnung

$$G_{\text{lp}}(z) = \frac{2 \cdot \pi \cdot f_{\text{lp}}}{(f_s + 2 \cdot \pi \cdot f_{\text{lp}}) - f_s \cdot z^{-1}} = \frac{T_{\text{TS,m,lp}}(z)}{T_{\text{TS,m}}(z)}, \quad (4.62)$$

mit einer geringen Grenzfrequenz $f_{\text{lp}} = 5 \text{ Hz}$ als effektiver. Zusätzlich wird das gefilterte gemessene Drehmoment für den Identifikationsprozess um das Reibdrehmoment gemäß Gleichung (4.50) korrigiert:

$$T_{\text{m,lp}} = T_{\text{TS,m,lp}} - T_{\text{TM,d}}(n_m). \quad (4.63)$$

Zur besseren Vergleichbarkeit, das heißt bezüglich der zeitlichen Verzögerung durch die Filterung der Messung, werden die geschätzten Drehmomente jeweils ebenfalls mit dem Tiefpass $G_{\text{lp}}(z)$ gefiltert.

Des Weiteren werden vor dem Beginn der Datenaufnahme am Prüfstand Standardtestverfahren [20] durchgeführt und mit den erhaltenen Messergebnissen Näherungswerte für die Motorparameter bestimmt [126]. Diese approximierten Motorparameter sind in Tabelle 4.3 aufgeführt und werden verwendet, um die Regler der FOR auszulegen und den in der FOR verwendeten Basis-Strommodell-Beobachter zu parametrieren. Die Struktur und die Funktionsweise dieses standardmäßigen Rotorflussbeobachters sind in Abschnitt 2.2 mithilfe der Abbildung 2.4 und der Gleichungen (2.35) - (2.40) beschrieben.

Bei der anschließenden Aufnahme der Messdaten für den Identifikationsprozess wird folgendermaßen vorgegangen: Für unterschiedliche konstante Solldrehzahlen n^* , die vom Lastmotor eingeregelt werden, schaltet die innere Stromregelung unter

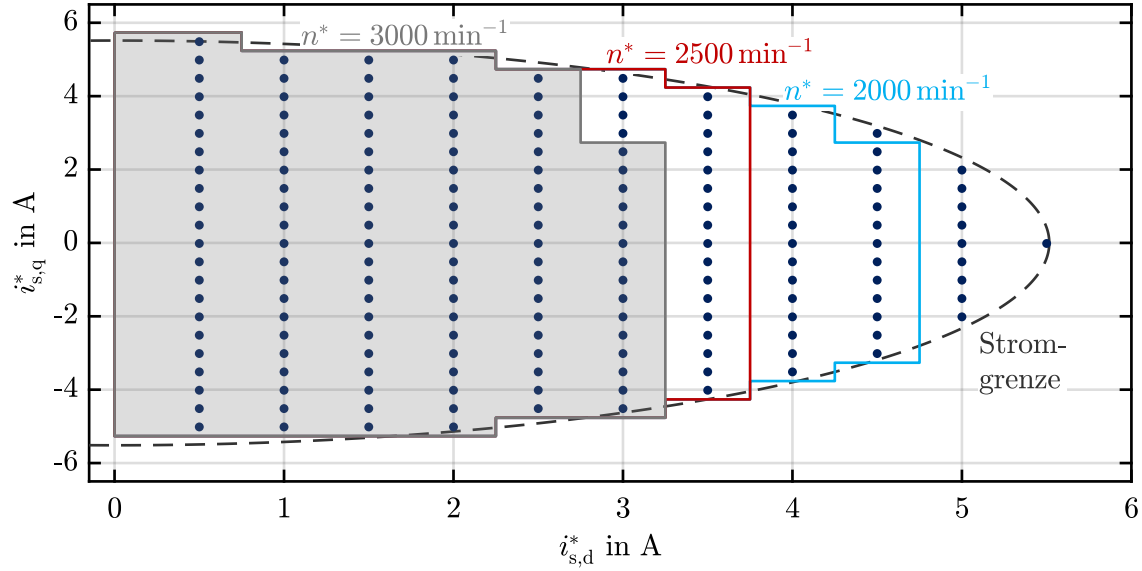


Abbildung 4.10: Betriebspunkte des Datensatzes \mathcal{D}_2 in der $i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Ebene: Bei sieben Solldrehzahlen $n^* \in \{2; 5; 10; 15; 20; 25; 30\} \cdot 100 \text{ min}^{-1}$ werden die eingezeichneten $i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Kombinationen (blaue Punkte) am Prüflingsmotor nacheinander eingeregelt, wobei für höhere Solldrehzahlen ($n^* \geq 2000 \text{ min}^{-1}$) aufgrund der Spannungsbegrenzung nur Betriebspunkte innerhalb der hervorgehobenen Grenzen (blau, rot, grau) genutzt werden. Betriebspunkte außerhalb des grau hinterlegten Bereichs werden normalerweise an einem ASM nicht aufgeschaltet und werden daher bei der Performanzanalyse in Abschnitt 4.5 nicht berücksichtigt.

Verwendung des Basis-Strommodell-Beobachters verschiedene Arbeitspunkte am Prüflingsmotor auf. Die einzuregelnden Sollstromkomponenten $i_{s,d}^*, i_{s,q}^*$ werden ausgewählt, indem die $i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Stromebene äquidistant unterteilt und jede realisierbare Sollstromkombination ermittelt wird. Hierbei werden neben der Strom- und Spannungsbegrenzung abhängig von der Drehzahl Sicherheitsbereiche berücksichtigt. Dies ist erforderlich, da die verwendete innere Stromregelung keinen überlagerten Aussteuerungsregler besitzt und deshalb das Risiko des Erreichens eines unkontrollierbaren Systemzustands an der Spannungsgrenze zu eliminieren ist. Jeder Betriebspunkt, definiert als $n^*-i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Kombination, wird am Prüfstand für ein Zeitintervall von 5 s eingeregelt und währenddessen werden alle relevanten Größen aufgezeichnet. In Abbildung 4.10 sind die aufgeschalteten Sollstromkomponenten $i_{s,d}^*, i_{s,q}^*$ der 1138 im Datensatz \mathcal{D}_2 enthaltenen Betriebspunkte visualisiert. Durch das relativ kurze Aufschalten der einzelnen Arbeitspunkte ist tendenziell davon auszugehen, dass keine signifikante Erwärmung des Prüflingsmotors stattfindet und der Datensatz \mathcal{D}_2 dementsprechend unter nahezu konstanten thermischen Bedingungen (ungefähr bei 20°C) aufgenommen wird. Um Flussbeobachter im Offline-Identifikationsprozess simulieren zu können, werden die folgenden Größen mit der PWM-Schaltfrequenz von 10 kHz aufgenommen:

$$\mathbf{d}_{abc}[k] \quad , \quad \mathbf{i}_{abc,m}[k] \quad , \quad u_{dc,m}[k] \quad , \quad \omega_{rs,m}[k] \quad , \quad T_{TS,m}[k] \quad . \quad (4.64)$$

4.5 Offline-Identifikation und Analyse der Schätzperformanz

Neben dem AKF (I.), das in Abschnitt 4.3 ausführlich beschrieben ist, sollen zu Vergleichszwecken weitere Beobachter angeführt und deren Performanzen einander gegenübergestellt werden. Hierbei wird ein Kalman-Filter (II.) analog zu dem AKF offline identifiziert, das dieselben dynamischen Gleichungen verwendet, allerdings konstante und nichtadaptive Motorparameter betrachtet, das heißt magnetische Sättigung und Skin-Effekte bleiben unberücksichtigt. Dieser Beobachter wird im Folgenden als KKF bezeichnet. Außerdem soll eine Art Basis-Kalman-Filter (BKF, III.) mit konstanten Motorparametern und ohne einen Eisenverlustwiderstand offline bestimmt werden. Darüber hinaus wird die Performanz des Basis-Strommodell-Beobachters (BSB, IV.) analysiert, dessen dynamische Gleichungen in Abschnitt 2.2 kompakt dargestellt sind. Die darin enthaltenen Motorparameter L_{σ} , L_m , R_r werden gemäß Tabelle 4.3 gewählt. Zur Erhöhung der Schätzgenauigkeit lassen sich – analog zu dem Vorgehen bei dem AKF – die Hauptinduktivität und der Rotorwiderstand basierend auf den geschätzten Zuständen in jeder PWM-Periode k für die Berechnungen in der nächsten Periode $k + 1$ aktualisieren. Dies bildet eine adaptive Variante des Strommodell-Beobachters (ASB, V.). Für die Aktualisierung von L_m ist hierbei zuerst die Hauptfluss-Amplitude zu $\psi_{m,ASB}$ ermitteln:

$$\psi_{m,ASB}[k] = \frac{L_m}{L_r} \cdot \sqrt{(\psi_{r,ASB}[k] + L_{\sigma} \cdot i_{s,d,ASB}[k])^2 + (L_{\sigma} \cdot i_{s,q,ASB}[k])^2} . \quad (4.65)$$

Mit dieser Amplitude und den anderen geschätzten Größen lassen sich sowohl der Rotorwiderstand als auch die Hauptinduktivität des ASB für die Schätzung in der nächsten PWM-Periode $k + 1$ adaptieren:

$$R_r(\omega_{r,ASB}[k]) = R_{dc,r} \cdot \left(1 + h_r \cdot (\omega_{r,ASB}[k])^2\right) , \quad (4.66)$$

$$L_m(\psi_{m,ASB}[k]) = l_1 + \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{l_3 \cdot l_4}} - \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{-l_3 \cdot (\psi_{m,ASB}[k] - l_4)}} . \quad (4.67)$$

Ein Eisenverlustwiderstand wird in dem ASB nicht berücksichtigt, damit dieser Beobachter lediglich von den gemessenen Phasenströmen und der gemessenen Drehzahl abhängt, das heißt keine Schätzung der Phasenspannungen erfordert. Insgesamt werden in diesem Kapitel somit folgende Beobachter gegenübergestellt:

- I. AKF mit veränderlichen Motorparametern und mit Eisenverlusten,
- II. KKF mit konstanten Motorparametern und mit Eisenverlusten,
- III. BKF mit konstanten Motorparametern und ohne Eisenverluste,
- IV. BSB gemäß Abschnitt 2.2 ohne Eisenverluste,
- V. ASB mit veränderlichen Motorparametern und ohne Eisenverluste.

Die Parameter des BSB werden, wie zuvor erwähnt, mithilfe der Standardtestverfahren bestimmt. Hingegen werden die Parameter der anderen Beobachter jeweils mittels einer PSO und umfangreicher Prüfstandsmessungen offline identifiziert. Für das AKF sind hierbei insgesamt dreizehn Parameter zu ermitteln, wobei diese Parameter nachfolgend durch den Parametervektor \mathbf{p}_{AKF} dargestellt werden:

$$\mathbf{p}_{\text{AKF}} = [l_1 \ l_2 \ l_3 \ l_4 \ R_{\text{dc},r} \ \tilde{h}_r \ L_{\sigma r} \ R_{\text{dc},s} \ \tilde{h}_s \ L_{\sigma s} \ R_{\text{fe}} \ \tilde{m}_1 \ \tilde{m}_2]^T. \quad (4.68)$$

Sofern derselbe Beobachter mit konstanten Parametern, das heißt das KKF, verwendet wird, sind acht Parameter zu bestimmen:

$$\mathbf{p}_{\text{KKF}} = [l_1 \ R_{\text{dc},r} \ L_{\sigma r} \ R_{\text{dc},s} \ L_{\sigma s} \ R_{\text{fe}} \ \tilde{m}_1 \ \tilde{m}_2]^T, \quad (4.69)$$

und die übrigen Modellparameter $l_2, l_3, l_4, \tilde{h}_r, \tilde{h}_s$ werden zu null gesetzt. Bei dem BKF werden lediglich sieben Parameter benötigt:

$$\mathbf{p}_{\text{BKF}} = [L_m \ R_r \ L_{\sigma r} \ R_s \ L_{\sigma s} \ \tilde{m}_1 \ \tilde{m}_2]^T. \quad (4.70)$$

Bei diesem Beobachter werden die weiteren Modellparameter $l_2, l_3, l_4, \tilde{h}_r, \tilde{h}_s$ ebenfalls zu null gesetzt und der Eisenverlustwiderstand als unendlich groß angenommen, das heißt $R_{\text{fe}} \rightarrow \infty$ bzw. $r_{\text{fe}} \rightarrow 1$. Dementsprechend können für das KKF und das BKF dieselben Gleichungen wie bei dem AKF gemäß Abschnitt 4.3 verwendet werden. Des Weiteren benötigt das ASB gleichermaßen lediglich sieben Parameter:

$$\mathbf{p}_{\text{ASB}} = [l_1 \ l_2 \ l_3 \ l_4 \ R_{\text{dc},r} \ \tilde{h}_r \ L_{\sigma r}]^T. \quad (4.71)$$

Für die Offline-Identifikation wird der aufgezeichnete Datensatz \mathcal{D}_2 mit einem Zufallsalgorithmus in einen Trainingsdatensatz (75 % der Daten bzw. $N_{2,\text{tr}} = 853$ Betriebspunkte) und einen Testdatensatz (25 % der Daten bzw. 285 Betriebspunkte) aufgeteilt. Bei der Aufnahme des Identifikationsdatensatzes werden gemäß Abschnitt 4.4 Sollstromkomponenten $i_{s,d}^*, i_{s,q}^*$ im stationären Betrieb vermessen und diese sind in Abbildung 4.10 visualisiert. Betriebspunkte außerhalb des grauen Bereichs in dieser Abbildung können zwar hilfreich sein, um die Systemeigenschaften zu identifizieren, allerdings führen sie aufgrund der sehr hohen rotorflussbildenden Stromkomponenten $i_{s,d}^*$ zu einem ineffizienten Betrieb des ASM und werden im realen Betrieb normalerweise nicht aufgeschaltet. Deshalb werden diese Arbeitspunkte lediglich im Rahmen des Identifikationsprozesses, also im Trainingsdatensatz $\mathcal{D}_{2,\text{tr}}$, berücksichtigt, nicht aber bei dem Testen. Im Testdatensatz $\mathcal{D}_{2,\text{te}}$ sind deshalb im Folgenden anstelle der 285 Betriebspunkte nur die $N_{2,\text{te}} = 209$ Betriebspunkte innerhalb des grau hinterlegten Bereichs von Abbildung 4.10 vorhanden. Hierdurch soll ein fairer Vergleich der Performanzen ermöglicht werden, insbesondere gegenüber den Beobachtern mit konstanter Hauptinduktivität, das heißt dem KKF, dem BKF und dem BSB.

Zur Ermittlung der Parameter des AKF, KKF, BKF und ASB wird jeweils eine PSO [51] mit der in MATLAB verfügbaren PSO-Implementierung [50] durchgeführt.

Tabelle 4.4: Konfigurationsparameter der PSO

Konfigurationsparameter	Wert
Maximale Anzahl an Iterationen	1000
Hybridfunktion	Fmincon [50]
Anzahl der Partikel	100 (AKF) 80 (KKF) 70 (BKF und ASB)

Tabelle 4.5: Parameterbereiche (PB) und ermittelte optimale Parameter

x	l_1 in H	l_2 in H	$l_3 \cdot \text{Vs}$	l_4/Vs	$L_{\sigma r}$ in H	$L_{\sigma s}$ in H	R_{fe} in Ω
PB	[0,05; 0,3]	[0; 0,2]	[0; 100]	[0; 1]	$[10^{-12}; 0,02]$	$[10^{-12}; 0,02]$	[50; 3000]
AKF	0,1596	0,0478	39,4442	0,4938	0,0101	0,0046	700,43
KKF	0,1559	-	-	-	0,0113	0,0015	548,79
BKF	0,1267	-	-	-	0,0132	0,0005	-
ASB	0,1516	0,0000	12,5199	0,5090	0,0118	-	-

x	$R_{dc,r}$ in Ω	$R_{dc,s}$ in Ω	\tilde{h}_r	\tilde{h}_s	m_1 in A^2	$m_2 \cdot 100$ in $(\text{Vs})^2$
PB	[0,8; 5]	[0,8; 5]	[0; 10]	[0; 10]	$[10^{-12}; 1,863]$	$[10^{-10}; 0,26]$
AKF	1,7297	1,6997	0,0029	0,6780	1,6209	0,1749
KKF	2,2067	1,3928	-	-	0,1525	0,2583
BKF	1,6098	2,1929	-	-	1,8626	0,0123
ASB	1,4429	-	0,5074	-	-	-

Tabelle 4.6: Absolute und relative Genauigkeit der Drehmomentschätzung auf Grundlage der Betriebspunkte des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$

o	$\text{RMS}(e_{T,o})$	$\text{Mittelwert}(e_{T,o})$	$\text{Standardabweichung}(e_{T,o})$
AKF	0,0342 Nm	-0,0002 Nm	0,0342 Nm
KKF	0,0603 Nm	0,0255 Nm	0,0547 Nm
BKF	0,1640 Nm	0,1108 Nm	0,1209 Nm
ASB	0,1514 Nm	0,1197 Nm	0,0928 Nm
BSB	0,2155 Nm	0,0577 Nm	0,2076 Nm

o	$\text{RMS}(e_{T,o})/T_N$	$\text{Mittelwert}(e_{T,o})/T_N$	$\text{Standardabweichung}(e_{T,o})/T_N$
AKF	0,73 %	0,00 %	0,73 %
KKF	1,28 %	0,54 %	1,16 %
BKF	3,49 %	2,36 %	2,57 %
ASB	3,22 %	2,55 %	1,97 %
BSB	4,59 %	1,23 %	4,42 %

Dabei werden vorrangig die Standardkonfigurationen von MATLAB verwendet. Die relevanten Konfigurationsparameter und die Abweichungen zu den Standardeinstellungen sind Tabelle 4.4 zu entnehmen. In einem Identifikationsprozess besteht das Ziel der PSO darin, das folgende Kostenfunktional $J_{o,\text{tr}}$ zu minimieren:

$$J_{o,\text{tr}} = \sqrt{\frac{1}{N_{2,\text{tr}} \cdot K_{2,\text{tr}}} \sum_{l=1}^{N_{2,\text{tr}}} \sum_{k=1}^{K_{2,\text{tr}}} (T_{o,\text{lp}}[\mathbf{p}_o, l, k] - T_{\text{m,lp}}[l, k])^2} . \quad (4.72)$$

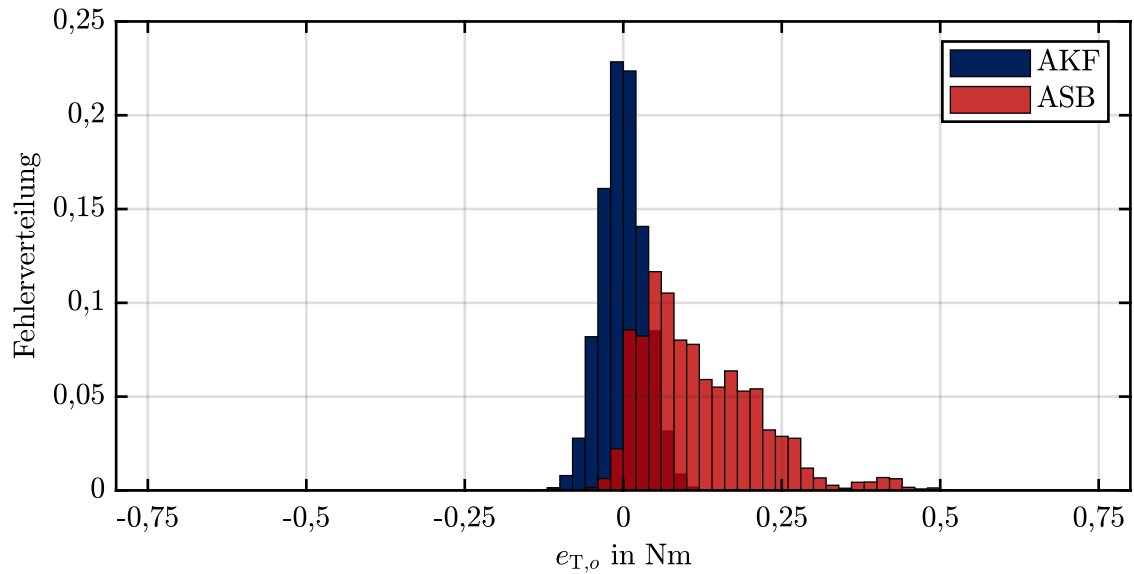
Hierbei repräsentiert o den jeweiligen Beobachter, das heißt $o \in \{\text{AKF}, \text{KKF}, \text{BKF}, \text{ASB}\}$. Außerdem geben $N_{2,\text{tr}}$ die Anzahl der Betriebspunkte im Trainingsdatensatz, $T_{\text{m,lp}}[l, k]$ das gemessene und gefilterte Drehmoment, $T_{o,\text{lp}}[\mathbf{p}_o, l, k]$ das geschätzte und gefilterte Drehmoment des Beobachters o mit dem Parametersatz \mathbf{p}_o , und $K_{2,\text{tr}} = 500$ die Anzahl der Abtastschritte an, für die die Größen ausgewertet werden. Bei der PSO lassen sich für die einzelnen Elemente des Parametervektors \mathbf{p}_o physikalisch sinnvolle Grenzen bzw. Bereiche vorgegeben, die in Tabelle 4.5 aufgeführt sind. Dazu können unter anderem die Motorparameter aus den Standardtestverfahren gemäß Tabelle 4.3 herangezogen werden. Für jeden in der PSO auszuwertenden Parametersatz werden alle $N_{2,\text{tr}}$ Betriebspunkte simuliert. Dabei werden die notwendigen Eingangsgrößen aus dem Trainingsdatensatz an den entsprechenden Beobachter mit der von der PSO vorgeschlagenen Parametrierung geleitet und das vom Beobachter geschätzte Drehmoment wird im stationären Zustand für $K_{2,\text{tr}}$ Abtastschritte ausgewertet.

Die mit der PSO ermittelten optimalen Parameter für die fünf betrachteten Beobachter sind in Tabelle 4.5 aufgeführt. Es kann festgestellt werden, dass nahezu alle Werte der Induktivitäten und der Widerstände innerhalb der Intervalle und nicht an deren Grenzen liegen. Dementsprechend werden alle Parameter in den physikalisch interpretierbaren Modellierungen für die Darstellung der Motordynamik benötigt und sinnvoll einbezogen – insbesondere auch für die Modellbildung der magnetischen Sättigung, des Skin-Effekts und der Eisenverluste bei dem AKF. Da die Freiheitsgrade innerhalb der fünf Beobachter unterschiedlich sind und da es einige Parameter geben kann, die nur einen marginalen Einfluss auf die Genauigkeit der Drehmomentschätzung haben, sind zwischen den einzelnen Modellen zum Teil erhebliche Unterschiede bei den Parameterwerten zu erwarten.

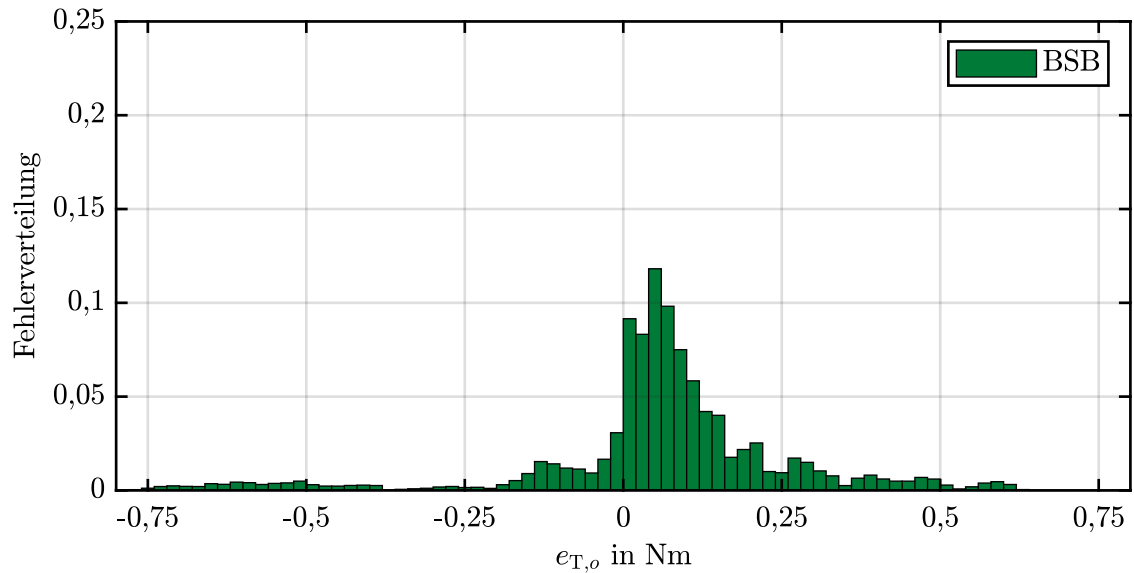
Zur Bewertung der Leistungsfähigkeit eines Beobachters mit dessen identifiziertem bzw. offline-optimiertem Parametervektor $\mathbf{p}_{o,\text{opt}}$ (gemäß Tabelle 4.3 und Tabelle 4.5) werden die Drehmoment-Schätzfehler bezogen auf den Testdatensatz $\mathcal{D}_{2,\text{te}}$ bestimmt:

$$e_{\text{T},o}[l, k] = T_{o,\text{lp}}[\mathbf{p}_{o,\text{opt}}, l, k] - T_{\text{m,lp}}[l, k] . \quad (4.73)$$

Hierbei wird jeder Betriebspunkt $l \in \{1, \dots, N_{\text{te}}\}$ des Testdatensatzes im stationären Zustand für 10 000 PWM-Perioden, das heißt $k \in \{1, \dots, 10\,000\}$, ausgewertet. Es wird derselbe Simulationsaufbau wie bei dem Offline-Identifikationsprozess verwendet. Nachfolgend sollen die Fehler $e_{\text{T},o}[l, k]$ nicht separat für jeden Betriebspunkt, sondern für alle Betriebspunkte gemeinsam analysiert werden. Hierzu sind in Tabelle 4.6 statistische Größen der Schätzfehler aufgeführt, nämlich deren RMS, deren arithmetischer Mittelwert und deren Standardabweichung. Für den BSB ist die Performanz



(a) Schätzung des Drehmoments mit dem AKF und dem ASB



(b) Schätzung des Drehmoments mit dem BSB

Abbildung 4.11: Verteilung der Drehmoment-Schätzfehler $e_{T,o}$ des AKF, des ASB und des BSB basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{2,te}$

der Drehmomentschätzung vergleichsweise niedrig und es ergibt sich ein RMS-Schätzfehler bezogen auf das Nenndrehmoment des Prüflingsmotors von 4,59 %. Während der ASB den RMS-Fehler des BSB um 30 % verringert, kann das AKF diesen sogar um 84 % reduzieren. Das heißt, bei der Schätzung mit dem AKF liegen die verbleibenden Residuen im Bereich der Messungenauigkeit des Drehmomentsensors (vergleiche Abschnitt 4.4). Es ist erkennbar, dass die Performanz des AKF deutlich der des KKF und des BKF überlegen ist. Deshalb werden nachfolgend lediglich das AKF, der ASB und der BSB weiter betrachtet und deren Performanzen detaillierter evaluiert.

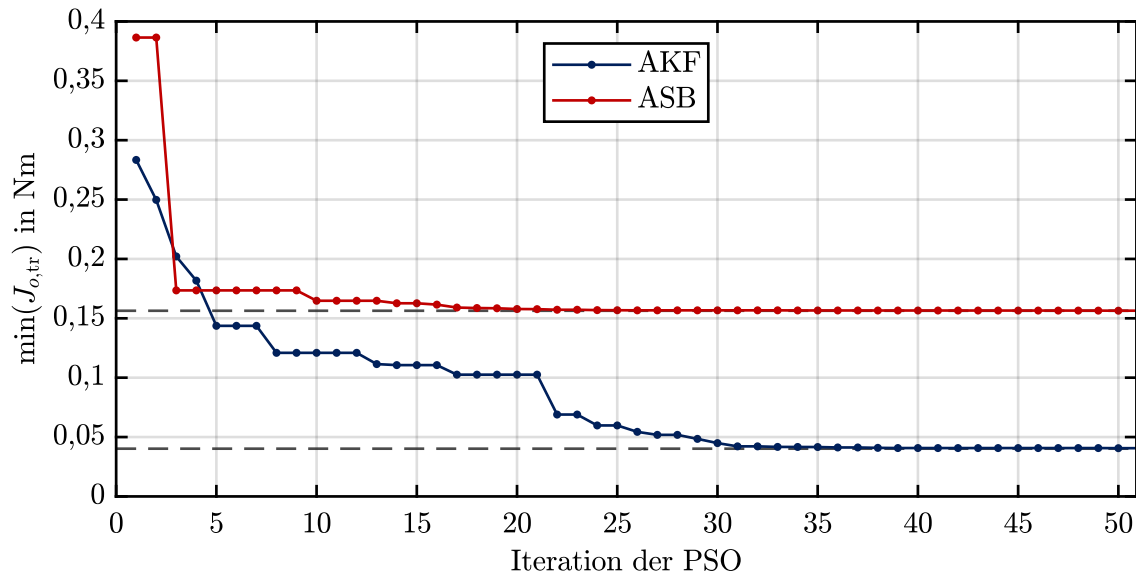


Abbildung 4.12: Performanz in Abhängigkeit von der Anzahl durchgeführter PSO-Iterationen: Für jeden Beobachter o wird das Kostenfunktional $\min(J_{o,\text{tr}})$ mit dem bis zur jeweiligen PSO-Iteration besten identifizierten Parametersatz aufgetragen.

Tabelle 4.7: Statistische Größen der zeitlichen Dauer einer PSO-Iteration auf einem Standard-Bürocomputer (Prozessor: i7-7700)

Beobachter	Mittelwert	Standardabweichung	Maximum	Minimum
AKF	460 s	22 s	475 s	376 s
ASB	423 s	25 s	440 s	416 s

In Abbildung 4.11 sind die Verteilungen der Drehmoment-Schätzfehler visualisiert: Die Fehlerverteilung des AKF ist nahezu gaußförmig und mittelwertfrei. Dies bedeutet, dass der Beobachter in der Lage ist, das Verhalten des ASM in allen Betriebsbereichen adäquat abzubilden. Im Vergleich dazu zeigt insbesondere der BSB größere Schätzfehler, nämlich bis zu 0,75 Nm bzw. bezogen auf das Nenndrehmoment 16 %. Die Verteilung der Schätzfehler des ASB ist nicht mittelwertfrei und weist Schätzfehler bis zu 0,5 Nm. Dementsprechend ist die Schätzperformanz des ASB signifikant schlechter als die des AKF.

Des Weiteren soll der Identifikationsaufwand adressiert werden. Dazu stellt Abbildung 4.12 das erreichte Minimum des Kostenfunktionals $\min(J_{o,\text{tr}})$ gegenüber der durchgeführten Anzahl an PSO-Iterationen im Offline-Identifikationsprozess dar. Hierbei lässt sich erkennen, dass bei dem AKF bereits nach 31 Iterationen (und bei dem ASB nach 20 Iterationen) die Performanz in guter Näherung dem Endwert entspricht, das heißt die weitere Identifikation bewirkt keine signifikante Verbesserung der Leistungsfähigkeit. Mit Tabelle 4.7 ist dementsprechend die benötigte Identifikationszeit abzuschätzen. Das AKF und der ASB können in weniger als vier Stunden auf einem Standard-Bürocomputer nahezu die jeweils optimale Performanz erreichen.

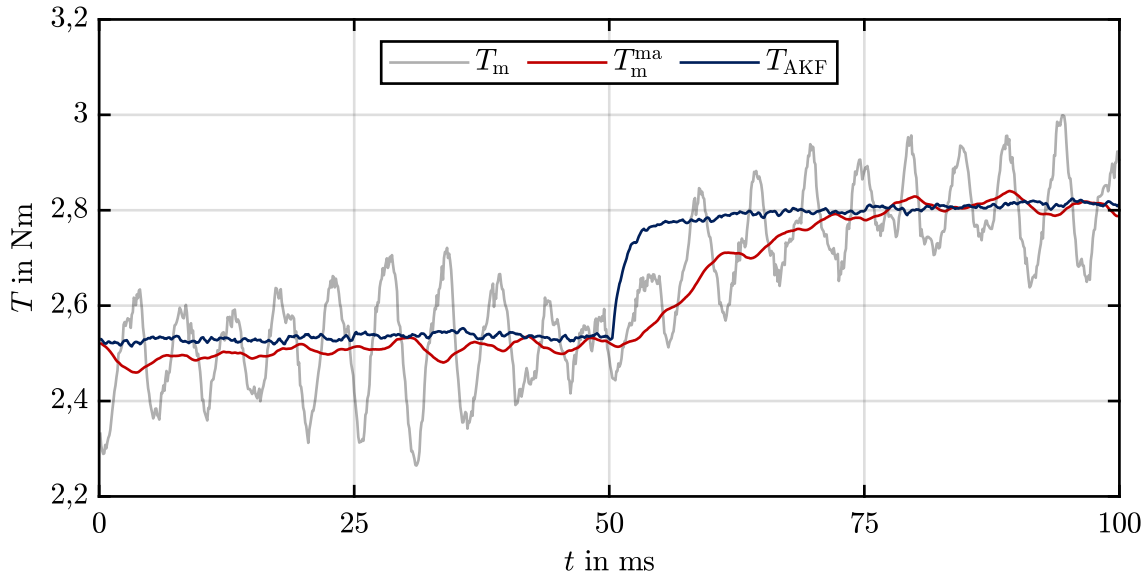


Abbildung 4.13: Drehmomentverlauf bei einem Lastpunktwechsel zwischen zwei exemplarischen Betriebspunkten des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$: Die FOR mit dem BSB führt eine innere Stromregelung bei $n^* = 2000 \text{ min}^{-1}$ und $i_{s,d}^* = 1,5 \text{ A}$ aus. Die Sollstromkomponente $i_{s,q}^*$ ändert sich bei $t = 50 \text{ ms}$ von $i_{s,q}^* \approx 4,5 \text{ A}$ auf $i_{s,q}^* \approx 5,0 \text{ A}$. Das gemessene Drehmoment T_m , dessen gleitender Mittelwert T_m^{ma} (über 50 PWM-Perioden bzw. 5 ms) und die AKF-Drehmomentschätzung T_{AKF} sind dargestellt.

Zudem können in jeder PSO-Iteration die Simulationen für die verschiedenen Partikel unabhängig voneinander durchgeführt werden. Der Identifikationsprozess lässt sich somit auf geeigneter Hardware, beispielsweise über das Internet bereitgestellten Rechnersystemen, parallelisiert und deutlich schneller durchführen.

Zum Abschluss dieser Betrachtung sollen die Erläuterungen in Abschnitt 4.4 bezüglich der mechanischen Schwingungen und der Drehmomentmessung bei dynamischen Vorgängen anhand experimenteller Messungen verdeutlicht werden. In Abbildung 4.13 ist ein beispielhafter dynamischer Vorgang dargestellt. Dabei wird der Statorstrom durch die FOR mit dem BSB geregelt und die Sollstromkomponente $i_{s,q}^*$ ändert sich sprunghaft. Das gemessene Drehmoment T_m , das mit einem gleitenden Mittelwert über 50 Abtastschritte gefilterte gemessene Drehmoment T_m^{ma} und das durch das AKF geschätzte Drehmoment T_{AKF} sind dargestellt. Hierbei zeigt das gemessene Drehmoment T_m Schwingungskomponenten und eine deutliche Zeitverzögerung im Vergleich zu dem geschätzten Drehmoment T_{AKF} . Ein Identifikationsdatensatz bestehend aus dynamischen Arbeitspunktwechsel kann daher bei der gegebenen Prüfstandskonfiguration nicht effektiv aufgezeichnet werden, zumindest nicht ohne eine präzise Modellierung aller dynamischer Effekte. Deshalb ist es sinnvoll, stattdessen stationäre Betriebspunkte für den Identifikationsprozess zu verwenden.

4.6 Validierung im geregelten Betrieb

Im vorangegangenen Abschnitt wird die Performanz des AKF hinsichtlich der Drehmomentschätzung untersucht, wobei der Beobachter parallel zur aktiven FOR betrachtet wird. Der optimierte Rotorflussbeobachter soll allerdings nicht nur zur genauen Drehmomentschätzung dienen, sondern auch innerhalb der geschlossenen FOR-Struktur eingesetzt werden, um eine präzise Rotorflussregelung und Drehmomentsteuerung zu ermöglichen. Deshalb wird in diesem Abschnitt das AKF zur Rotorflussschätzung im geschlossenen Regelkreis der aktiven FOR analysiert und mit dem ASB sowie dem BSB verglichen.

Hierbei verwendet die FOR die Schätzwerte für die Rotorflussamplitude ψ_r , die Rotorflussorientierung ϵ_s und die Kreisfrequenz des Rotorflusses ω_s von dem jeweiligen Rotorflussbeobachter. Bei dem AKF können die Amplitude und die Orientierung des Rotorflusses direkt aus dem geschätzten Zustandsvektor ermittelt werden – vergleiche Gleichungen (4.42) und (4.44). Die Statorkreisfrequenz ω_s ergibt sich dabei durch die Gleichung (4.46). Bei dem BSB und dem ASB sind für die genannten Schätzwerte die Gleichungen (2.36) - (2.38) heranzuziehen – im Falle des ASB mit der nachgeführten Hauptinduktivität L_m und dem nachgeführten Rotorwiderstand R_r . Neben den Rotorfluss-Informationen werden die zur Laufzeit adaptierten ESB-Parameter L_r und L_m gemäß Abbildung 4.14 an die Drehmomentsteuerung übergeben. Im Falle des BSB sowie des ASB liefert der Rotorflussregler die d-Komponente $i_{s,d}^*$ und die Drehmomentsteuerung die q-Komponente $i_{s,q}^*$ des Sollstatorstroms. Bei dem AKF hingegen muss aufgrund des Eisenverlustwiderstands R_{fe} , der parallel zur Statorinduktivität L_s angeordnet ist, auch die Statorspannung bei Bestimmung der Sollstatorstromkomponenten berücksichtigt werden:

$$\mathbf{i}_s^{\psi,*}[k] = \frac{R_{fe}}{R_s + R_{fe}} \mathbf{i}_{s,l}^{\psi,*}[k] + \frac{1}{R_s + R_{fe}} \mathbf{u}_s^{\psi,*}[k-1] . \quad (4.74)$$

Hierbei wird eine Verzögerung von einer PWM-Periode für die Sollstatorspannung eingeführt, um eine algebraische Schleife in der FOR bei der unterlagerten Stromregelung zu verhindern. Die Stromregelung ist identisch zu der in Abschnitt 2.2 vorgestellten, wobei $\mathbf{u}_s^{\psi,*}$ die Sollstatorspannung vor der Transformation in das α - β -Koordinatensystem angibt. Des Weiteren verwenden die Stromregler im Falle des AKF den geschätzten Stromvektor \mathbf{i}_s gemäß Gleichung (4.36) als Istwert und nicht den

Tabelle 4.8: Online-Rechenzeit der FOR mit den verschiedenen Beobachtertypen pro PWM-Periode auf dem RCPS: Angegeben sind der Mittelwert, die Standardabweichung, der Maximal- und der Minimalwert der jeweiligen Online-Rechenzeit.

Regelungsart	Mittelwert	Standardabweichung	Maximum	Minimum
FOR mit AKF	57,02 μ s	0,31 μ s	60,08 μ s	55,96 μ s
FOR mit ASB	42,97 μ s	0,22 μ s	44,24 μ s	42,28 μ s
FOR mit BSB	41,64 μ s	0,17 μ s	42,52 μ s	41,04 μ s

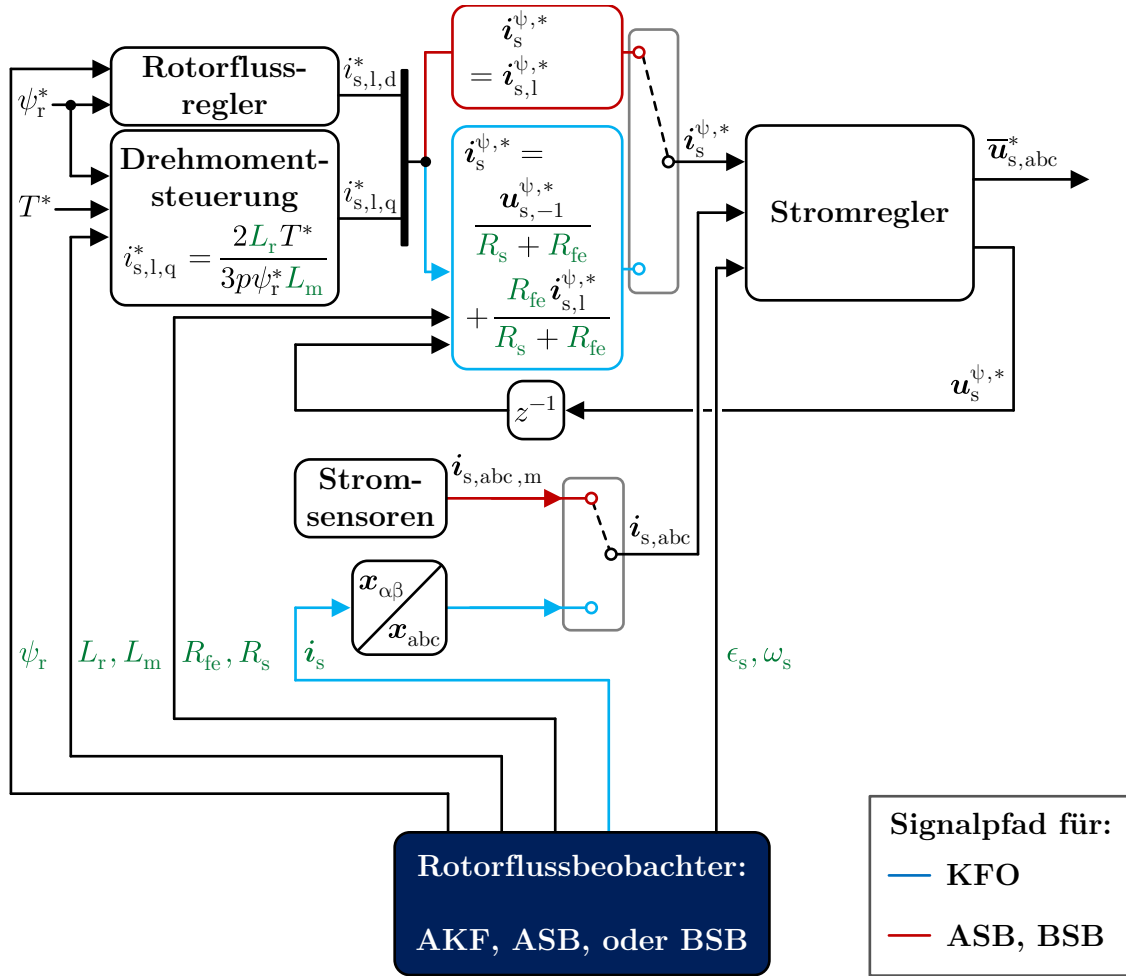
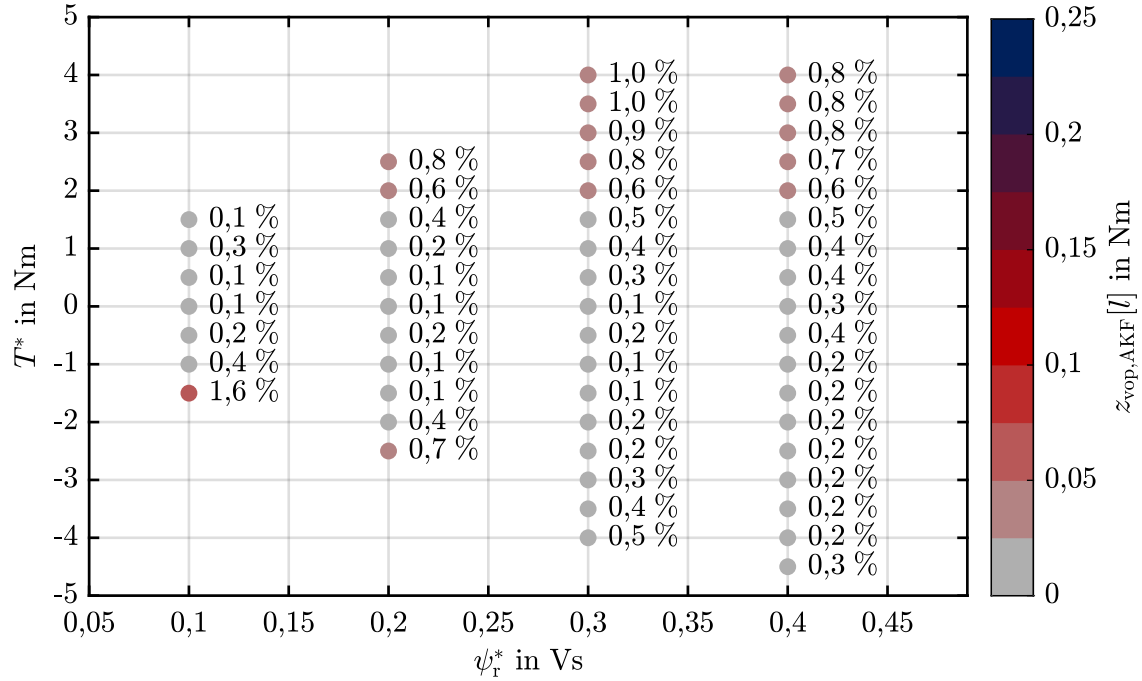


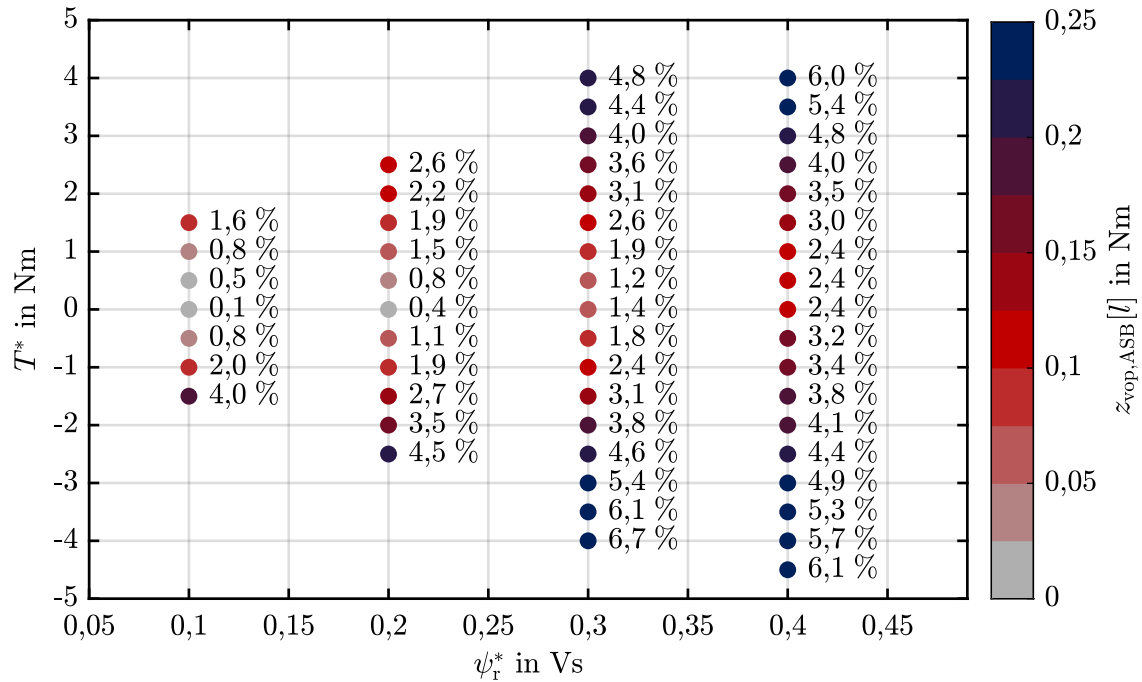
Abbildung 4.14: Integration der vorgestellten Rotorflussbeobachter in das FOR-Schema: Abhängig vom betrachteten Beobachter ist an den Verzweigungen der rote oder der blaue Pfad relevant. Die (adaptierten) Motorparameter und die geschätzten Größen der Rotorflussbeobachter sind in Grün hervorgehoben.

gemessenen Stromvektor $i_{s,m}$ gemäß Gleichung (4.37). Es ist zu erwähnen, dass in den nachgelagerten Teilen der FOR-Struktur außerhalb von Abbildung 4.14 der mittlere Sollstatorspannungsvektor $\bar{u}_{s,abc}^*$ durch das Greybox-Umrichterkompensationsschema aus Abschnitt 3.4 modifiziert wird, damit das nichtlineare Umrichterverhalten kompensiert und eine geeignete Spannungsstellung erreichbar ist.

Zunächst sollen die Rechenzeiten der FOR mit den einzelnen Beobachtern auf dem RCPS adressiert werden. Diese sind in Tabelle 4.8 aufgeführt. Es ist zu erkennen, dass der relative Anstieg für den ASB im Vergleich zum BSB vernachlässigt werden kann und dass der Anstieg für das AKF in einem akzeptablen Bereich liegt. Die Rechenzeit des AKF ist zu einem gewissen Anteil (ungefähr $4,3 \mu s$, vergleiche Abschnitt 3.8) auf das darin enthaltene Greybox-Umrichtermodell zurückzuführen, welches die Statorspannung schätzt.



(a) Genauigkeit der Drehmomentsteuerung auf Basis der FOR mit dem AKF



(b) Genauigkeit der Drehmomentsteuerung auf Basis der FOR mit dem ASB

Abbildung 4.15: Genauigkeit der Drehmomentsteuerung auf Basis der FOR mit dem AKF und dem ASB bei $n^* = 1750 \text{ min}^{-1}$: $z_{vop,o}[l]$ bezogen auf das Nenndrehmoment T_N ist jeweils neben dem dargestellten Arbeitspunkt (Punkt) als Prozentzahl angegeben.

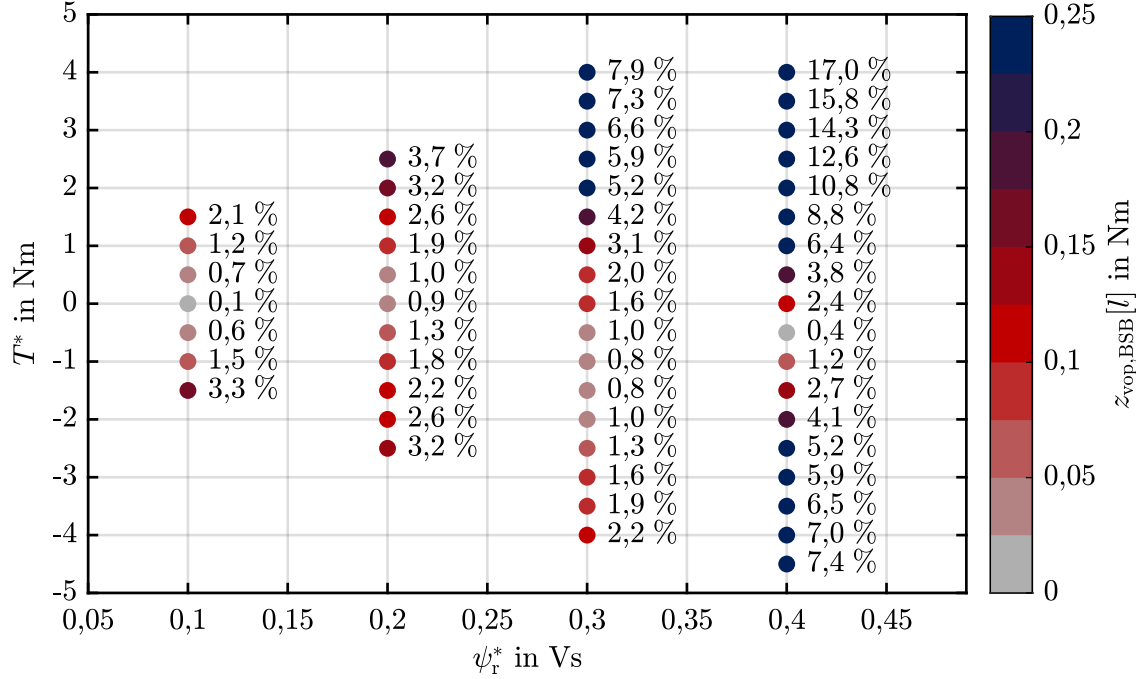


Abbildung 4.16: Genauigkeit der Drehmomentsteuerung auf Basis der FOR mit dem BSB bei $n^* = 1750 \text{ min}^{-1}$: $z_{\text{vop,BSB}}[l]$ bezogen auf das Nenndrehmoment T_N ist jeweils neben dem dargestellten Arbeitspunkt (Punkt) als Prozentzahl angegeben.

Um die Leistungsfähigkeit der Drehmomentsteuerung der FOR mit den vorgestellten Rotorflussbeobachtern zu validieren, werden acht Solldrehzahlen n^* ausgewählt: sechs mittlere oder hohe ($n^* \in \{250; 750; 1250; 1750; 2250; 2750\} \text{ min}^{-1}$) und zwei sehr niedrige ($n^* \in \{30; 100\} \text{ min}^{-1}$). Die Solldrehzahl n^* wird erneut durch den Lastmotorantrieb eingeregelt, wobei aufgrund einer analogen Übertragung der Solldrehzahl vom RCPS an den Lastmotorantrieb die stationär am Prüfstand gemessene Drehzahl um bis zu 12 min^{-1} niedriger als die Solldrehzahl ausfällt. Bei jeder betrachteten Solldrehzahl n^* wird am Prüflingsmotor eine Vielzahl an stationären Betriebspunkten nacheinander aufgeschaltet. Dafür wird die $\psi_r^*-T^*$ -Ebene in äquidistante Abschnitte unterteilt und jede $\psi_r^*-T^*$ -Kombination, die zu einem Betrieb unter Einhaltung der Strom- oder Spannungsgrenze führt, am Prüflingsmotor eingeregelt. Insgesamt werden dadurch mit jedem Beobachter 425 Betriebspunkte am Prüfstand evaluiert.

Für jeden Beobachter o und jeden ausgewählten Arbeitspunkt l wird im stationären Betrieb der RMS-Fehler $z_{\text{vop},o}[l]$ zwischen dem gefilterten gemessenen Drehmoment $T_{\text{m,lp}}$ und dem Solldrehmoment T^* während einer Messdauer von 1 s, also über $K = 10\,000$ PWM-Perioden, bestimmt:

$$z_{\text{vop},o}[l] = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (T_{\text{m,lp}}[o, l, k] - T^*[l])^2}. \quad (4.75)$$

In den Abbildungen 4.15 und 4.16 sind diese RMS-Fehler $z_{\text{vop},o}$ exemplarisch für die Drehzahl $n^* = 1750 \text{ min}^{-1}$ für die drei Beobachter dargestellt. Bei dem

Tabelle 4.9: Performanz der betrachteten Drehmomentsteuerungen: Für jeden Beobachter o wird aus den $z_{\text{vtc},o}[n^*]$ -Werten der sechs Solldrehzahlen innerhalb von $[250; 2750] \text{ min}^{-1}$ ein repräsentativer RMS-Fehler berechnet.

Gütekriterium	FOR mit AKF	FOR mit ASB	FOR mit BSB
$\text{RMS}(z_{\text{vtc},o}[n^*])$	0,0390 Nm	0,1630 Nm	0,2709 Nm
$\text{RMS}(z_{\text{vtc},o}[n^*])/T_N$	0,83 %	3,47 %	5,76 %

Verwenden des AKF liegt bezogen auf das Nenndrehmoment T_N eine maximale Drehmomentabweichung $z_{\text{vop},\text{AKF}}[l]$ von 1,6 % vor. Bei Nutzung des ASB und des BSB treten maximale Fehler von 6,7 % bzw. 17,0 % auf. Es wird deutlich, dass der ASB und der BSB insbesondere in Betriebspunkten mit hohem Rotorfluss zu größeren Drehmomentabweichungen führen. Ein Grund für diesen Effekt lässt sich in dem Fehlen eines Eisenverlustwiderstands bei den zugrundeliegenden Beobachtermodellen vermuten. Hervorzuheben ist, dass das AKF in der gesamten $\psi_r^*-T^*$ -Ebene zu einem hervorragenden Drehmoment-Steuerungsverhalten führt. In vielen Betriebspunkten liegen die RMS-Fehler sogar unterhalb der Genauigkeit der Drehmomentmesswelle – vergleiche Messgenauigkeit in Abschnitt 4.4.

Zusätzlich soll für jede betrachtete Solldrehzahl n^* der gesamte RMS-Fehler

$$z_{\text{vtc},o}[n^*] = \sqrt{\frac{1}{N_{n^*}} \sum_{l=1}^{N_{n^*}} (z_{\text{vop},o}[l])^2}, \quad (4.76)$$

mit allen bei dieser Drehzahl n^* vermessenen Betriebspunkten N_{n^*} berechnet werden. Um einen besseren Überblick über die Leistungsfähigkeit der Drehmomentsteuerung in Abhängigkeit der Solldrehzahl n^* zu erhalten, sind die $z_{\text{vtc}}[n^*]$ -Werte und daraus erstellte Trendlinien für alle Beobachter in Abbildung 4.17 visualisiert. Die Drehmomentgenauigkeit der FOR mit dem AKF ist im gesamten Solldrehzahlbereich des Identifikationssatzes, nämlich $n^* \in [200; 3000] \text{ min}^{-1}$, höher als bei der FOR mit dem ASB. Die RMS-Fehler der entsprechenden $z_{\text{vtc},o}[n^*]$ sind für diesen Drehzahlbereich in Tabelle 4.9 aufgeführt. Für die FOR mit dem AKF beträgt dieser RMS-Fehler 0,039 Nm (bzw. bezogen auf das Nenndrehmoment 0,8 %) und dieser ist somit 76 % niedriger als mit dem ASB (sowie 86 % niedriger als mit dem BSB). Es lässt sich erkennen, dass diese vergleichbar mit den entsprechenden Größen der Drehmomentschätzung in Abschnitt 4.5 sind. Für sehr kleine Drehzahlen, beispielhaft ausgewertet bei $n^* = 100 \text{ min}^{-1}$ und $n^* = 30 \text{ min}^{-1}$, führt die FOR mit dem ASB jedoch zu einer signifikant besseren Performanz. Ein Grund dafür liegt in den verbleibenden Schätzfehlern des zugrundeliegenden Greybox-Umrichtermodells. Obwohl dieses Umrichtermodell eine hohe Spannungsgenauigkeit aufweist, steigt der relative Spannungsfehler in niedrigen Drehzahlbereichen deutlich an, da nur relativ kleine Spannungsamplituden an den Motor angelegt werden. Dennoch beweist die Möglichkeit, einen spannungsbasierten Flussbeobachter mit weniger als 1 % der Nenndrehzahl zu betreiben, die hervorragende Qualität des identifizierten Beobachter-

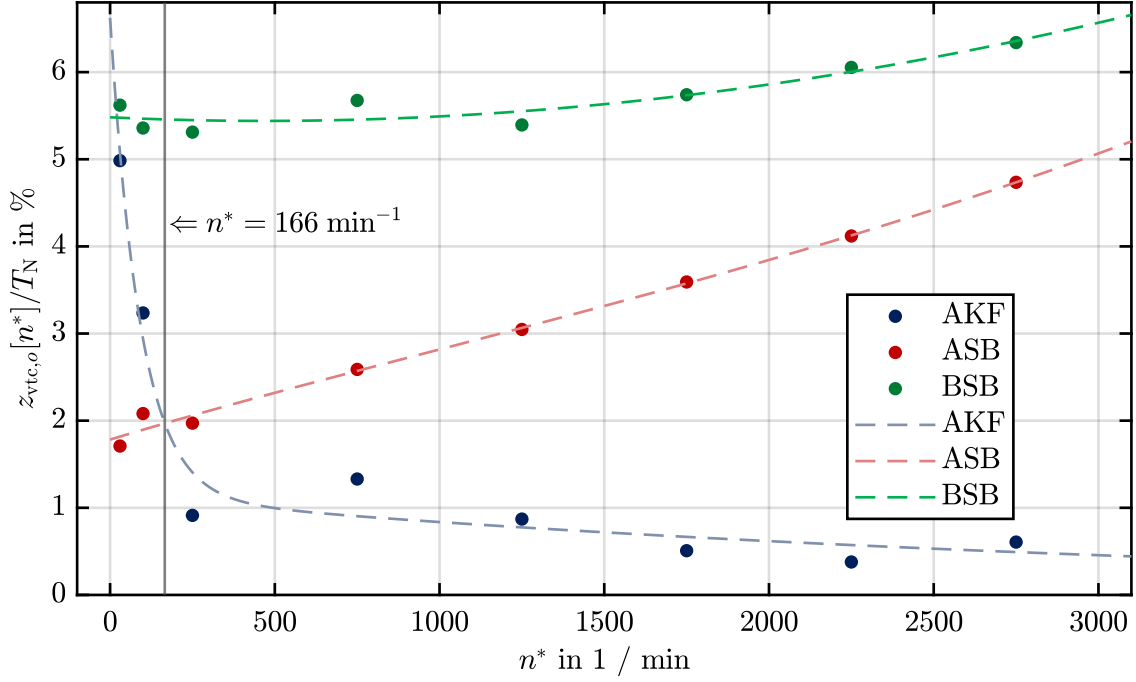


Abbildung 4.17: Vergleich der Drehmomentsteuerung auf Basis der FOR mit dem AKF, dem ASB und dem BSB: Dargestellt sind die RMS-Fehler $z_{\text{vtc},o}[n^*]$ (Punkte) und die daraus erstellten Trendlinien (gestrichelt).

und Umrichtermodells, da vollständige Beobachter tendenziell dazu neigen, ohne Signalinjektion unterhalb einer bestimmten Minstdrehzahl instabil zu werden. Zur Erhöhung der Genauigkeit der Drehmomentsteuerung bei sehr niedrigen Drehzahlen kann in diesen Fällen einerseits direkt auf den ASB umgeschaltet oder andererseits das AKF leicht modifiziert werden. Ein direktes Umschalten auf den ASB würde gegebenenfalls eine parallele Berechnung beider Beobachter voraussetzen, wodurch sich ein erhöhter Rechenaufwand auf der Regelungshardware ergeben könnte. Außerdem könnten hierdurch Drehmomentschwingungen bei dem Umschaltvorgang entstehen. Im Gegensatz dazu kann als eine Modifikation im AKF anstatt des optimierten Parametersatzes $\mathbf{p}_{\text{AKF,opt}}$ ein drehzahlabhängiger Parametersatz $\mathbf{p}_{\text{AKF,var}}(n_m)$ verwendet werden:

$$\mathbf{p}_{\text{AKF,var}}(n_m) = \begin{cases} \mathbf{p}_{\text{AKF},0} & , |n_m| \leq n_l \\ [1 - w(n_m)] \cdot \mathbf{p}_{\text{AKF},0} + w(n) \cdot \mathbf{p}_{\text{AKF,opt}} & , n_l < |n_m| < n_u \\ \mathbf{p}_{\text{AKF,opt}} & , |n_m| \geq n_u \end{cases} \quad (4.77)$$

Für den Betrieb im Stillstand lassen sich hierbei unter anderem die Parameter des optimierten ASB nutzen:

$$\mathbf{p}_{\text{AKF},0} = [\mathbf{p}_{\text{ASB,opt}}^T \quad 10^{-6} \Omega \quad 0 \quad L_{\text{gs,AKF,opt}} \quad 10^6 \Omega \quad 10 \quad m_{2,\text{AKF,opt}}]^T \quad (4.78)$$

Mithilfe des Gewichtungsfaktors

$$w(n_m) = \begin{cases} 1 & , |n_m| \leq n_l \\ (|n_m| - n_l) / (n_u - n_l) & , n_l < |n_m| < n_u \\ 0 & , |n_m| \geq n_u \end{cases} \quad (4.79)$$

erfolgt in dem Drehzahl-Intervall $[n_l, n_u]$ der Übergang zu dem Parametersatz des optimierten AKF $\mathbf{p}_{\text{AKF,opt}}$. In der obigen Definition werden prinzipiell die optimierten Parameter für den ASB und das AKF gemäß Tabelle 4.5 verwendet. Einige (nicht im ASB vorliegende) Parameter von $\mathbf{p}_{\text{AKF},0}$ werden extrem klein, extrem groß oder gemäß dem AKF gewählt, damit das resultierende Beobachterverhalten vergleichbar zu dem des ASB ist und keine numerischen Probleme bei der Berechnung auftreten. Dieser Kalman-Filter-Ansatz mit dem drehzahlabhängigen Parametersatz $\mathbf{p}_{\text{AKF,var}}(n_m)$ wird im Folgenden als AKF-DP bezeichnet. Für kleine Drehzahlen ($|n_m| < n_l = 110 \text{ min}^{-1}$) sind bei dieser Vorgehensweise die ersten beiden Elemente der Hauptdiagonalen der Systemrauschmatrix \mathbf{M} deutlich größer als die der Hauptdiagonalen der Messrauschmatrix \mathbf{N} , nämlich $(10 \cdot I_N)^2$ im Vergleich zu ungefähr $(0,001 \cdot I_N)^2$. In der Konsequenz wird der im Beobachter enthaltenen inneren Statorstrom-Modellierung weniger bzw. kaum vertraut. Der Beobachter verhält sich in diesem Fall annähernd wie ein reiner Strommodell-Beobachter, wobei die optimierten Modellparameter des ASB $\mathbf{p}_{\text{ASB,opt}}$ verwendet werden. Dadurch wird bei diesen Drehzahlen der Einfluss der Eisenverluste ebenfalls vernachlässigt – allerdings ist dies aufgrund der sehr niedrigen Kreisfrequenz ω_{rs} und der dadurch tendenziell geringen Eisenverluste vertretbar. Oberhalb einer festgelegten Drehzahl $n_u = 210 \text{ min}^{-1}$ ist der AKF-DP identisch mit dem AKF und im Übergangsintervall bewegt sich der Parametersatz des AKF-DP auf den optimierten Parametersatz des AKF zu. Das Übergangsintervall ist einem direkten Umschalten von $\mathbf{p}_{\text{AKF},0}$ auf $\mathbf{p}_{\text{AKF,opt}}$ bei einer bestimmten Drehzahl vorzuziehen, da hierdurch sehr starke Drehmomentschwingungen bei einem Betrieb nahe der entsprechenden Drehzahl entstehen könnten.

Des Weiteren wird der Parametersatz $\mathbf{p}_{\text{AKF},0}$ während der ersten Abtastschritte N_{start} (beispielsweise $N_{\text{start}} = 5000$) verwendet, das heißt während der Initialisierungsphase. Hierdurch lässt sich gewährleisten, dass ein für den Einsatz des AKF notwendiger minimaler Rotorfluss aufgebaut wird. Analog kann diese Parametrierung genutzt werden, sofern der geschätzte Rotorfluss unter einen bestimmten Schwellenwert sinkt – beispielsweise auch mithilfe eines definierten Rotorfluss-Übergangsintervalls. Insgesamt ermöglicht diese Erweiterung des AKF, das Kalman-Filter über den gesamten Drehzahl- und Rotorflussbereich zu verwenden und sich dabei im Stillstand wie der ASB zu verhalten. Dadurch lässt sich eine optimale Steuergüte durch die Kombination von ASB und AKF erreichen, ohne beide Ansätze parallel implementieren zu müssen. Hervorzuheben ist, dass die Größe des Übergangsbereichs und die angegebenen Zahlenwerte in Gleichung (4.78) empirisch gewählt werden. Diese ließen sich allerdings auch problemlos gemeinsam mit den anderen Beobachterparametern in einer Offline-Identifikation (ähnlich zu der in Abschnitt 4.5) ermitteln.

Zur Darstellung der Wirksamkeit des AKF-DP werden drei Hochlaufvorgänge des Prüflingsmotors durch die Lastmaschine vom Stillstand bis auf eine Drehzahl

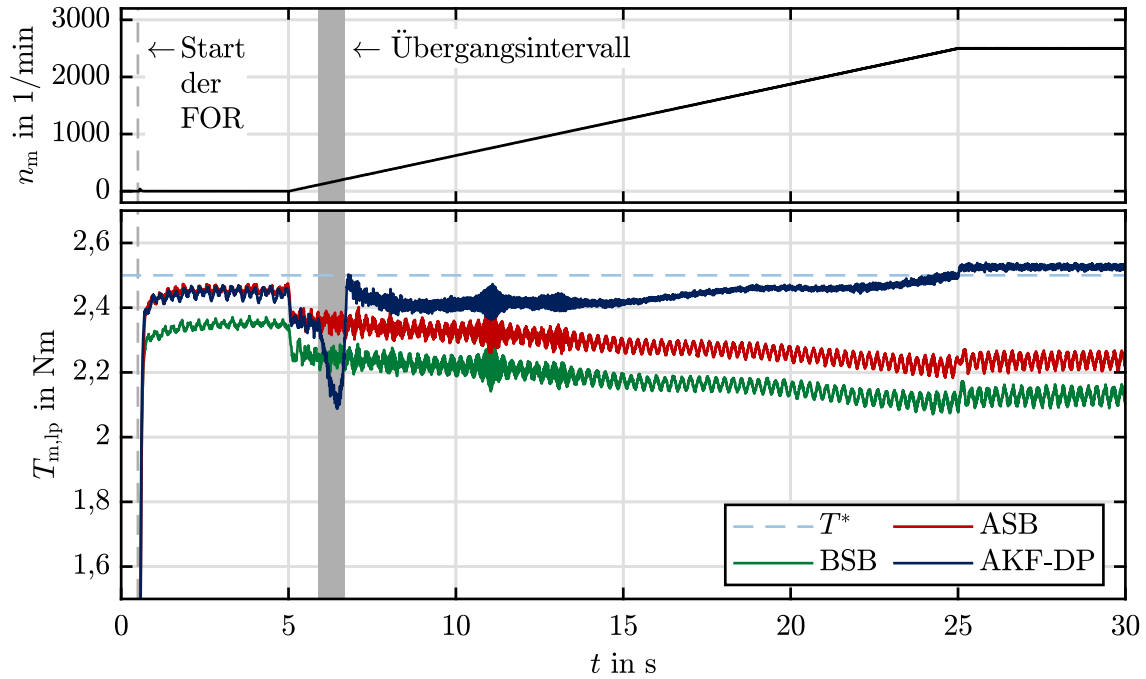


Abbildung 4.18: Gemessenes und gefiltertes Drehmoment $T_{m,lp}$ bei einer Drehzahlrampe aus dem Stillstand für die FOR jeweils unter Nutzung des ASB, des BSB oder des AKF-DP als internen Rotorflussbeobachter

von 2500 min^{-1} durchgeführt. Bei diesen Hochlaufvorgängen steuert die FOR jeweils unter Nutzung des AKF-DP, des ASB oder des BSB das konstante Sollmoment T^* am Prüflingsmotor. Die gemessene Drehzahl n_m und das gefilterte gemessene Drehmoment $T_{m,lp}$ sind in Abbildung 4.18 aufgetragen: Für das AKF-DP ist die Performanz bei niedrigen Drehzahlen vergleichbar zu der des ASB und nach dem Übergangsintervall besser als bei dem ASB, wodurch das Verfahren das gewünschte Verhalten erzielt. Im Übergangsintervall weist das gemessene Drehmoment $T_{m,lp}$ zum Teil eine höhere Abweichung auf. Die Interpretation dieser Abweichung ist allerdings nicht vollständig möglich, da das mit der Drehmomentmesswelle bestimmte Drehmoment aufgrund der Erläuterungen in Abschnitt 4.4 während des Beschleunigungsvorgangs vom tatsächlichen Drehmoment des Prüflingsmotors abweichen kann. Allerdings lässt sich die allgemeine Performanz und der Übergangsprozess als effektiv bzw. sehr vorteilhaft im Vergleich zum BSB bewerten. Darüber hinaus deuten die reduzierten Drehmomentschwingungen im stationären Zustand bei der FOR mit dem AKF-DP auf einen relativ stationären Zustand und damit auf eine angemessene Abbildung des Motorverhaltens durch den Rotorflussbeobachter hin.

4.7 Verwendung des adaptiven Kalman-Filters zur Verlustleistungsschätzung

Dieser Abschnitt betrachtet die Verlustleistungsschätzung des elektrischen Antriebs auf Basis der bereits vorgestellten Greybox-Modelle. Aus der erweiterten Modellbildung gemäß Abschnitt 4.3 lassen sich direkt die elektrischen Verlustleistungen des ASM ableiten. Insbesondere für eine präzise thermische Modellierung, die im Kapitel 5 erfolgen soll, ist eine präzise Verlustleistungsmodellierung essenziell. Zusätzlich wird ein Ansatz zur Schätzung der Verlustleistung des Umrichters auf Basis des EGU vorgestellt, um die gesamten Verluste im Antriebssystem abbilden zu können. Zur besseren Unterscheidung wird im Folgenden ein oberer Index „I“ für die Leistungen des Umrichters verwendet, beispielsweise P^I , während die Leistungen des Prüflingsmotors ohne einen oberen Index dargestellt werden.

Die Verlustleistung des ASM besteht aus einer elektrischen und einer mechanischen Komponente:

$$P_l[k] = P_{l,el}[k] + P_{l,me}[k] . \quad (4.80)$$

Für das erweiterte ASM-Modell nach Abbildung 4.3a und der Systemdarstellung gemäß den Gleichungen (4.27) - (4.29) ergeben sich die elektrischen Verluste $P_{l,el}$ aus der Leistungsbilanz. Diese bestehen aus den elektrischen Verlusten im Rotor $P_{l,r}$, den elektrischen Verlusten im Stator $P_{l,s}$ und den Eisenverlusten $P_{l,fe}$:

$$P_{l,el}[k] = P_{l,r}[k] + P_{l,s}[k] + P_{l,fe}[k] \quad (4.81)$$

$$= \frac{3}{2} \cdot R_r \cdot \|\mathbf{i}_r[k]\|^2 + \frac{3}{2} \cdot R_s \cdot \|\mathbf{i}_s[k]\|^2 + \frac{3}{2} \cdot R_{fe} \cdot \|\mathbf{i}_s[k] - \mathbf{i}_{s,l}[k]\|^2 . \quad (4.82)$$

Für den Rotor- $\mathbf{i}_r[k]$ und Statorstrom $\mathbf{i}_s[k]$ in dieser Gleichung gilt

$$\mathbf{i}_r[k] = \frac{1}{L_m + L_{\sigma r}} \cdot (\boldsymbol{\psi}_r[k] - L_m \cdot \mathbf{i}_{s,l}[k]) , \quad (4.83)$$

$$\mathbf{i}_s[k] = \frac{R_{fe}}{R_s + R_{fe}} \cdot \mathbf{i}_{s,l}[k] + \frac{1}{R_s + R_{fe}} \cdot \bar{\mathbf{u}}_s[k - 1] . \quad (4.84)$$

Hierbei wird die mittlere Statorspannung $\bar{\mathbf{u}}_s[k - 1]$ vom EGU und der Statorstromanteil $\mathbf{i}_{s,l}[k]$ sowie der Rotorfluss $\boldsymbol{\psi}_r[k]$ vom AKF bereitgestellt. Die Modellparameter werden aus dem AKF übernommen und somit gemäß den Darstellungen in Abschnitt 4.3 in jeder PWM-Periode mithilfe der geschätzten Zustände aktualisiert bzw. nachgeführt.

Der Verlustleistungsansatz nach Gleichung (4.82) basiert auf einem Grundwellenmodell, so dass Verlustleistungskomponenten aufgrund der höheren Harmonischen in den Strömen und aufgrund der pulsierenden Statorspannung nicht dargestellt werden. Hierdurch können tendenziell systematische Fehler in der Modellbildung und der Schätzung resultieren. Allerdings bringt dieser Ansatz den Vorteil einer relativ einfachen Berechnung und eines geringen Rechenaufwands mit sich. Dies

ermöglicht das Verwenden in vielen verschiedenen Einsatzbereichen, zum Beispiel für die in [128] vorgeschlagene Anpassung der Betriebsstrategie des ASM während des FOR-Betriebs.

Das mechanische Reibdrehmoment $T_{\text{TM,d}}$ soll hingegen für die Verlustleistungsschätzung nicht modelliert, sondern mithilfe der am Prüfstand messtechnisch ermittelten Kennlinie gemäß Abbildung 4.9a berücksichtigt werden. Durch Hinzunahme der gemessenen Drehzahl n_m lassen sich die mechanischen Verluste, die in den Lagern des ASM auftreten, schätzen als

$$P_{\text{l,me}}[k] = -T_{\text{TM,d}}(n_m[k]) \cdot 2 \cdot \pi \cdot n_m[k] . \quad (4.85)$$

Neben der Schätzung der ASM-Verlustleistung P_1 sind für das gesamte elektrische Antriebssystem auch die Umrichterverluste P_1^{I} von Interesse. Diese lassen sich als Differenz aus der Ein- P_{in}^{I} und der Ausgangsleistung $P_{\text{out}}^{\text{I}}$ des Umrichters interpretieren:

$$P_1^{\text{I}}[k] = P_{\text{in}}^{\text{I}}[k] - P_{\text{out}}^{\text{I}}[k] . \quad (4.86)$$

Die Ausgangsleistung des Umrichters kann mithilfe der geschätzten mittleren Statorspannung des EGU wie folgt modelliert werden:

$$P_{\text{out}}^{\text{I}}[k] = \frac{3}{2} \cdot \left(\bar{u}_{\text{s},\alpha}[k] \cdot \bar{i}_{\text{s},\alpha,\text{m}}[k] + \bar{u}_{\text{s},\beta}[k] \cdot \bar{i}_{\text{s},\beta,\text{m}}[k] \right) . \quad (4.87)$$

Da die geschätzte Statorspannung $\bar{u}_{\text{s}}[k]$ des EGU die mittlere Statorspannung in der PWM-Periode k darstellt, wird ebenfalls der mittlere gemessene Statorstromvektor $\bar{\mathbf{i}}_{\text{s},\text{m}}[k]$ in dieser PWM-Periode berücksichtigt. Dieser lässt sich aus den jeweils zu Beginn der PWM-Perioden gemessenen Phasenströmen ermitteln:

$$\bar{\mathbf{i}}_{\text{s},\text{m}}[k] = \begin{bmatrix} \bar{i}_{\text{s},\alpha,\text{m}}[k] \\ \bar{i}_{\text{s},\beta,\text{m}}[k] \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \cdot \mathbf{T}_{23} \cdot (\mathbf{i}_{\text{abc},\text{m}}[k] + \mathbf{i}_{\text{abc},\text{m}}[k+1]) . \quad (4.88)$$

Prinzipiell könnte an dieser Stelle auch alternativ auf die Statorstromvektoren $\mathbf{i}_{\text{s}}[k]$, $\mathbf{i}_{\text{s}}[k+1]$ aus dem AKF gemäß Gleichung (4.84) zurückgegriffen werden, allerdings soll diese Betrachtung der Verlustleistungsschätzung des Umrichters losgelöst vom AKF erfolgen.

Bei hochwertigen Antrieben wird normalerweise nicht nur die Zwischenkreisspannung u_{dc} sondern auch der Eingangsstrom i_{in} des Umrichters gemessen. Der Zwischenkreis wird in dieser Anwendung von einem unidirektionalen Gleichrichter gespeist – vergleiche Abbildung 3.2 in Abschnitt 3.1. Dadurch treten pulsierende Ladeströme auf, die exemplarisch in Abbildung 4.19 dargestellt sind. Die Frequenz dieser pulsierenden Ladeströme beträgt $f_{\text{in}} = 300$ Hz, sofern eine Netzfrequenz von 50 Hz vorliegt. Es gibt demnach relativ lange Zeitintervalle, in denen kein Eingangsstrom fließt. Da Stromsensoren einen Offset besitzen können, empfiehlt es sich, den gemessenen Eingangsstrom $i_{\text{in},\text{m}}$ in diesen Zeiträumen manuell auf null zu setzen. Lediglich ein Messwert, dessen Betrag größer als ein bestimmter Grenzwert i_{thr} ist, soll unverändert in der Leistungsberechnung berücksichtigt werden:

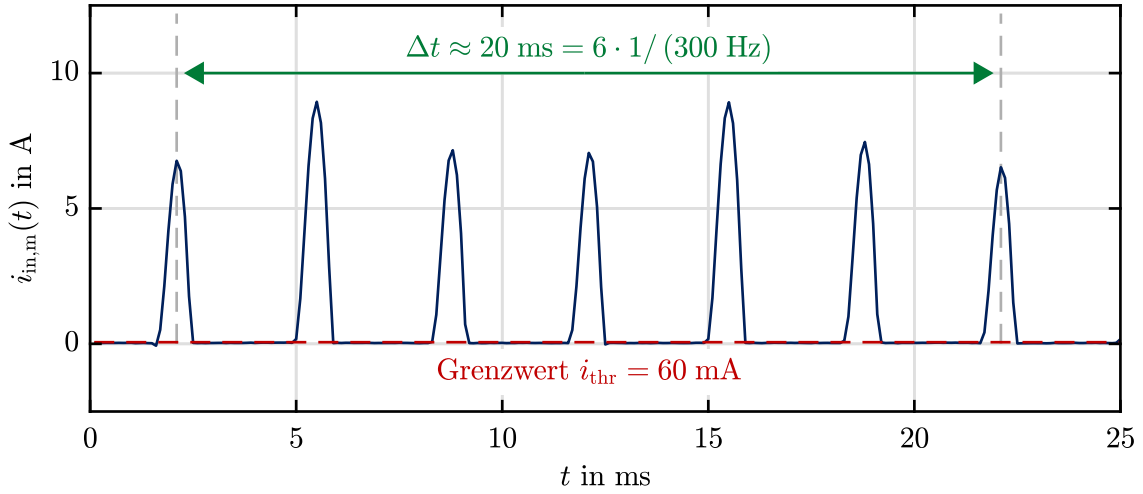


Abbildung 4.19: Gemessener Umrichter-Eingangsstrom für einen exemplarischen Betriebspunkt des Prüflingsmotors ($n^* = 2750 \text{ min}^{-1}$; $\psi_r^* = 0,2 \text{ Vs}$; $T^* = 2,5 \text{ Nm}$)

$$i_{in}[k] = \begin{cases} i_{in,m}[k] & , \text{ für } |i_{in,m}[k]| > i_{thr} \\ 0 & , \text{ sonst} \end{cases} . \quad (4.89)$$

Mit dieser modifizierten Eingangsstrom-Information kann die momentane Eingangsleistung des Umrichters wie folgt angenähert werden:

$$P_{in}^I[k] = u_{dc,m}[k] \cdot i_{in}[k] . \quad (4.90)$$

Aufgrund des pulsierenden Ladestroms i_{in} und der damit verbundenen pulsierenden momentanen Eingangsleistung P_{in}^I ist die Ermittlung eines gleitenden Durchschnitts der Eingangsleistung des Umrichters \bar{P}_{in}^I nach Gleichung (4.90) sinnvoll:

$$\bar{P}_{in}^I[k] = \frac{1}{N_f} \cdot \sum_{l=k-N_f+1}^k P_{in}^I[l] . \quad (4.91)$$

Hierbei wird N_f so gewählt, dass das resultierende Zeitintervall $N_f \cdot T_s$ (approximativ) einem Vielfachen des Zeitintervalls zwischen zwei Ladepulsen entspricht:

$$N_f \approx l_f \cdot \frac{f_s}{f_{in}} . \quad (4.92)$$

An dieser Stelle ist l_f eine ganze Zahl, also $l_f \in \mathbb{Z} = \{1; 2; 3; \dots\}$, und f_s die PWM-Schaltfrequenz. In der gegebenen Anwendung wird $l_f = 100$ bzw. $N_f = 3333$ gewählt.

Da der gleitende Mittelwert der Umrichter-Eingangsleistung betrachtet wird, werden ebenfalls sowohl die Umrichter-Ausgangsleistung als auch die Verlustleistungen vom Umrichter und ASM als gleitende Mittelwerte in der nachfolgenden Analyse herangezogen:

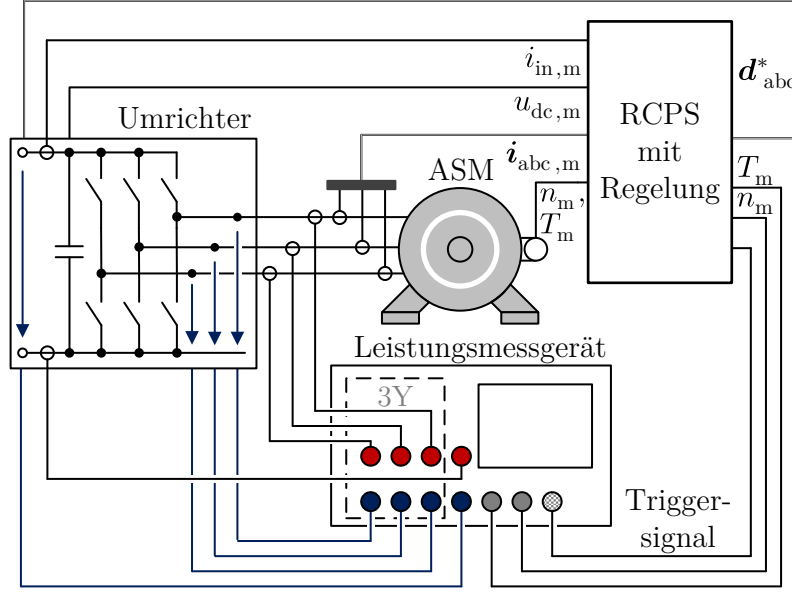


Abbildung 4.20: Struktur der Leistungsmessung am Prüfstand

$$\bar{P}_{\text{out}}^{\text{I}}[k] = \frac{1}{N_{\text{f}}} \cdot \sum_{l=k-N_{\text{f}}+1}^k P_{\text{out}}^{\text{I}}[l] , \quad (4.93)$$

$$\bar{P}_{\text{I}}^{\text{I}}[k] = \frac{1}{N_{\text{f}}} \cdot \sum_{l=k-N_{\text{f}}+1}^k P_{\text{I}}^{\text{I}}[l] , \quad (4.94)$$

$$\bar{P}_{\text{I}}[k] = \frac{1}{N_{\text{f}}} \cdot \sum_{l=k-N_{\text{f}}+1}^k P_{\text{I}}[l] . \quad (4.95)$$

Dabei können dieselben Zeitintervalle zur Mittelung verwendet werden, das heißt dasselbe N_{f} gemäß Gleichung (4.92), weil im Folgenden ausschließlich stationäre Betriebszustände betrachtet werden – die momentanen Leistungswerte $P_{\text{out}}^{\text{I}}$, P_{I}^{I} und P_{I} können somit als Gleichgrößen angesehen werden.

Der Prüfstands Aufbau ist grundsätzlich analog zu dem in Abschnitt 4.4 beschrieben, wobei für die Analyse der Verlustleistungen ein Leistungsmessgerät („LMG 671“ von ZES Zimmer) in den Aufbau integriert wird. Dieses Leistungsmessgerät ermittelt mit einer Zykluszeit von 250 ms die mechanische Leistung $P_{\text{me,m}}$ und die elektrischen Leistungen $P_{\text{in,m}}^{\text{I}}$, $P_{\text{out,m}}^{\text{I}}$, wie in Abbildung 4.20 schematisch dargestellt. Dabei können sowohl die Eingangs- und Ausgangsspannungen des Umrichters als auch die zugehörigen Ströme direkt vom Messgerät erfasst werden, weil dieses für Effektivwerte bis zu 1000 V bzw. 32 A ausgelegt ist. Die Drehzahl- und Drehmoment-Informationen werden im RCPS aus den entsprechenden Sensoren (Drehgeber und Drehmomentmesswelle) ermittelt und über analoge Spannungswerte an das Leistungsmessgerät übertragen. Die Einflüsse durch die Zeitdiskretisierung im RCPS (Abtastfrequenz der Regelung von $f_{\text{s}} = 10$ kHz) sind bei der Erfassung möglicher mechanischer Drehmomentschwingungen vernachlässigbar, da die Eigenfrequenz des mechanischen Systems mit ungefähr $f_{\text{me,sys}} \approx 195$ Hz deutlich geringer ist. Der

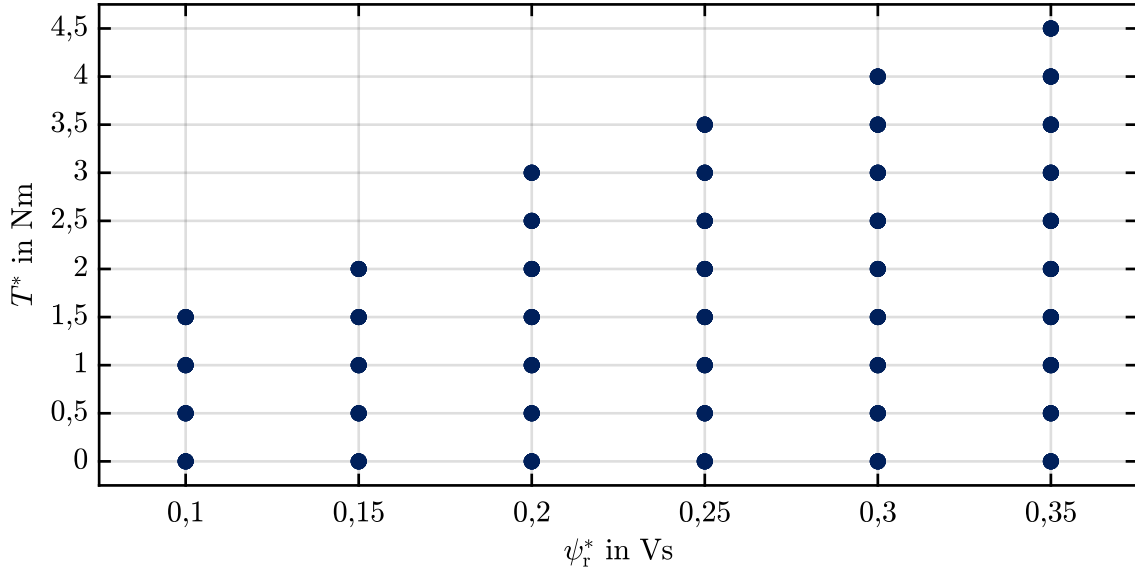


Abbildung 4.21: Betriebspunkte des Datensatzes \mathcal{D}_3 : Für jede ausgewählte Solldrehzahl $n^* \in \{350; 750; 1250; 1750; 2250; 2750\} \text{ min}^{-1}$ werden alle eingezeichneten ψ_r^* - T^* -Kombinationen (blaue Punkte) am Prüflingsmotor nacheinander aufgeschaltet.

Lastmotor wird drehzahl geregelt und bei dem Prüflingsmotor wird eine Drehmomentsteuerung, nämlich die FOR mit dem AKF gemäß Abschnitt 4.6, eingesetzt. Hierbei werden für jeden Betriebspunkt ein Solldrehmoment T^* und ein Sollrotorfluss ψ_r^* an die FOR übergeben. Nach dem Aufschalten eines Betriebspunkts wird jeweils ein kurzes Zeitintervall abgewartet, so dass sich ein stationärer Zustand einstellen kann. Anschließend werden die relevanten Größen im RCPS gespeichert und mithilfe eines Triggersignals die Speicherung der wesentlichen Größen im Leistungsmessgerät ausgelöst. Dieses Verfahren ermöglicht einen halbautomatischen Messablauf und die Aufzeichnung von großen Datensätzen in relativ kurzer Zeit, das heißt, eine signifikante thermische Erwärmung des Prüflingsmotors wird hierdurch verhindert.

Die Auswahl der zu betrachtenden Betriebspunkte soll den gesamten Betriebsbereich des elektrischen Antriebs repräsentieren. Dazu werden verschiedene Solldrehzahlen n^* von 350 min^{-1} bis 2750 min^{-1} , Solldrehmomente T^* von 0 Nm bis $4,5 \text{ Nm}$ und Sollrotorflüsse ψ_r^* im Bereich von $0,1 \text{ Vs}$ bis $0,35 \text{ Vs}$ ausgewählt. Diese sind in Abbildung 4.21 dargestellt. Der so aufgezeichnete Datensatz \mathcal{D}_3 besteht insgesamt aus 258 stationären Betriebspunkten und wird ausschließlich zum Testen verwendet. Die Parameter des AKF und des EGU werden für diese veränderte Schätz Aufgabe nicht neu identifiziert.

Im Folgenden wird anhand der Prüfstandsmessungen analysiert, wie präzise sowohl die Verlustleistung des ASM P_l und des Umrichters P_l^I als auch die Ausgangsleistung des Umrichters P_{out}^I geschätzt werden können. Zu diesem Zweck werden Schätzfehler für die Verlustleistung des ASM, also

$$e_{M,1}[k] = \bar{P}_1[k] - P_{l,m}[k] = \bar{P}_1[k] - (P_{\text{out},m}^I[k] - P_{\text{me},m}[k]) , \quad (4.96)$$

Tabelle 4.10: Genauigkeit der Schätzung der elektrischen Leistungen basierend auf den Betriebspunkten des Datensatzes \mathcal{D}_3 in absoluten und relativen Größen

e	$\text{RMS}(e)$	$\text{Mittelwert}(e)$	$\text{Standardabweichung}(e)$
$e_{M,l}$	7,1019 W	-4,6628 W	5,3673 W
$e_{I,l}$	13,0291 W	11,4346 W	6,2577 W
$e_{I,out}$	4,3741 W	-3,5260 W	2,5934 W
e	$\text{RMS}(e)/P_{me,N}$	$\text{Mittelwert}(e)/P_{me,N}$	$\text{Standardabweichung}(e)/P_{me,N}$
$e_{M,l}$	0,4735 %	-0,3109 %	0,3578 %
$e_{I,l}$	0,8686 %	0,7623 %	0,4172 %
$e_{I,out}$	0,2916 %	-0,2351 %	0,1729 %

Tabelle 4.11: Gemessene Verlustleistung des ASM, des Umrichters und des elektrischen Antriebs (ASM und Umrichter zusammen) basierend auf den Betriebspunkten des Datensatzes \mathcal{D}_3 : Es werden die Mittelwerte, die Standardabweichungen, die Maximal- und die Minimalwerte angegeben.

P	$\text{Mittelwert}(P)$	$\text{Standardabweichung}(P)$	$\text{Maximum}(P)$	$\text{Minimum}(P)$
$P_{l,m}$	97,1301 W	61,2328 W	273,8433 W	5,2023 W
$P_{l,m}^I$	54,7636 W	11,2717 W	76,3173 W	28,6041 W
$P_{l,m} + P_{l,m}^I$	151,8937 W	72,0045 W	348,2687 W	35,9823 W

für die Verlustleistung des Umrichters, das heißt

$$e_{I,l}[k] = \bar{P}_1^I[k] - P_{l,m}^I[k] = \bar{P}_1^I[k] - (P_{in,m}^I[k] - P_{out,m}^I[k]) , \quad (4.97)$$

und für die Ausgangsleistung des Umrichters definiert:

$$e_{I,out}[k] = \bar{P}_{out}^I[k] - P_{out,m}^I[k] . \quad (4.98)$$

Für jeden Betriebspunkt liegt im Datensatz \mathcal{D}_3 ein Eintrag k vor. Die Schätzfehler werden für alle Betriebspunkte im Datensatz \mathcal{D}_3 berechnet. In Tabelle 4.10 sind statistische Kennzahlen dieser Schätzfehler aufgeführt, nämlich deren RMS, Mittelwerte und Standardabweichungen. Die Motorverlustleistungen können mit einem RMS-Fehler von lediglich 7 W oder 0,47 % (bezogen auf die mechanische Nennleistung $P_{me,N}$) geschätzt werden. Die verbleibenden Residuen unterliegen einer geringen Standardabweichung und haben einen Mittelwert nahe null. Die auf dem Umrichtermodell basierende Schätzung der Umrichter-Ausgangsleistung P_{out}^I ist ebenfalls präzise, wobei lediglich ein RMS-Fehler von 4,37 W oder 0,29 % (bezogen auf die mechanische Nennleistung $P_{me,N}$) auftritt. Des Weiteren wird diese Größe mit einer sehr geringen Standardabweichung und einem Mittelwert von ungefähr null geschätzt. Die Gesamtverluste des Umrichters können mit diesen Ansätzen relativ gut approximiert werden, allerdings mit einer etwas geringeren Präzision,

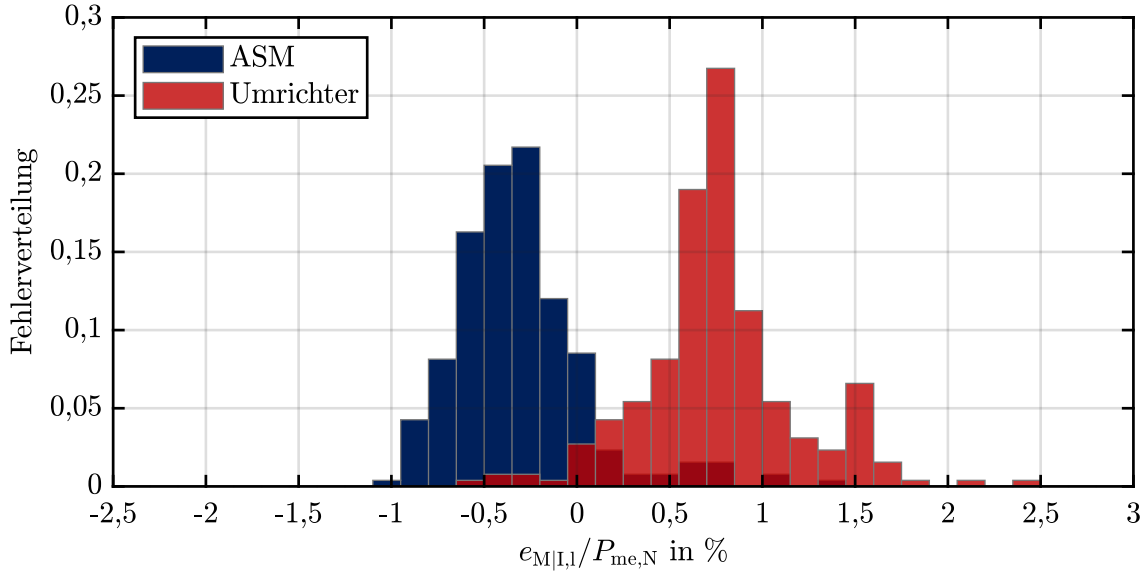


Abbildung 4.22: Verteilung des Fehlers zwischen der geschätzten und der gemessenen Verlustleistung des ASM (blau) sowie des Umrichters (rot) für den Datensatz \mathcal{D}_3 : Die entsprechenden Fehler sind als relative Größen bezogen auf die Nennleistung des Prüflingsmotors $P_{me,N}$ dargestellt.

nämlich einem RMS-Fehler von 13,03 W bzw. 0,87 % (bezogen auf die mechanische Nennleistung $P_{me,N}$).

Es ist zu betonen, dass in den meisten Betriebspunkten des gegebenen elektrischen Antriebs die Verlustleistung im Umrichter deutlich geringer ist als im Motor. Für den Datensatz \mathcal{D}_3 beträgt gemäß Tabelle 4.11 die durchschnittliche gemessene Verlustleistung im Motor 97,13 W und im Umrichter 54,76 W. Dementsprechend ist vor allem eine genaue Schätzung der Motorverluste für die Verlustleistungsbetrachtung dieses elektrischen Antriebs von hoher Bedeutung. Darüber hinaus ist diese präzise Schätzung der Verlustleistung im Motor, wie eingangs erwähnt, für eine nachgelagerte thermische Modellierung wesentlich.

Zur genaueren Analyse der Performanz werden die Fehlerverteilungen für die geschätzten Motor- und Umrichterverluste in Abbildung 4.22 dargestellt. Die Verlustmodelle liefern über den gesamten Betriebsbereich genaue Schätzergebnisse und weisen keine signifikanten Ausreißer auf. Hervorzuheben ist, dass dies erreicht wird, ohne die Parameter der Greybox-Modelle für diese Verlustschätzung neu zu optimieren. Die Optimierung der Modellparameter ist in den vorherigen Ausführungen unter Betrachtung des gemessenen Drehmoments und der gemessenen Phasenspannungen erfolgt. Es lassen sich geringfügige systematische Abweichungen feststellen, allerdings sind diese angesichts der vereinfachten Modellbildung erwartbar. Da die meisten Aspekte der Verlustmodelle ohnehin bereits bei der FOR mit dem AKF im normalen 10-kHz-Regelungszyklus berechnet werden, erhält man eine respektable Schätzung der Verluste ohne nennenswerten zusätzlichen Rechenaufwand.

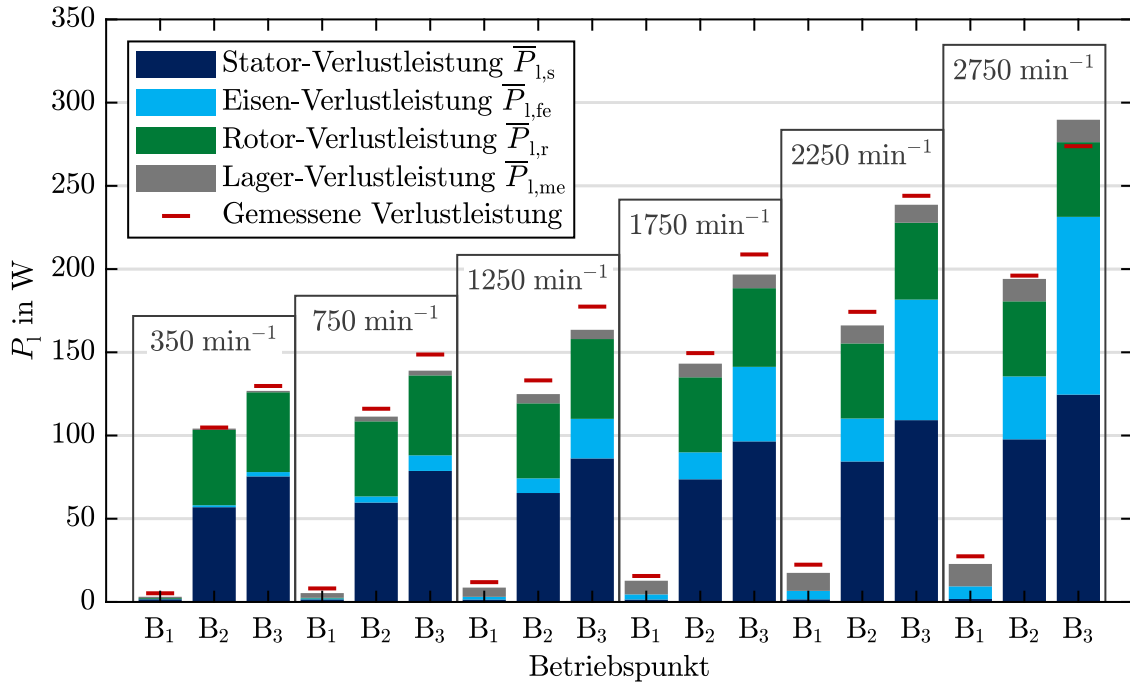


Abbildung 4.23: Geschätzte Verlustleistungskomponenten und gemessene Verlustleistung $P_{l,m}$ des ASM für drei exemplarische Betriebspunkte B_1 , B_2 , B_3 bei sechs Solldrehzahlen n^* (angegeben in grauer Schrift)

Zur qualitativen Nachvollziehbarkeit der Schätzung der ASM-Verlustleistung werden von den 43 verschiedenen Betriebspunkten in der $\psi_r^*-T^*$ -Ebene drei Betriebspunkte repräsentativ ausgewählt, deren approximierten und gemessenen Motorverlustleistungen visualisiert werden:

1. Betriebspunkt (B_1): Leerlaufzustand mit keinem Solldrehmoment $T^* = 0 \text{ Nm}$ bei niedrigem Sollrotorfluss $\psi_r^* = 0,1 \text{ Vs}$,
2. Betriebspunkt (B_2): Mittleres Solldrehmoment $T^* = 2,5 \text{ Nm}$ bei mittlerem Sollrotorfluss $\psi_r^* = 0,2 \text{ Vs}$,
3. Betriebspunkt (B_3): Annähernd nominales Solldrehmoment $T^* = 4,5 \text{ Nm}$ bei näherungsweise nominalem Sollrotorfluss $\psi_r^* = 0,35 \text{ Vs}$.

Hierzu stellt Abbildung 4.23 die geschätzten Verlustleistungskomponenten im ASM und die gemessenen Verlustleistungen für diese Betriebspunkte bei den verschiedenen Solldrehzahlen n^* dar.

Zusammenfassend ist festzuhalten: Das AKF und das EGU sind zur Schätzung der Verlustleistung des ASM bzw. des Umrichters geeignet, das heißt, sie erreichen dabei eine hohe Schätzgüte. Obwohl die Parameter dieser Greybox-Modelle bezüglich anderer Größen (mittlere Phasenspannungen und Motordrehmoment) als die Verlustleistungen optimal identifiziert werden, können die Verluste des Motors mit einem

RMS-Fehler von 2,04 % und die des Umrichters mit einem RMS-Fehler von 3,74 % geschätzt werden – jeweils bezogen auf die maximale gemessene Verlustleistung des elektrischen Antriebs. Diese Erkenntnisse motivieren den Einsatz datenbasierter Mehr-Domänen-Motormodelle und hierbei insbesondere eine gemeinsame elektrisch-thermische datenbasierte Modellbildung des ASM, die im Kapitel 5 vorgestellt wird.

4.8 Exkurs: Drehmomentschätzung mit hybridem Beobachter

Wie bereits im Literaturüberblick erwähnt, existieren neben physikalisch motivierten Beobachtern des magnetischen Flusses auch Blackbox-Ansätze [105]–[107] auf Basis von KNN. Diese letztgenannten Schätzer können mithilfe von Daten aus vereinfachten Simulationsmodellen, komplexen computergestützten Motorsimulationen (zum Beispiel auf Basis der Finite-Elemente-Methode) oder Prüfstandsmessungen trainiert werden. Da ASM meistens keine Sensorik zur Messung des magnetischen Flusses verbaut haben, sind im Allgemeinen präzise Simulationsmodelle erforderlich, mit denen die Identifikationsdaten aufgenommen und für den Trainingsprozess bereitgestellt werden. Diese Simulationsmodelle müssen somit das Verhalten des Motors inklusive aller relevanter nichtlinearer Effekte abbilden, damit die Blackbox-Ansätze anschließend präzise Schätzungen liefern können.

Im Unterschied dazu wird in diesem Exkurs ein Flussbeobachter auf Basis von KNN vorgestellt, der mithilfe von Drehmoment-Prüfstandsmessungen trainiert werden kann und bei dem somit keine präzisen Simulationsmodelle oder Messungen des magnetischen Flusses erforderlich sind. Hierbei werden KNN mithilfe des vorhandenen Systemwissens über den ASM in eine spezielle Modellstruktur integriert, so dass die resultierenden Freiheitsgrade eingeschränkt und physikalisch sinnvolle Schätzungen wahrscheinlicher werden. Die Kombination von KNN mit symbolischen Strukturen wird in der Literatur häufig als hybride Modellbildung deklariert, beispielsweise in [129], und deshalb wird im Folgenden der vorgestellte Flussbeobachter-Ansatz als hybrider Beobachter (HB) bezeichnet.

Bei diesem Verfahren wird die standardmäßige Modellbildung des ASM unter Berücksichtigung konstanter Modellparameter als Vorwissen herangezogen und bei der Wahl der Beobachterstruktur sowie der Beobachter-Eingangsgrößen genutzt. Unter idealen Bedingungen kann das Verhalten des Käfigläufer-ASM in statorfesten Koordinaten – analog zu den Darstellungen in Abschnitt 2.1 – durch ein ESB mit konstanten Parametern gemäß Abbildung 4.24 beschrieben werden [14], [15]. Die Dynamik des Statorflusses lässt sich daraus wie folgt angeben:

$$\frac{d}{dt}\boldsymbol{\psi}_s(t) = \boldsymbol{u}_s(t) - R_s \cdot \boldsymbol{i}_s(t) , \quad (4.99)$$

wobei fettgedruckte Symbole $\boldsymbol{x}(t)$ weiterhin vektorielle Größen in statorfesten Koordinaten darstellen.

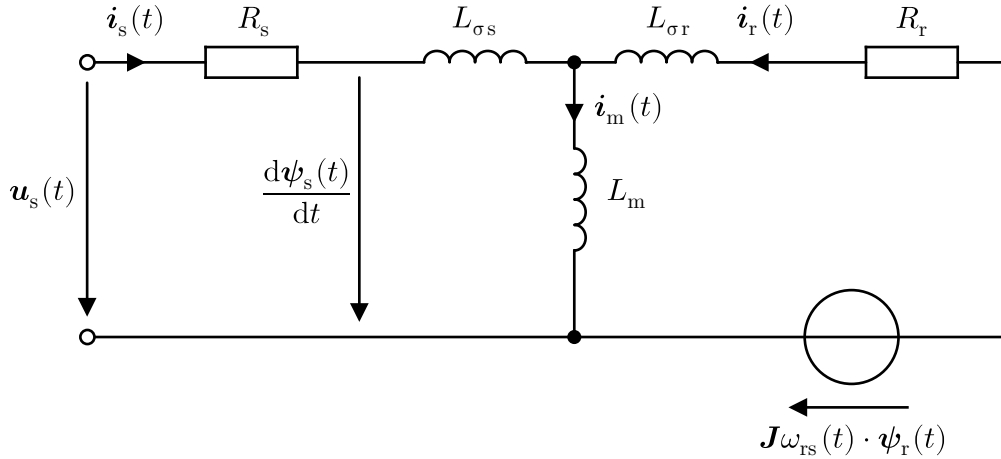


Abbildung 4.24: Klassisches ESB des ASM im statorfesten Koordinatensystem – angelehnt an [14], [15]

Aus der Leistungsbilanz können außerdem Gleichungen zur Drehmomentbildung abgeleitet werden [14], [15]:

$$T(t) = \frac{3}{2} \cdot p \cdot [\psi_{s,\alpha}(t) \cdot i_{s,\beta}(t) - \psi_{s,\beta}(t) \cdot i_{s,\alpha}(t)] \quad (4.100)$$

$$= \frac{3}{2} \cdot p \cdot \frac{L_m}{L_m + L_{\sigma r}} \cdot [\psi_{r,\alpha}(t) \cdot i_{s,\beta}(t) - \psi_{r,\beta}(t) \cdot i_{s,\alpha}(t)] \quad (4.101)$$

Damit der HB die dynamischen Zusammenhänge für die Drehmomentbildung innerhalb des ASM erlernen kann, werden die Komponenten der mittleren Statorspannung $\bar{u}_{s,\alpha}[k-1]$, $\bar{u}_{s,\beta}[k-1]$ und des Statorstroms $i_{s,\alpha,m}[k]$, $i_{s,\beta,m}[k]$ als Eingangsgrößen für den Beobachter ausgewählt. Hierbei wird die mittlere Statorspannung $\bar{\mathbf{u}}_s[k-1]$ weiterhin durch das EGU gemäß Abschnitt 3.3 bereitgestellt und der Statorstrom $\mathbf{i}_{s,m}[k]$ gemessen. Im realen ASM liegen nichtideale drehzahlabhängige Effekte vor, wie beispielsweise die Eisenverluste, und deshalb wird die mit dem Drehgeber ermittelte Kreisfrequenz $\omega_{rs,m}$ als zusätzliche Eingangsgröße des HB genutzt.

Gemäß Gleichung (4.100) kann das Drehmoment direkt durch den Statorfluss und den Statorstrom ausgedrückt werden, so dass sich dieses in einem Abtastschritt k mit den vom HB geschätzten Statorflusskomponenten $\psi_{s,\alpha,HB}[k]$, $\psi_{s,\beta,HB}[k]$ und den gemessenen Stromkomponenten $i_{s,\alpha,m}[k]$, $i_{s,\beta,m}[k]$ schätzen lässt:

$$T_{HB}[k] = \frac{3}{2} \cdot p \cdot [\psi_{s,\alpha,HB}[k] \cdot i_{s,\beta}[k] - \psi_{s,\beta,HB}[k] \cdot i_{s,\alpha}[k]] \quad (4.102)$$

Die Statorflusskomponenten $\psi_{s,\alpha,HB}[k]$, $\psi_{s,\beta,HB}[k]$ werden vom HB mittels zwei separater KNN geschätzt, vergleiche Abbildung 4.25. Jedes KNN besteht aus einer rekurrenten verdeckten Schicht mit N_{HB} Neuronen und einer Ausgabeschicht, wobei in der verdeckten Schicht der Tangens hyperbolicus und in der Ausgabeschicht die identische Abbildung als Aktivierungsfunktion gewählt wird – vergleiche Abbildung 3.15 in Abschnitt 3.5. Als weitere Eingangsgrößen erhalten die KNN die

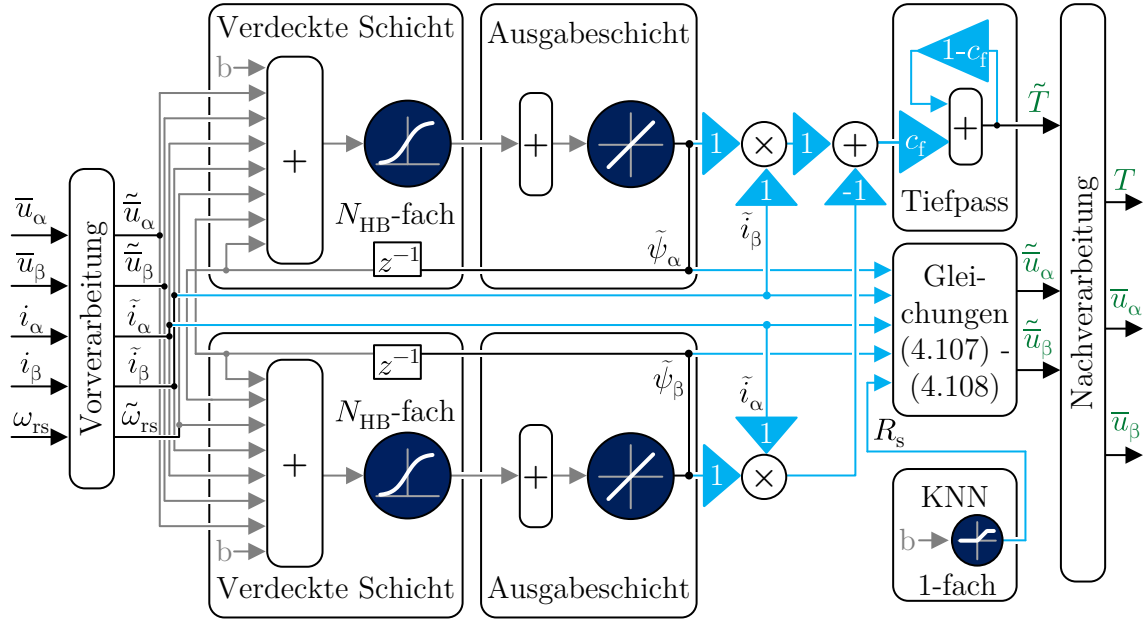


Abbildung 4.25: Struktur des HB: Die Bias (b) und die Gewichte (graue Pfeile) der KNN werden im Trainingsprozess angepasst, während die übrigen Gewichte (hellblaue und schwarze Pfeile) vorgegeben sind. Bei den Größen werden die unteren Indizes „m“, „s“, „HB“ und die Zeitabhängigkeiten zur erhöhten Übersichtlichkeit nicht angegeben – zur Unterscheidung (der Größen) sind die Schätzgrößen des HB in Grün dargestellt.

beiden geschätzten Flusskomponenten der vorherigen PWM-Periode, wodurch sich eine Rückkopplung ergibt und rekurrente KNN vorliegen.

Da die am Prüfstand verwendete Drehmomentmesswelle eine begrenzte Bandbreite aufweist, wird ein diskreter Tiefpass mit einer Eckfrequenz von 1 kHz in die HB-Struktur integriert. Das heißt, der Faktor c_f in Abbildung 4.25 wird festgelegt als

$$c_f = \frac{2\pi}{10 + 2\pi} \approx 0,386. \quad (4.103)$$

Des Weiteren werden in einer Vor- und Nachverarbeitung die Größen am Eingang mithilfe der Referenzwerte in Tabelle 4.12 normalisiert bzw. am Ausgang wieder auf ihren ursprünglichen Wertebereich gebracht:

$$\tilde{x} = \frac{x}{x_n}. \quad (4.104)$$

Hierbei stellt \tilde{x} die normalisierte Version einer Größe x dar.

Eine genauere Betrachtung der Drehmoment-Gleichungen (4.100) und (4.101) verdeutlicht, dass das skalare Drehmoment $T[k]$ allgemein als Kreuzprodukt aus dem gemessenen Statorstromvektor $\mathbf{i}_{s,m}[k]$ und unendlich vielen verschiedenen Flussvektoren $\boldsymbol{\psi}[k]$ dargestellt werden kann. Damit allerdings der geschätzte Fluss des HB $\boldsymbol{\psi}_{s,HB}[k]$ eine möglichst ähnliche Phasenlage wie der tatsächliche Statorfluss in der ASM aufweist, wird die Statorspannungs-Gleichung (4.99) herangezogen. In dem

Tabelle 4.12: Werte für die Normalisierung in der Vor- und Nachverarbeitung

Größe	Wert
u_n	325,27 V
i_n	6,00 A
ω_n	649,26 s ⁻¹
ψ_n	0,58 Vs
T_n	$1,5 \cdot p \cdot \psi_n \cdot i_n = 10,44 \text{ Nm}$

betrachteten ASM-Antrieb wird die Statorspannung über eine PWM umgesetzt. Hierbei repräsentiert $\bar{u}_s[k-1]$ die vom EGU geschätzte mittlere Statorspannung innerhalb der letzten PWM-Periode.

Der Statorstrom wird zu Beginn jeder PWM-Periode gemessen. Deshalb lässt sich durch das Anwenden der bilinearen Transformation [116] die Gleichung (4.99) wie folgt diskretisieren:

$$\frac{\psi_s[k] - \psi_s[k-1]}{T_s} \approx \bar{u}_s[k-1] - R_s \cdot \frac{i_{s,m}[k] + i_{s,m}[k-1]}{2}. \quad (4.105)$$

Umgeformt kann diese Gleichung genutzt werden, um mit dem HB aus dem geschätzten Statorfluss $\psi_{s,HB}$ und dem gemessenen Statorstrom $i_{s,m}$ die mittlere Statorspannung aus der vorherigen PWM-Periode zu approximieren:

$$\bar{u}_{s,HB}[k-1] = \frac{\psi_{s,HB}[k] - \psi_{s,HB}[k-1]}{T_s} + R_s \cdot \frac{i_{s,m}[k-1] + i_{s,m}[k]}{2}. \quad (4.106)$$

Diese Gleichung lässt sich direkt im HB nachbilden wie in Abbildung 4.25 angedeutet, wobei die normierten Größen verwendet und aus Gründen der Übersichtlichkeit die unteren Indizes „m“, „s“, „HB“ in der Visualisierung vernachlässigt werden. Mithilfe des HB werden demnach die normalisierten mittleren Statorspannungskomponenten wie folgt geschätzt:

$$\begin{aligned} \tilde{u}_{s,\alpha,HB}[k-1] &= \frac{\psi_n}{u_n} \cdot \frac{\tilde{\psi}_{s,\alpha,HB}[k] - \tilde{\psi}_{s,\alpha,HB}[k-1]}{T_s} \\ &\quad + \frac{i_n}{u_n} \cdot R_s \cdot \frac{\tilde{i}_{s,\alpha,m}[k-1] + \tilde{i}_{s,\alpha,m}[k]}{2}, \end{aligned} \quad (4.107)$$

$$\begin{aligned} \tilde{u}_{s,\beta,HB}[k-1] &= \frac{\psi_n}{u_n} \cdot \frac{\tilde{\psi}_{s,\beta,HB}[k] - \tilde{\psi}_{s,\beta,HB}[k-1]}{T_s} \\ &\quad + \frac{i_n}{u_n} \cdot R_s \cdot \frac{\tilde{i}_{s,\beta,m}[k-1] + \tilde{i}_{s,\beta,m}[k]}{2}. \end{aligned} \quad (4.108)$$

Diese geschätzten Komponenten werden als zusätzliche Ausgangsgrößen des HB betrachtet und dadurch lassen sich die möglichen Freiheitsgrade der beiden KNN, die die Statorflusskomponenten liefern, einschränken. Indirekt wird im späteren Trainingsprozess somit sichergestellt, dass die geschätzten Flusskomponenten $\psi_{s,\alpha,HB}$

und $\psi_{s,\beta,\text{HB}}$ keine signifikanten Phasenabweichungen zu den tatsächlichen Flusskomponenten aufweisen, weil ansonsten hohe Schätzfehler bei den Statorspannungskomponenten vorliegen würden. Dabei muss der Statorwiderstand R_s im HB nicht im Voraus festgelegt werden, sondern wird mithilfe eines Bias ebenfalls im Trainingsprozess identifiziert. In der Implementierung wird dies durch ein zusätzliches KNN bestehend aus einem künstlichen Neuron mit einer sättigenden identischen Abbildung als Aktivierungsfunktion umgesetzt. Dadurch kann festgelegt werden, dass der Statorwiderstand im Intervall $[0 \Omega; 5 \Omega]$ liegen soll. Prinzipiell ließe sich für den Statorwiderstand R_s auch eine komplexere KNN-Struktur mit verdeckten Schichten verwenden, die zusätzliche Größen berücksichtigt, zum Beispiel die normalisierte Kreisfrequenz $\tilde{\omega}_{rs,m}$.

Bei dem HB liegt das vorrangige Ziel in der Bereitstellung einer präzisen Drehmomentschätzung. Die Schätzung der Statorspannungskomponenten dient wie oben erläutert ausschließlich einer indirekten physikalisch sinnvollen Statorflussschätzung und muss daher nur approximativ der tatsächlichen Statorspannung entsprechen. Das heißt, die entsprechenden Schätzfehler werden im Trainingsprozess geringer gewichtet. Für den Trainingsprozess lässt sich folgendes Kostenfunktional bestehend aus gewichteten quadratischen Schätzfehlern verwenden:

$$J_{\text{HB,tr}} = \frac{1}{3 \cdot N_{\text{pe}} \cdot N_{2,\text{HB,tr}}} \cdot \sum_{k=1}^{N_{\text{pe}} \cdot N_{2,\text{HB,tr}}} \left[w_u \cdot (\bar{u}_{s,\alpha,\text{HB}}[k-1] - \bar{u}_{s,\alpha}[k-1])^2 + w_u \cdot (\bar{u}_{s,\beta,\text{HB}}[k-1] - \bar{u}_{s,\beta}[k-1])^2 + w_T \cdot (T_{\text{HB}}[k] - T_{m,\text{lp}}[k])^2 \right]. \quad (4.109)$$

Für den Trainingsprozess des HB wird der aufgezeichnete Datensatz \mathcal{D}_2 gemäß Abschnitt 4.4 und Abschnitt 4.5 verwendet. Der Trainingsdatensatz des AKF $\mathcal{D}_{2,\text{tr}}$ wird hierzu zufällig in einen Trainingsdatensatz $\mathcal{D}_{2,\text{HB,tr}}$ (bestehend aus $N_{2,\text{HB,tr}} = 416$ Arbeitspunkten) und einen Validierungsdatensatz $\mathcal{D}_{2,\text{HB,va}}$ (mit $N_{2,\text{HB,va}} = 208$ Arbeitspunkten) unterteilt. In Gleichung (4.109) geben $\bar{u}_{s,\alpha}$, $\bar{u}_{s,\beta}$ die vom EGU geschätzten mittleren Statorspannungskomponenten an, da keine direkten Messwerte im betrachteten Datensatz zur Verfügung stehen. Die Gewichtungsfaktoren für das Drehmoment w_T und die Statorspannung w_u werden wie folgt gewählt:

$$w_T = \left(\frac{1}{T_n} \right)^2, \quad w_u = \left(\frac{1}{7 \cdot u_n} \right)^2. \quad (4.110)$$

Jeder Betriebspunkt wird im Trainingsprozess über $N_{\text{pe}} = 100$ PWM-Perioden evaluiert. Hierbei ist hervorzuheben, dass bei jedem Betriebspunkt dem HB zunächst für 100 PWM-Perioden die Eingangsgrößen übergeben und der HB simuliert wird, damit sich ein stationärer Zustand, insbesondere im internen Tiefpass, einstellen kann. Erst im Anschluss daran werden die Ausgangsgrößen für N_{pe} PWM-Perioden ausgewertet.

Während des Trainingsprozesses werden die Gewichte und die Bias der KNN angepasst, wobei die übrigen Gewichte, die durch hellblaue Pfeile und grüne Linien in Abbildung 4.25 visualisiert sind, im Voraus festgelegt und konstant gehalten werden,

Tabelle 4.13: Konfiguration des Trainingsprozesses und Eigenschaften der KNN zur Schätzung der Statorflusskomponenten

Beschreibung	Wert
Maximale Iterationsanzahl im Trainingsprozess	1000
Lernalgorithmus im Trainingsprozess	LMBA
Aktivierungsfunktion in der verdeckten Schicht	Tangens hyperbolicus
Anzahl N_{HB} an Neuronen in der verdeckten Schicht	5
Anzahl an verdeckten Schichten	1

Tabelle 4.14: Genauigkeit der Drehmomentschätzung basierend auf den Betriebspunkten des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$ in absoluten und relativen Werten

	$RMS(e_{T,HB})$	Mittelwert($e_{T,HB}$)	Standardabweichung($e_{T,HB}$)
HB	0,0528 Nm	0,0194 Nm	0,0491 Nm
	$RMS(e_{T,HB})/T_N$	Mittelwert($e_{T,HB}$)/ T_N	Standardabweichung($e_{T,HB}$)/ T_N
HB	1,12 %	0,41 %	1,04 %

um die physikalisch motivierte Struktur zu erhalten. Der Trainingsprozess wird mithilfe von MATLAB [54] durchgeführt und dabei werden neben den in Tabelle 4.13 angegebenen Konfigurationsparametern die Standardeinstellungen verwendet. Da die Initialisierung der Gewichte und der Bias der KNN mit einer Zufallsverteilung [54], [58] erfolgt, wird der Trainingsprozess fünf Mal durchgeführt. Im Folgenden wird von diesen fünf trainierten HB nur die Parametrierung betrachtet, die zu dem geringsten Wert des Kostenfunktional $J_{HB,va}$ führt. Das Kostenfunktional $J_{HB,va}$ ist analog zu dem Kostenfunktional $J_{HB,tr}$ in Gleichung (4.109) definiert, allerdings wird hierbei der Validierungsdatensatz $\mathcal{D}_{2,HB,va}$ anstelle des Trainingsdatensatzes $\mathcal{D}_{2,HB,tr}$, also $N_{2,HB,va}$ Arbeitspunkte, verwendet. In Abbildung 4.26 sind für diesen HB die entsprechenden Lernkurven während des Trainingsprozesses visualisiert.

Zur Evaluation der Performanz des trainierten HB wird analog zu Abschnitt 4.5 der Schätzfehler hinsichtlich des Drehmoments betrachtet:

$$e_{T,HB}[l, k] = T_{HB,lp}[l, k] - T_{m,lp}[l, k] . \quad (4.111)$$

Diese Schätzfehler werden für jeden Betriebspunkt $l \in \{1, \dots, N_{2,te}\}$ des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$ unter stationären Bedingungen über 10 000 PWM-Perioden bestimmt, das heißt $k \in \{1, \dots, 10\,000\}$. Der Testdatensatz $\mathcal{D}_{2,te}$ ist dabei identisch zu dem aus Abschnitt 4.5, so dass sich die Performanz mit denen der anderen Beobachter in Beziehung setzen lässt. Zur besseren Vergleichbarkeit mit den anderen Beobachtern wird an dieser Stelle das geschätzte Drehmoment des HB zusätzlich mit dem Tiefpass gemäß Gleichung (4.62) gefiltert und dieses als $T_{HB,lp}$ bezeichnet. Der Simulationsaufbau dieser Evaluierung ist identisch zu dem in Abschnitt 4.5.

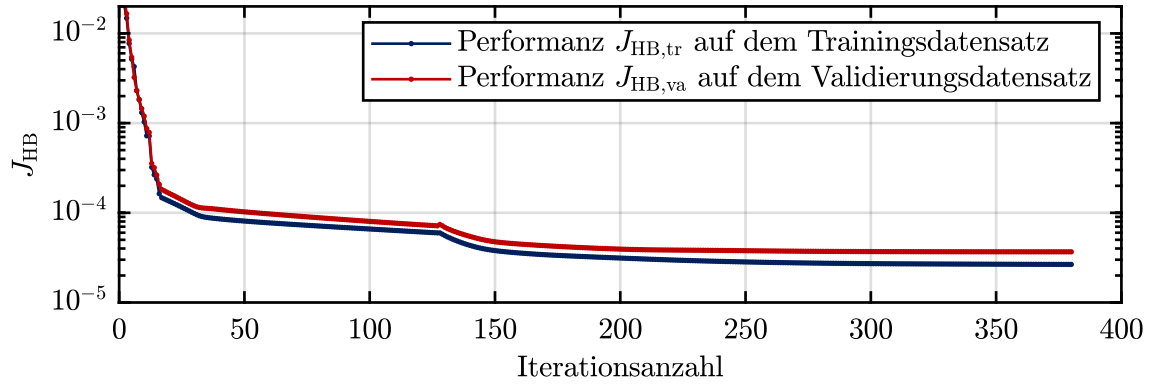
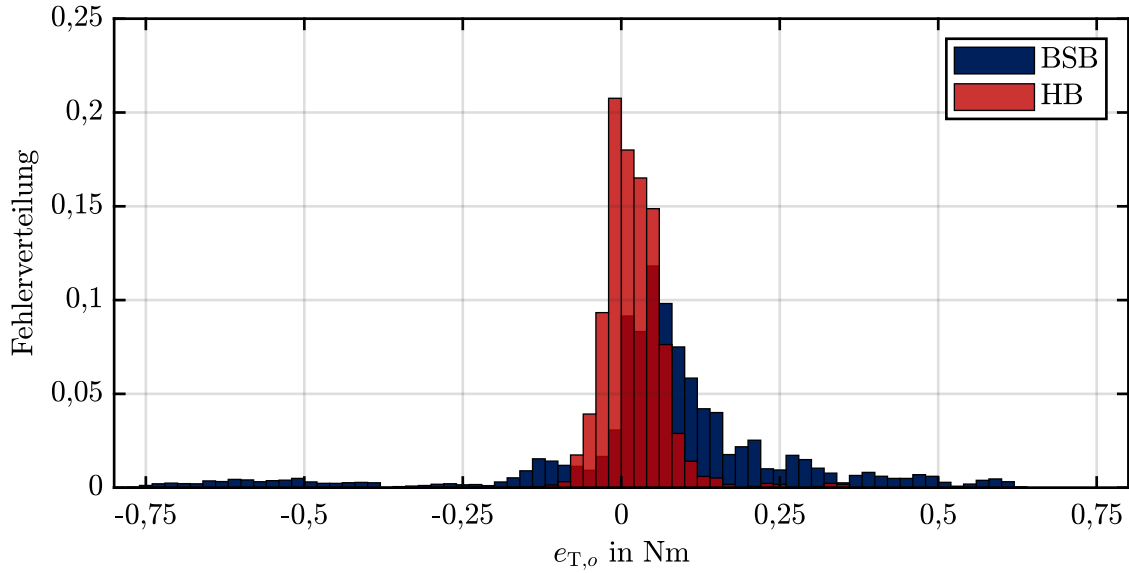


Abbildung 4.26: Lernkurven während des Trainingsprozesses des HB

Abbildung 4.27: Verteilung der Drehmoment-Schätzfehler des BSB $e_{T,BSB}$ und des HB $e_{T,HB}$ basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{2,te}$

Erneut werden nachfolgend die Fehler $e_{T,HB}$ nicht separat für jeden Betriebspunkt, sondern für alle Betriebspunkte gemeinsam analysiert. Aus allen Drehmoment-Schätzfehlern $e_{T,HB}$ werden die in Tabelle 4.14 angegebenen statistischen Größen bestimmt, nämlich deren RMS, Mittelwert und Standardabweichung. Der HB führt zu einem RMS-Schätzfehler von lediglich 0,05 Nm, oder bezogen auf das Nenndrehmoment ($T_N = 4,7$ Nm) einem relativen Fehler von 1,12 %. Verglichen mit dem BSB, entspricht dies einer Reduktion des Schätzfehlers von ungefähr 76 %. Des Weiteren ist hervorzuheben, dass diese hohe Schätzgenauigkeit bei einer geringen Anzahl an Neuronen in den verdeckten Schichten erreichbar ist. Insgesamt enthält der vorgestellte HB lediglich 91 skalare Parameter (Gewichte und Bias), die im Trainingsprozess zu bestimmen sind. Dementsprechend ist auch der benötigte Rechenaufwand auf einem RCPS als relativ gering zu erwarten.

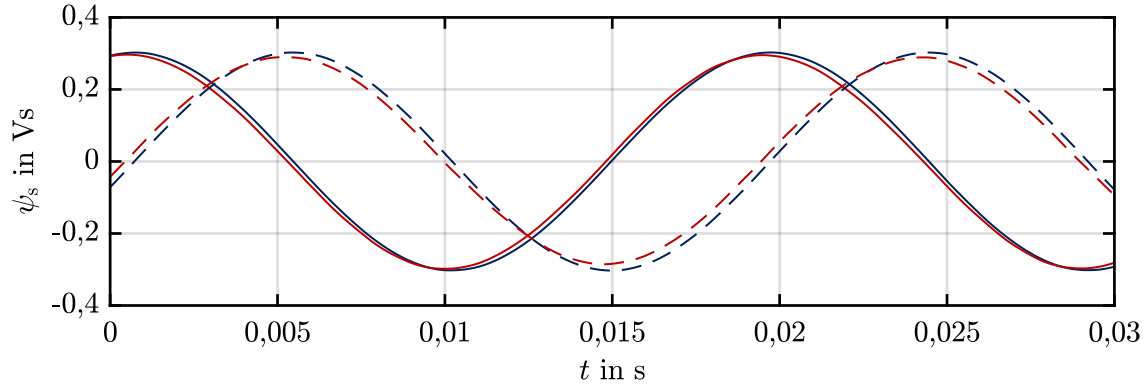


Abbildung 4.28: Statorflussverlauf des BSB und des HB für einen exemplarischen Betriebspunkt ($n^* = 1500 \text{ min}^{-1}$; $i_{s,d}^* = 2,0 \text{ A}$; $i_{s,q}^* \approx 4,0 \text{ A}$) des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$: Dargestellt sind die geschätzten Statorflusskomponenten $\psi_{s,\alpha}[k]$ (durchgezogene Linien) und $\psi_{s,\beta}[k]$ (gestrichelte Linien) für den BSB (blau) sowie den HB (rot).

Zusätzlich werden die Schätzfehler $e_{T,HB}$ und $e_{T,BSB}$ in einem Histogramm visualisiert – vergleiche Abbildung 4.27. Die Drehmoment-Schätzfehler des HB sind nahezu gaußverteilt mit einem Mittelwert von ungefähr null und weisen eine geringe Standardabweichung auf – dementsprechend liefert der HB eine hohe Schätzgüte. In Abbildung 4.28 sind für einen exemplarischen Betriebspunkt des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$ die Statorflussschätzungen von dem HB und dem BSB aufgetragen. Es wird ersichtlich, dass die geschätzten Statorflusskomponenten des HB eine ähnliche Phasenlage aufweisen wie die des BSB und dass daher die Berücksichtigung der Statorspannungsinformation während des Trainingsprozesses eine effektive Möglichkeit ist, um eine physikalisch sinnvolle Statorflussschätzung zu erhalten.

Bei diesem Exkurs handelt es sich in erster Linie um eine Machbarkeitsstudie, mit der untersucht wird, ob das Drehmoment eines ASM-Antriebs mithilfe eines hybriden Beobachters unter Nutzung von KNN in geeigneter Weise geschätzt werden kann. Aus diesem Grund wird lediglich eine exemplarische KNN-Topologie analysiert und vorgestellt, die lediglich eine relativ geringe Anzahl an künstlichen Neuronen benötigt und dementsprechend einen geringen Rechenaufwand aufweist. Hierbei ist jedoch die resultierende Performanz der Drehmomentschätzung sehr vielversprechend und die Effektivität des HB lässt sich damit bereits zeigen. Mithilfe einer Hyperparameteroptimierung der KNN-Topologieparameter – beispielsweise hinsichtlich der Neuronen-Anzahl – kann zukünftig ein optimaler Kompromiss zwischen benötigter Online-Rechenzeit und erreichbarer Performanz des HB ermittelt werden. Zusätzlich ist zu untersuchen, inwiefern sich der indirekt vom HB geschätzte Statorflussvektor als Flussschätzer der FOR im geregelten Betrieb nutzen lässt und welche Performanz der Drehmomentsteuerung damit erreichbar ist. Gegebenenfalls sind hierbei Modifikationen – zum Beispiel die Berücksichtigung dynamischer Betriebspunktwechsel in den Simulationen des Trainingsprozesses – durchzuführen, um eine Stabilität auch unter dynamischen Vorgängen zu gewährleisten. Neben dem Einsatz in klassischen FOR kann dieser Ansatz zusätzlich hilfreich sein, um mit maschinellem Lernen Regler für

ASM-Antriebe abzuleiten, wie beispielsweise in [130]. Unabhängig von der erreichbaren Schätzgenauigkeit ist die Einsatzbarkeit eines solchen Beobachters als eine wesentliche Komponente der Regelung in der industriellen Anwendung detailliert zu prüfen, insbesondere unter Aspekten der funktionalen Sicherheit und der mangelnden Überprüfbarkeit der gelieferten Ergebnisse.

4.9 Kapitelzusammenfassung

Das in diesem Kapitel vorgestellte datenbasierte adaptive Kalman-Filter, das AKF, ermöglicht unter konstanten thermischen Bedingungen eine hochgenaue Drehmomentsteuerung über den gesamten Drehzahlbereich, einschließlich des Stillstands. Hierbei weist das AKF lediglich einen geringen Online-Rechenaufwand auf und benötigt keine zusätzliche Signalinjektion. Die verwendete Offline-Optimierung der enthaltenen Beobachterparameter basiert auf einem umfangreichen Messdatensatz mit einem separaten Trainings- und Testdatensatz. Zusätzlich wird eine umfangreiche Online-Kreuzvalidierung durchgeführt, so dass die präsentierten Ergebnisse mehrfach überprüft sind. Der auf das Nenndrehmoment bezogene relative RMS-Fehler in der Drehmomentschätzung und Drehmomentsteuerung kann durch den Einsatz des AKF im gesamten Betriebsbereich des Antriebs auf unter 1 % des Nenndrehmoments reduziert werden. Die verbleibenden Schätzresiduen liegen ungefähr im Bereich der Messunsicherheit des Drehmomentsensors, wodurch der identifizierte Beobachter als hochpräzise bewertet werden kann. Im folgenden Kapitel wird dieser Ansatz um ein thermisches Teilmodell erweitert, um auch unter dynamischen thermischen Bedingungen eine präzise Drehmomentsteuerung zu ermöglichen.

5 Drehmomentsteuerung unter Berücksichtigung thermischer Effekte

Hinweis zu Quellen und Vorveröffentlichungen:

Dieses Kapitel (außer Abschnitt 5.7) und der zugehörige Anhang A.3 - A.6 basieren auf den eigenen Veröffentlichungen [9]–[11]. Der Autor dieser Arbeit erarbeitete die wesentlichen Teile der Beiträge [9]–[11], insbesondere die Konzepte der vorgeschlagenen Modelle bzw. Verfahren sowie die simulativen und experimentellen Untersuchungen. Bei der Überwachung der automatisierten elektrisch-thermischen Prüfstandsmessungen bezüglich des Datensatzes \mathcal{D}_5 – vergleiche Abschnitt 5.3 – unterstützte teilweise Herr Marius Becker im Rahmen einer wissenschaftlichen Hilfskrafttätigkeit. Der Autor dieser Arbeit arbeitete die Veröffentlichungen [9]–[11] zum überwiegenden Teil selbständig aus. Die anderen Mitautoren waren durch kleinere Hinweise und Diskussionen beteiligt. Sowohl zur Minimierung der zeitlichen Verzögerung zwischen Forschung und Veröffentlichung der erarbeiteten Ergebnisse als auch zur Erhöhung der Transparenz im öffentlich geförderten DFG-Projekt wurden die wesentlichen Inhalte dieses Kapitels (außer Abschnitt 5.7) und des zugehörigen Anhangs A.3 - A.6 bereits in den separaten eigenen Beiträgen [9]–[11] veröffentlicht. Teile dieses Kapitels und des zugehörigen Anhangs A.3 - A.6 wurden daher in geänderter oder unveränderter Form aus den genannten Publikationen übernommen. Aus Gründen der Lesbarkeit werden die entsprechenden Selbstzitate im Folgenden nicht explizit angeführt. Bei der Übersetzung der ursprünglich in englischer Sprache verfassten eigenen Beiträge wurden Online-Übersetzer [21], [22] und ein Online-Wörterbuch [23] verwendet.

Der Abschnitt 5.7 stellt in einem Exkurs kompakt eine exemplarische Anwendung der erarbeiteten Modelle dar – diese Anwendung entstand überwiegend im Rahmen einer vom Autor dieser Arbeit betreuten Projekt- sowie Abschlussarbeit von Herrn Marius Becker und wurde bereits in gemeinsamen Veröffentlichungen [12], [13] publiziert.

5.1 Problemstellung und Literaturüberblick

Bei Anwendungen mit drehmomentgesteuerten ASM werden häufig verschiedene Anforderungen an die Regelung gestellt. Einerseits soll die Drehmomentsteuerung eine hohe Genauigkeit aufweisen, da davon die Wirksamkeit übergeordneter Regler abhängt, zum Beispiel die eines Drehzahlreglers. Andererseits ist aufgrund von Energiekosten (vor allem bei Industrieantrieben) oder begrenzter Energiekapazität (vor allem bei Traktionsantrieben in Elektrofahrzeugen) eine effiziente Betriebsstrategie und damit einhergehend eine präzise Verlustmodellierung erforderlich. Nicht zuletzt müssen kritische Systemzustände des Antriebs, insbesondere Temperaturen im Motor, überwacht werden, um das Risiko eines Systemausfalls zu minimieren. Zusammenfassend lässt sich folgern, dass präzise Informationen über den magnetischen Fluss, die Verluste und die Temperaturen im ASM notwendig sind.

In der Literatur wurden diese Aspekte bisher meist getrennt behandelt: Durch den Einsatz präziser Flussbeobachter wird versucht, eine hohe Performanz der Drehmomentsteuerung zu erreichen. Aufgrund nichtlinearer Motoreigenschaften, wie zum Beispiel magnetischer Sättigung [103], Eisenverlusten [14], [15], Skin- und Proximity-Effekten [93], [100]–[102], ist entweder eine präzise Modellierung einschließlich einer geeigneten Parameteridentifikation oder eine Online-Parameteroptimierung erforderlich – wie bereits im vorherigen Kapitel ausführlich erläutert. Sofern viele Motorparameter geschätzt werden müssen, erfordert die Online-Optimierung häufig eine Signalinjektion [104], die im Allgemeinen die Antriebsverluste erhöht und den verfügbaren Betriebsbereich verringert. Daher werden offline optimierte robuste Flussbeobachter für industrielle Anwendungen oft präferiert.

Für die thermische Überwachung von ASM werden häufig thermische Netzwerkmodelle mit konzentrierten Elementen (englischer Fachbegriff: lumped-parameter thermal model, LPTM) anstelle direkter Messungen mittels Temperatursensoren eingesetzt – direkte Messungen sind in der Regel teuer oder aufwendig zu integrieren, beispielsweise aufgrund eines begrenzten Bauraums oder rotierender Komponenten [131]. LPTM approximieren die Geometrie sowie die Materialeigenschaften des ASM und haben damit den Vorteil, dass sie online in einem langsameren Regelungstask mit relativ geringem Rechenaufwand berechnet werden können [131]. Kürzlich wurde in [132] gezeigt und durch die Messung mehrerer stationärer Betriebspunkte validiert, dass ein einfaches Zwei-Knoten-LPTM-Modell in Kombination mit einem präzisen Verlustleistungsmodell bereits hohe Genauigkeiten bei der Temperaturschätzung liefern kann. Die meisten bisher veröffentlichten thermischen Modelle [132]–[136] für ASM versuchen, die systemkritischen Temperaturen mit separaten von den Motorregelungsmodellen unabhängigen Verlustleistungsmodellen zu schätzen. Das heißt, die Parametrierung des Verlustleistungsmodells kann in diesem Fall inkonsistent mit der Parametrierung des elektrischen Modells zur Flussschätzung sein. Die Modellparameter des Verlustleistungsmodells werden dabei entweder analytisch berechnet [133]–[135] oder anhand empirischer Daten ermittelt [132], [136]. Allerdings birgt die Identifikation separater elektrischer und thermischer Modelle generell eine Problematik der Identifikationsreihenfolge: Im Allgemeinen werden die elektrischen

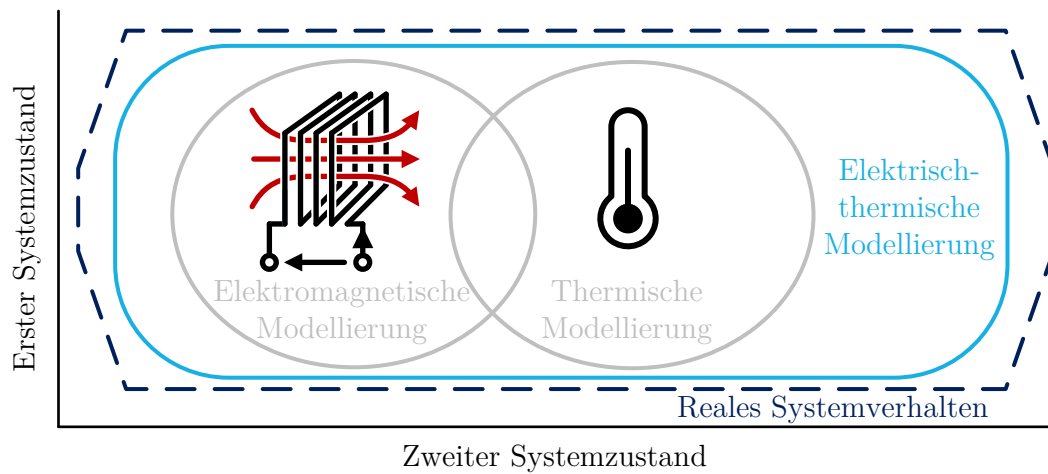


Abbildung 5.1: Kombinierte elektrisch-thermische Modellbildung: Exemplarische qualitative Darstellung der Abdeckung des Systemverhaltens im Zustandsraum für einzelne Modellierungen und für eine kombinierte Modellierung.

und thermischen Modelle nicht simultan identifiziert, sondern meistens wird zuerst das elektrische Modell identifiziert und damit eine FOR aufgebaut, mit der thermische Messdaten aufgenommen werden. Anschließend werden die thermischen Modelle identifiziert, mit denen überlagerte Komponenten in der FOR, zum Beispiel die Betriebsstrategie, adaptiv erweitert werden. Hierdurch entstehen allerdings Nachteile, da nicht die gesamten Freiheitsgrade, die grundsätzlich in beiden Modellen vorliegen, vollständig innerhalb beider Identifikationen zur Verfügung stehen und dementsprechend eine suboptimale Konfiguration die Folge sein kann. Des Weiteren wird in einigen Veröffentlichungen [133]–[135] die Rotortemperatur nicht gemessen, wodurch die dargestellte Modellvalidierung eine begrenzte Aussagekraft besitzt. Sofern die Rotortemperatur gemessen wird, erfolgt dies meist mithilfe eines am Stator befestigten Infrarotsensors [132], [136]. Hierdurch ist zwar prinzipiell die Temperatur eines definierten Bereichs der Rotoroberfläche zu bestimmen, allerdings kann die Temperatur an anderen Positionen der Rotor- oder Rotorkäfig-Oberfläche signifikant davon abweichen.

Zum Umgehen dieser Problematik wird in diesem Kapitel eine kombinierte elektrisch-thermische Modellbildung und Modellidentifikation verfolgt. Die prinzipiellen Vorteile dieser multiphysikalischen Modellbildung sind in Abbildung 5.1 qualitativ anhand von zwei exemplarischen Systemzuständen visualisiert: Durch die kombinierte Modellbildung lassen sich höhere Freiheitsgrade erzielen und so eine geeignete Parametrierung zur Beschreibung des vollständigen Systemverhaltens finden. Insbesondere ermöglicht diese gemeinsame Modellbildung auch das effektive Abbilden von Phänomenen der thermischen und elektrischen Domäne, die aus physikalischer Sicht unmittelbar miteinander verkoppelt sind. Das vorgestellte elektrisch-thermische Modell, das eine Erweiterung des AKF darstellt, soll sowohl eine genaue Drehmomentsteuerung als auch eine genaue Schätzung der Verlustleistung und des thermischen Zustands ermöglichen.

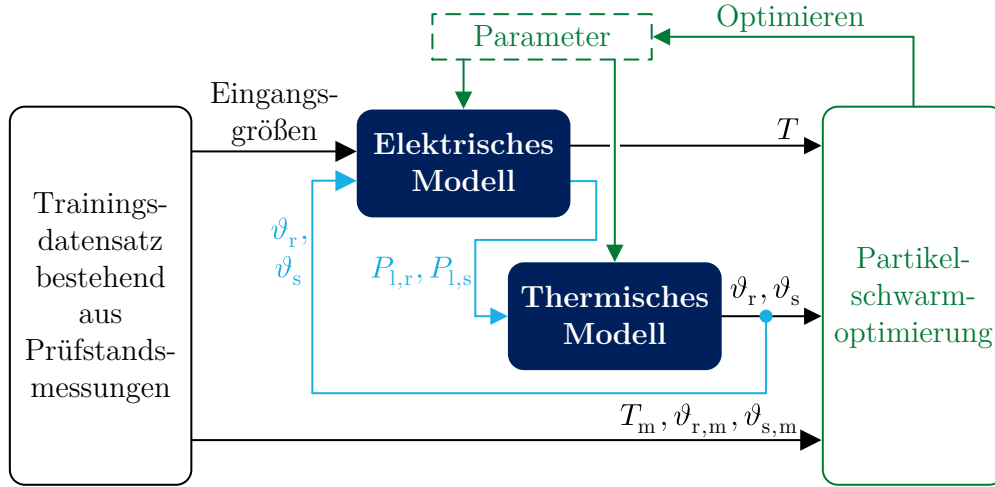


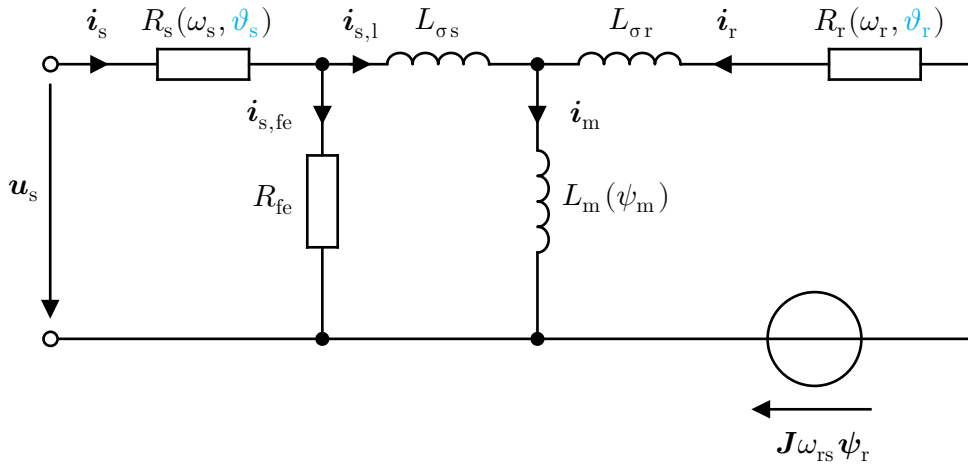
Abbildung 5.2: Offline-Identifikation des elektrisch-thermischen Modells: Die Parameter der Teilmodelle (dunkelblau) werden optimiert (grün), so dass die vom Modell geschätzten Größen bestmöglich mit den gemessenen übereinstimmen.

Im Rahmen eines datenbasierten Ansatzes gemäß Abbildung 5.2 bestimmt eine Offline-Identifikation alle unsicheren Modellparameter des elektrisch-thermischen Modells durch die Verwendung am Prüfstand aufgezeichneter Messdaten. Hierbei liegt das Ziel darin, ein Motormodell zu erhalten, das in beiden Domänen konsistent ist. Zusätzlich soll das Modell als Grundlage für alle drei Anforderungsaspekte elektrischer Antriebe dienen, das heißt zum Erreichen einer hohen Steuerungsgüte, einer effizienzoptimalen Betriebsstrategie und einer präzisen Zustandsüberwachung. Der am Prüfstand eingesetzte ASM verfügt über zahlreiche Temperatursensoren im Rotor und im Stator, so dass ein umfassender Identifikations- sowie Testdatensatz aufgezeichnet und eine geeignete Modellvalidierung dargestellt werden kann.

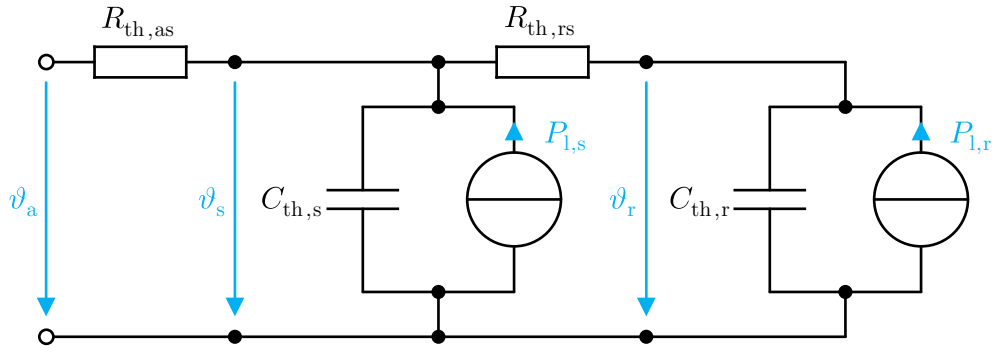
5.2 Elektrisch-thermischer Beobachter (ETB)

Das in Abschnitt 4.3 vorgestellte AKF berücksichtigt mehrere nichtlineare Motoreigenschaften, betrachtet allerdings keine thermischen Aspekte. In diesem Abschnitt sollen die thermischen Einflüsse auf das elektrische Verhalten und die thermische Modellbildung des ASM selbst adressiert werden. Das im AKF zugrundeliegende elektrische ESB enthält elektrische Widerstände des Stators und des Rotors, die tendenziell mit der entsprechenden Temperatur ansteigen. Das ESB lässt sich somit wie in Abbildung 5.3a dargestellt erweitern, um die thermischen Einflüsse auf das elektrische Verhalten zu berücksichtigen.

Bei der Modellierung sollen im Rotorwiderstand R_r und Statorwiderstand R_s weiterhin Skin-Effekte berücksichtigt werden, jedoch zusätzlich die thermischen Einflüsse. Hierbei wird eine multiplikative Kombination beider Einflüsse und eine lineare Abhängigkeit von der Stator- oder Rotortemperatur angenommen:



(a) Elektrisches ESB des ASM in statorfesten Koordinaten



(b) Thermisches LPTM des ASM, vergleichbare Struktur zu [132]

Abbildung 5.3: Elektrische und thermische Modellstruktur: Die zwischen den Teilmodellen übermittelten Größen sind hervorgehoben (hellblau) und auf die Angabe der Zeitabhängigkeit der Größen wird verzichtet.

$$R_r(\omega_r[k], \vartheta_r[k]) = R_{dc,r} \cdot [1 + h_r \cdot (\omega_r[k])^2] \cdot [1 + \alpha_r \cdot (\vartheta_r[k] - 20^\circ \text{C})], \quad (5.1)$$

$$R_s(\omega_s[k], \vartheta_s[k]) = R_{dc,s} \cdot [1 + h_s \cdot (\omega_s[k])^2] \cdot [1 + \alpha_s \cdot (\vartheta_s[k] - 20^\circ \text{C})]. \quad (5.2)$$

Für eine bessere Interpretation lassen sich erneut in gleicher Weise die auf die nominale Kreisfrequenz $\omega_{rs,N} = 2 \cdot \pi \cdot p \cdot n_N$ normalisierten Koeffizienten \tilde{h}_r und \tilde{h}_s gemäß Gleichung (4.12) nutzen. Die geschätzte Rotor- ω_r und Statorkreisfrequenz ω_s sind dabei analog zu Abschnitt 4.3 definiert als

$$\omega_r[k] = \frac{2 \cdot R_r \cdot T[k]}{3 \cdot p \cdot (\psi_r[k])^2}, \quad \omega_s[k] = \frac{2 \cdot R_r \cdot T[k]}{3 \cdot p \cdot (\psi_r[k])^2} + \omega_{rs,m}[k]. \quad (5.3)$$

Zur Vereinfachung der Darstellung wird an dieser Stelle und im weiteren Verlauf des Abschnitts die Abhängigkeit von den Schätzgrößen bei den elektrischen Widerständen nicht gekennzeichnet. Bei der Rotor- ϑ_r und Statortemperatur ϑ_s in den Gleichungen (5.1) und (5.2) handelt es sich um geschätzte Temperaturen aus einem thermischen Modell, das am Ende dieses Abschnitts vorgestellt wird. Prinzipiell

können die Temperaturkoeffizienten α als weitere Parameter aufgefasst werden, die sich im Rahmen einer Offline-Identifikation bestimmen lassen. Hingegen wird davon ausgegangen, dass die Werkstoffe des Rotorkäfigs und der Statorwicklung bekannt sind bzw. in guter Näherung als ideal angenommen werden können, so dass sich die zugehörigen α -Werte direkt aus der materialwissenschaftlichen Literatur nutzen lassen: Der in diesem Kapitel betrachtete ASM besitzt einen Käfig aus Aluminium, das heißt $\alpha_r = 0,0040 \text{ K}^{-1}$ [137], und eine Statorwicklung aus Kupfer, das heißt $\alpha_s = 0,00393 \text{ K}^{-1}$ [138]. Dieses Vorgehen vereinfacht die anschließende Offline-Identifikation und minimiert das Risiko, eine Parametrierung des Modells zu erhalten, die physikalisch nicht sinnvoll ist.

Im Allgemeinen lässt sich ebenfalls eine Beeinflussung der magnetischen Hauptinduktivität durch die ASM-Temperatur argumentieren: In [139] wird experimentell für einen ASM eine steigende Induktivität bei höherer Temperatur innerhalb des Motors gezeigt – zumindest im ungesättigten Bereich des magnetischen Blechpakets. In initialen (vom Autor dieser Arbeit durchgeführten) Untersuchungen für den gegebenen ASM wurde allerdings keine signifikante Steigerung der Modellperformanz bei Hinzunahme einer thermisch veränderlichen magnetischen Hauptinduktivität festgestellt und deshalb wird die Hauptinduktivität analog zu Abschnitt 4.2 modelliert, das heißt unabhängig von der ASM-Temperatur:

$$L_m(\psi_m[k]) = l_1 + \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{-l_3 \cdot (0 - l_4)}} - \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{-l_3 \cdot (\psi_m[k] - l_4)}} . \quad (5.4)$$

Die Kennzeichnung der Abhängigkeit von dem Hauptfluss $\psi_m[k]$ wird nachfolgend ebenfalls vernachlässigt.

Die Verlustleistung des ASM wird – wie in Abschnitt 4.7 – in eine elektrische und eine mechanische Komponente unterteilt:

$$P_l[k] = P_{l,el}[k] + P_{l,me}[k] . \quad (5.5)$$

Die elektrische Verlustleistungskomponente ergibt sich für das erweiterte ESB nach Abbildung 5.3a aus den Verlusten im Rotor- und Statorwiderstand sowie den Eisenverlusten als

$$P_{l,el}[k] = \frac{3}{2} \cdot R_r \cdot \|\mathbf{i}_r[k]\|^2 + \frac{3}{2} \cdot R_s \cdot \|\mathbf{i}_s[k]\|^2 + \frac{3}{2} \cdot R_{fe} \cdot \|\mathbf{i}_s[k] - \mathbf{i}_{s,l}[k]\|^2 . \quad (5.6)$$

mit den geschätzten Strömen

$$\mathbf{i}_r[k] = \frac{1}{L_m + L_{\sigma r}} \cdot (\psi_r[k] - L_m \cdot \mathbf{i}_{s,l}[k]), \quad (5.7)$$

$$\mathbf{i}_s[k] = \frac{R_{fe}}{R_s + R_{fe}} \cdot \mathbf{i}_{s,l}[k] + \frac{1}{R_s + R_{fe}} \cdot \bar{\mathbf{u}}_s[k-1] . \quad (5.8)$$

Hierbei wird weiterhin die geschätzte mittlere Statorspannung $\bar{\mathbf{u}}_s[k-1]$ vom EGU bereitgestellt und die Nachführung der veränderlichen Motorparameter erfolgt wie bisher in jeder PWM-Periode, das heißt im 10-kHz-Takt, basierend auf den ermittelten Zustandsschätzungen in der vorherigen PWM-Periode. An dieser Stelle ist zudem

erneut zu betonen, dass der Verlustleistungsansatz in (5.6) auf einem Grundwellenmodell basiert, so dass zwar einerseits systematische Modellierungsfehler auftreten können, allerdings andererseits die Modellkomplexität relativ gering ist – die resultierende Online-Implementierung hat somit einen niedrigen Rechenbedarf. Dennoch erzielt diese Verlustleistungsmodellierung wie in Abschnitt 4.7 gezeigt, tendenziell eine hohe Güte bei der Verlustleistungsschätzung.

Das mechanische Reibdrehmoment $T_{\text{TM,d}}$ wird weiterhin nicht modelliert, sondern im Voraus für verschiedene positive Drehzahlen gemessen – vergleichbar zu Abschnitt 4.4: Da für den (in diesem Kapitel) betrachteten Prüflingsmotor bei den verschiedenen Drehzahlen das Reibdrehmoment kaum variierte, wird das dabei durchschnittlich gemessene Drehmoment als Reibdrehmoment genutzt:

$$T_{\text{TM,d}} = -0,0254 \text{ Nm} . \quad (5.9)$$

An dieser Stelle sei zudem angemerkt, dass vorher der Offset $T_{\text{TS,off}}$ der Drehmomentmessung bestimmt wurde. Hierfür wurden bei ausgeschaltetem Prüflingsmotor eine niedrige positive sowie eine niedrige negative Drehzahl durch den Lastmotor eingeregelt und die gemessenen Drehmomente gemittelt:

$$T_{\text{TS,off}} = 0,0431 \text{ Nm} . \quad (5.10)$$

Aus dem Reibdrehmoment $T_{\text{TM,d}}$ und der gemessenen Drehzahl n_m lässt sich die mechanische Verlustleistung $P_{\text{l,me}}$, die in den Lagern des ASM auftritt, abschätzen:

$$P_{\text{l,me}}[k] = P_{\text{l,me}}(n_m[k]) = -2 \cdot \pi \cdot n_m[k] \cdot T_{\text{TM,d}} . \quad (5.11)$$

In der thermischen Modellbildung basierend auf dem LPTM in Abbildung 5.3b liegen zwei Verlustleistungen als Eingangsgrößen vor: Einerseits eine Verlustleistung $P_{\text{l,s}}$, die örtlich dem Stator zugeordnet werden kann, und andererseits eine Verlustleistung $P_{\text{l,r}}$, die dem Rotor zuzuordnen ist. Die elektrischen Verluste aufgrund des Rotor- R_r und Statorwiderstands R_s werden jeweils vollständig der Rotor- $P_{\text{l,r}}$ bzw. Statorverlustleistung $P_{\text{l,s}}$ zugerechnet. Demgegenüber sollen die Eisenverluste und die mechanischen Verluste anteilig dem Rotor und dem Stator subsumiert werden. Hierzu werden zwei relative Koeffizienten $r_{\text{l,fe}}$ und $r_{\text{l,me}}$ eingeführt, die jeweils den Anteil dieser Verlustleistungen angeben, der sich wie eine zusätzliche Wärmequelle im Stator verhält. Die verbleibenden Anteile der Verlustleistungen werden dem Rotor zugerechnet, wodurch insgesamt die Verlustleistungen des Stators $P_{\text{l,s}}$ und des Rotors $P_{\text{l,r}}$ an dieser Stelle resultieren als

$$P_{\text{l,s}}[k] = \frac{3}{2} \cdot R_s \cdot \|\mathbf{i}_s[k]\|^2 + \frac{3}{2} \cdot r_{\text{l,fe}} \cdot R_{\text{fe}} \cdot \|\mathbf{i}_s[k] - \mathbf{i}_{\text{s,l}}[k]\|^2 + r_{\text{l,me}} \cdot P_{\text{l,me}}[k], \quad (5.12)$$

$$P_{\text{l,r}}[k] = \frac{3}{2} \cdot R_r \cdot \|\mathbf{i}_r[k]\|^2 + \frac{3}{2} \cdot (1 - r_{\text{l,fe}}) \cdot R_{\text{fe}} \cdot \|\mathbf{i}_s[k] - \mathbf{i}_{\text{s,l}}[k]\|^2 + (1 - r_{\text{l,me}}) \cdot P_{\text{l,me}}[k] . \quad (5.13)$$

Mit dieser Modellierung ist somit eine Betrachtung von lediglich zwei Wärmequellen im ASM möglich.

Für das thermische Modell ist allgemein die durchschnittliche und nicht die momentane Verlustleistung relevant. Um hochfrequente Schwankungen in den momentanen Verlustleistungen $P_{l,r}$ und $P_{l,s}$ für das thermische Modell zu eliminieren, werden die jeweiligen Verlustleistungsgrößen mithilfe eines gleitenden Mittelwertfilters mit einer Fensterlänge von 100 Abtastschritten, das heißt über eine Zeitdauer von 10 ms, gefiltert. Die gefilterten Verlustleistungen werden als $P_{l,r,f}$ und $P_{l,s,f}$ bezeichnet. Aus elektromagnetischer Sicht bleiben alle weiteren Aspekte identisch zu dem AKF gemäß der Abschnitte 4.2 und 4.3: Bei der Schätzung des Rotorflusses ψ_r und der Statorströme $i_{s,l}$ werden die dynamischen Beziehungen in ein Kalman-Filter integriert. Außerdem werden die nichtlinearen Modellparameter in jeder PWM-Periode für die Schätzung in der nächsten PWM-Periode aktualisiert. Hierbei werden allerdings zusätzlich die geschätzten Temperaturen gemäß den Gleichungen (5.1) - (5.2) berücksichtigt.

Zur Schätzung der Temperaturen wird ein thermisches Modell des ASM benötigt. In [132] wird ein relativ simples thermisches Netzwerk für den ASM beschrieben, das allerdings das thermische Verhalten des ASM effektiv abbilden kann. Die Struktur dieses Modells ist in Abbildung 5.3b visualisiert und diese Struktur soll für die thermische Schätzung verwendet werden. Aus dieser Struktur lässt sich ein thermisches Modell in Zustandsraumdarstellung ableiten als

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \vartheta_s(t) \\ \vartheta_r(t) \end{bmatrix} = \mathbf{A}_{th,o} \cdot \begin{bmatrix} \vartheta_s(t) \\ \vartheta_r(t) \end{bmatrix} + \mathbf{B}_{th,o} \cdot \begin{bmatrix} \vartheta_a(t) \\ P_{l,s}(t) \\ P_{l,r}(t) \end{bmatrix}. \quad (5.14)$$

Darin treten entsprechende zeitinvariante Systemmatrizen auf:

$$\mathbf{A}_{th,o} = \begin{bmatrix} -C_{th,s}^{-1} \cdot (R_{th,as}^{-1} + R_{th,rs}^{-1}) & C_{th,s}^{-1} \cdot R_{th,rs}^{-1} \\ C_{th,r}^{-1} \cdot R_{th,rs}^{-1} & -C_{th,r}^{-1} \cdot R_{th,rs}^{-1} \end{bmatrix}, \quad (5.15)$$

$$\mathbf{B}_{th,o} = \begin{bmatrix} C_{th,s}^{-1} \cdot R_{th,as}^{-1} & C_{th,s}^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & C_{th,r}^{-1} \end{bmatrix}. \quad (5.16)$$

Die Modellparameter in dem thermischen ESB nach Abbildung 5.3b, das heißt die thermischen Widerstände $R_{th,as}$, $R_{th,rs}$ und die Wärmekapazitäten $C_{th,s}$, $C_{th,r}$, werden als konstant bzw. unabhängig von den Systemzuständen angenommen. Diese Parameter sollen ebenfalls offline identifiziert werden. Das thermische Modell wird analog zum elektrischen Modell basierend auf [116] diskretisiert: Hierbei wird angenommen, dass die Umgebungstemperatur ϑ_a und die Verlustleistungen $P_{l,r}$, $P_{l,s}$ während der Abtastzeit $T_{th,s} = 0,5$ s konstant gehalten werden, wie dies bei einer idealen Abtast-Halte-Schaltung der Fall wäre – dafür werden die gefilterten Verlustleistungen $P_{l,r,f}$, $P_{l,s,f}$ verwendet:

$$\begin{bmatrix} \vartheta_s[k] \\ \vartheta_r[k] \end{bmatrix} = \mathbf{A}_{th} \cdot \begin{bmatrix} \vartheta_s[k-1] \\ \vartheta_r[k-1] \end{bmatrix} + \mathbf{B}_{th} \cdot \begin{bmatrix} \vartheta_a[k-1] \\ P_{l,s,f}[k-1] \\ P_{l,r,f}[k-1] \end{bmatrix}. \quad (5.17)$$

Für die darin auftretenden diskreten Systemmatrizen gilt

$$\mathbf{A}_{\text{th}} = e^{\mathbf{A}_{\text{th,o}} \cdot T_{\text{th,s}}}, \quad \mathbf{B}_{\text{th}} = \mathbf{A}_{\text{th,o}}^{-1} \cdot (e^{\mathbf{A}_{\text{th,o}} \cdot T_{\text{th,s}}} - \mathbf{I}_4) \cdot \mathbf{B}_{\text{o}}. \quad (5.18)$$

Hierbei wird eine größere Abtastzeit $T_{\text{th,s}} = 0,5$ s als bei dem elektrischen Modell gewählt, da die thermischen Vorgänge im Vergleich zu den elektromagnetischen deutlich größere Zeitkonstanten aufweisen. Dadurch lässt sich der Rechenaufwand bei der Offline-Parameteridentifikation und bei der Online-Implementierung verringern. Dementsprechend werden die geschätzten Temperaturen ϑ_r , ϑ_s einmal pro Abtastzeit $T_{\text{th,s}}$ durch das thermische Modell aktualisiert und in der Zwischenzeit innerhalb des elektrischen Modells als konstant betrachtet.

Während die Schätzung der Zustandsgrößen im elektrischen Teilmodell weiterhin in ein Kalman-Filter analog zu Abschnitt 4.3 integriert ist, wird die Schätzung der Temperaturen im offenen Regelkreis durchgeführt. Das heißt, es erfolgt keine Rückführung gemessener Rotor- oder Statortemperaturen und es werden unmittelbar die Gleichungen (5.17) - (5.18) in jedem Abtastzeitpunkt (alle 0,5 s) zur Berechnung der Schätzwerte verwendet. Hierbei wird die gemessene Umgebungstemperatur $\vartheta_{\text{a,m}}[k]$ verwendet, also $\vartheta_{\text{a}}[k] = \vartheta_{\text{a,m}}[k]$. In der praktischen Anwendung ließen sich gegebenenfalls mit verfügbaren Sensoren im Motor komplexere geschlossene Beobachterstrukturen für das thermische Modell nutzen und dadurch das Risiko hoher Schätzabweichungen reduzieren. Zur allgemeingültigen Darstellung wird an dieser Stelle jedoch von keinen verfügbaren thermischen Sensoren innerhalb des ASM während des Online-Betriebs ausgegangen.

Die beiden beschriebenen Teilmodelle bilden zusammen den elektrisch-thermischen Beobachter (ETB), der folgende Modellparameter aufweist:

- l_1, l_2, l_3, l_4 gemäß Gleichung (5.4),
- $R_{\text{dc,r}}, \tilde{h}_r, R_{\text{dc,s}}, \tilde{h}_s$ gemäß Gleichungen (5.1) und (5.2),
- $L_{\sigma r}, L_{\sigma s}, R_{\text{fe}}$ gemäß Abbildung 5.3a,
- m_1, m_2 , das heißt die Diagonalelemente der Diagonalmatrix \mathbf{M} des Kalman-Filters gemäß Gleichung (4.38),
- $r_{\text{l,fe}}, r_{\text{l,me}}$ gemäß Gleichungen (5.12) - (5.13),
- $R_{\text{th,as}}, R_{\text{th,rs}}, C_{\text{th,s}}, C_{\text{th,r}}$ gemäß Abbildung 5.3b.

Diese 19 Parameter werden durch den Parametervektor \mathbf{p}_{ETB} repräsentiert und auf Grundlage umfangreicher am Prüfstand aufgenommener Messdaten in einer gemeinsamen PSO optimal identifiziert.

5.3 Datensatz für die Identifikation und die Validierung

Der Prüfstand zur Aufnahme der Messdaten in den vorherigen Kapiteln wurde für diese Betrachtung modifiziert. Dabei wurden folgende Komponenten ausgetauscht:

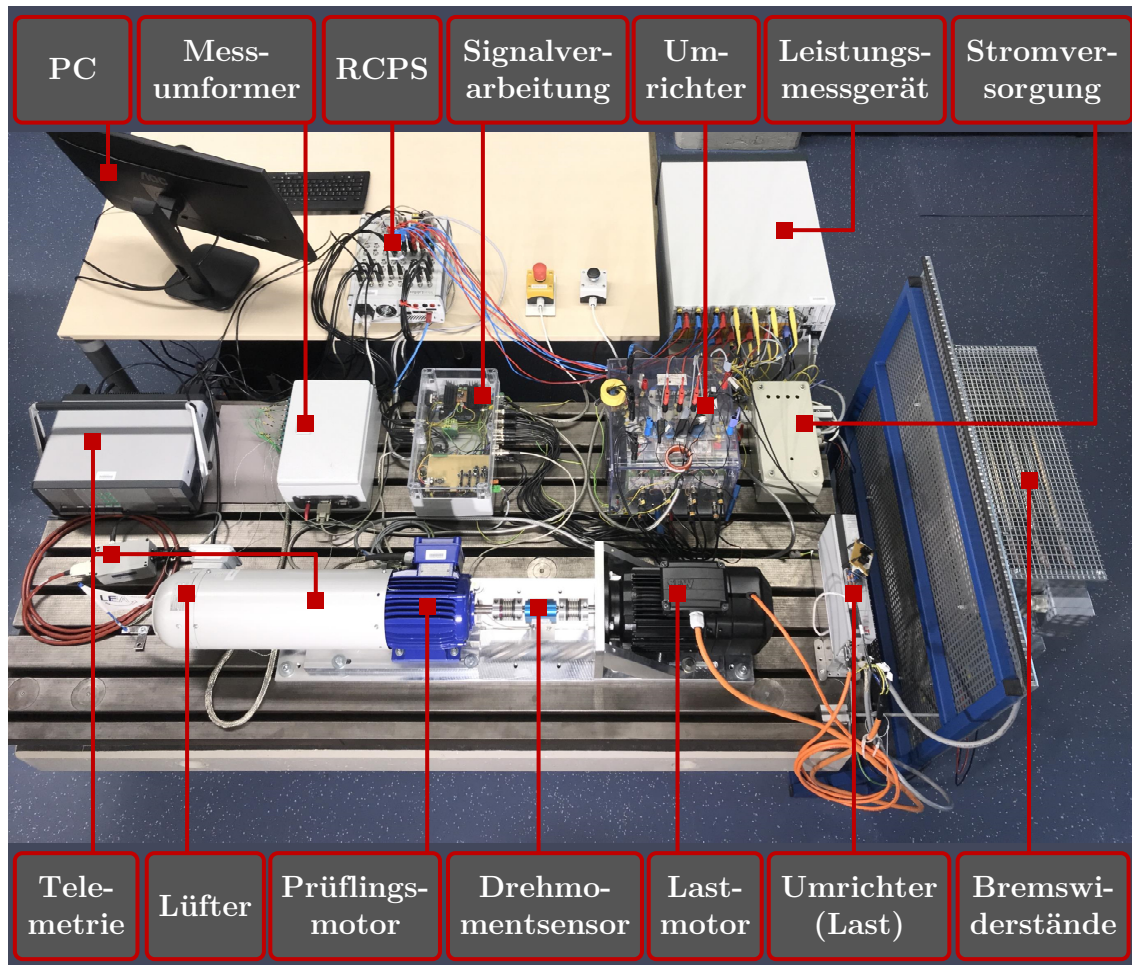


Abbildung 5.4: Übersichtsfoto des elektrisch-thermischen Prüfstands mit der Beschriftung wichtiger Komponenten

der Lastmotor, der Prüflingsmotor, der Drehmomentsensor und die Metallbalkkupplungen. Die Produktbezeichnungen der hier verwendeten Komponenten sind Tabelle 5.1 zu entnehmen und die Nennwerte des neuen Prüflingsmotors Tabelle 5.2 – die nominalen Werte des Lastmotors sind im Anhang A.3 dargestellt. Die Umrichter für den Prüflings- und Lastmotor sowie das RCPS sind identisch zum vorherigen Kapitel. Zur Veranschaulichung ist ein Foto des aktualisierten Prüfstandsbaus mit einer Beschriftung der Hauptkomponenten in Abbildung 5.4 dargestellt.

Bei dem Prüflingsmotor handelt es sich prinzipiell um einen standardmäßigen industriellen ASM, der mit einer (in Stern geschalteten) verteilten Wicklung, einem Drehgeber, einer Hohlwelle und einem Fremdlüfter ausgeführt ist. Der Fremdlüfter wird kontinuierlich vom Netz gespeist und weist somit eine konstante Drehzahl bzw. eine konstante Leistung auf. Dadurch ergibt sich ein gleichmäßiger Luftstrom über den Prüflingsmotor. Das Besondere an diesem ASM ist, dass zahlreiche Thermoelemente (Typ K, Klasse 1) im Stator und Rotor eingebracht sind. Die Signale der Thermoelemente vom ortsfesten Stator werden mithilfe geeigneter Temperatur-

Tabelle 5.1: Relevante Komponenten und Messgeräte am Prüfstand

Komponente	Hersteller	Produktbezeichnung
Prüflingsmotor (ASM)	EMB	Individuelle Anfertigung
Lastmotor (ASM)	SEW	DRL90L4/FL/TF/ES7S/PK
Metallbalgkupplungen	R+W	BKH-15-66
Telemetriesystem (Rotor)	Datatel Telemetry	8-Kanal-Telemetrie-System
Messumformer (Stator)	Schuhmann	MU 1.00 S
Drehmomentmesswelle	Interfaceforce	IFFT2-20NM-B

Tabelle 5.2: Eigenschaften des Prüflingsmotors nach Datenblattangaben [16]

Größe	Bezeichnung	Wert
T_N	Nenndrehmoment	10,21 Nm
I_N	Nennwert des Phasenstroms (in Sternschaltung)	3,27 A
$P_{me,N}$	Mechanische Nennleistung	1,5 kW
n_N	Nenndrehzahl	1404 min ⁻¹
p	Polpaarzahl	2
$U_{dc,N}$	Nennwert der Zwischenkreisspannung	563,38 V

Messumformer ausgewertet und die Signale der Thermoelemente vom Rotor werden mithilfe eines Telemetriesystems kontaktlos übertragen sowie aufbereitet – vergleiche verwendete Messhardware gemäß Tabelle 5.1. Der Sender des Telemetriesystems wird dabei auf der Hohlwelle des ASM montiert und dessen Empfänger befindet sich dahinter, so dass eine verlängerte Lüfterhaube (hellgraue Komponente in Abbildung 5.4) benötigt wird.

In Abbildung 5.5 sind die für die elektrisch-thermische Modellierung relevanten Thermoelemente im ASM und deren axiale Positionen qualitativ visualisiert – deren exakte Positionen und die geometrischen Abmessungen des Motors sind den technischen Zeichnungen im Anhang A.3 zu entnehmen: Im Rotor befindet sich je ein Thermoelement in den Endringen des Kurzschlusskäfigs (R_4 , R_5) und eins in der axialen Mitte des Rotorblechpakets nahe den Rotorstäben (R_1). In der axialen Mitte des Stators sind sechs Thermoelemente vorhanden, vier in der Mitte von Nuten (S_1 - S_4), eins an der Innenseite einer Nut (zum Rotor, S_7) und eins an der Außenseite einer Nut (zum Gehäuse, S_6). Zusätzlich befinden sich zwei Thermoelemente in Richtung der Wickelköpfe in der Mitte von zwei Nuten (S_8 , S_9) und zwei innerhalb der beiden Wickelköpfe selbst (S_{10} , S_{11}). Außerdem sind zwei Thermoelemente (S_{16} , S_{17}) so im Luftstrom fixiert, dass diese die Temperatur des Luftstroms vor dem Erreichen des Motorgehäuses messen können – vergleiche Anhang A.3.

Aus den mit den Thermoelementen S_l sowie R_l gemessenen Temperaturen $\vartheta_{S,l,m}$ bzw. $\vartheta_{R,l,m}$ wird die modelltechnische Temperatur in der Statorwicklung $\vartheta_{s,m}$, in dem Kurzschlusskäfig $\vartheta_{r,m}$ und in der Umgebungsluft $\vartheta_{a,m}$ jeweils als gewichteter Mittelwert ermittelt, um die Positionen der Thermoelemente geeignet zu berücksichtigen:

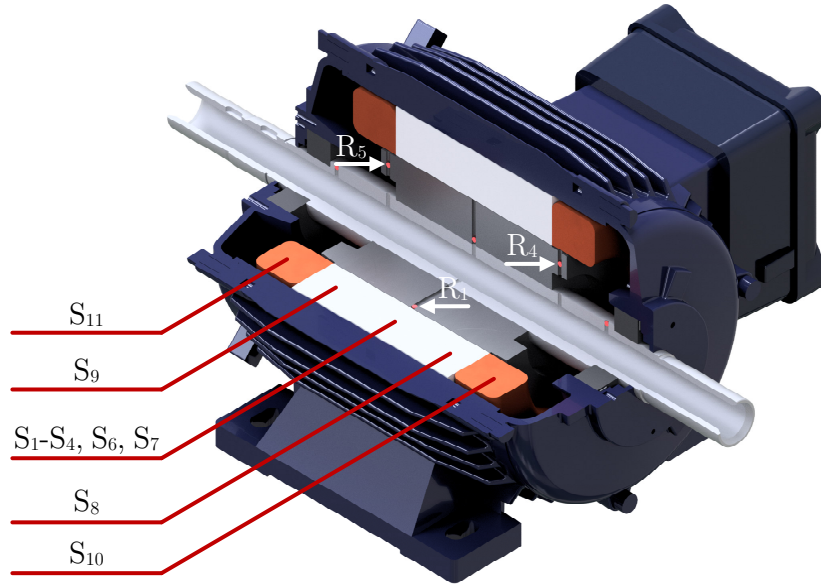


Abbildung 5.5: Position der relevanten Thermoelemente im Prüflingsmotor – erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]: Der ASM ist vereinfacht mit dem Statorblechpaket (hellgrau), der Wicklung (orange) und dem Rotor inklusive Kurzschlusskäfig (dunkelgrau) dargestellt. Die Thermoelemente im Rotor und die axialen Positionen der Thermoelemente im Stator sind hervorgehoben (rot).

$$\vartheta_{s,m} = \frac{1}{72} \cdot \sum_{l=1}^4 \vartheta_{S,l,m} + \frac{1}{18} \cdot \sum_{l=6}^7 \vartheta_{S,l,m} + \frac{1}{6} \cdot \sum_{l=8}^9 \vartheta_{S,l,m} + \frac{1}{4} \cdot \sum_{l=10}^{11} \vartheta_{S,l,m}, \quad (5.19)$$

$$\vartheta_{r,m} = \frac{1}{3} \cdot (\vartheta_{R,1,m} + \vartheta_{R,4,m} + \vartheta_{R,5,m}), \quad (5.20)$$

$$\vartheta_{a,m} = \frac{1}{2} \cdot (\vartheta_{S,16,m} + \vartheta_{S,17,m}). \quad (5.21)$$

Anzumerken ist, dass diese Gewichtung der einzelnen Thermoelemente im Rahmen einer betreuten Masterarbeit [140] gemeinsam mit dem Masteranden festgelegt wurde.

Der verwendete Drehmomentsensor weist eine hohe absolute Genauigkeit von 0,02 Nm auf, wodurch eine präzise Drehmomentmessung ermöglicht wird. Da das Gesamtsystem aus beiden Motoren weiterhin mechanische Schwingungen aufweist, wird das gemessene Drehmoment mit dem diskretisierten Tiefpassfilter erster Ordnung

$$G_{lp}(z) = \frac{2 \cdot \pi \cdot f_{lp}}{(f_s + 2 \cdot \pi \cdot f_{lp}) - f_s \cdot z^{-1}} = \frac{T_{TS,m,lp}(z)}{T_{TS,m}(z)}, \quad (5.22)$$

mit einer geringen Grenzfrequenz $f_{lp} = 5$ Hz gefiltert. Dieses gefilterte Drehmoment $T_{TS,m,lp}$ wird um das Reibdrehmoment $T_{TM,d}$ und den Offset $T_{TS,off}$ korrigiert, wodurch das elektromagnetische Drehmoment im Luftspalt des ASM vorliegt:

$$T_{m,lp}[k] = T_{TS,m,lp}[k] - T_{TS,off} - T_{TM,d} = T_{TS,m,lp}[k] - 0,0177 \text{ Nm}. \quad (5.23)$$

Tabelle 5.3: Mit Standardtestverfahren identifizierte Parameter des Prüflingsmotors

Parameter	L_m in H	$L_{\sigma r}$ in H	$L_{\sigma s}$ in H	R_r in Ω	R_s in Ω
Wert	0,3297	0,0702	0,0702	5,6693	3,9180

Zunächst werden erneut am Prüfstand Standardtestverfahren [20] durchgeführt und mit den dabei erhaltenen Messergebnissen Näherungswerte für die Motorparameter bestimmt. Diese approximierten Motorparameter sind in Tabelle 5.3 aufgeführt und werden verwendet, um die Regler der standardmäßigen FOR (gemäß Abschnitt 2.2) auszulegen und den in der FOR verwendeten Basis-Strommodell-Beobachter zu parametrieren. In der FOR wird zusätzlich weiterhin das Greybox-Umrichterkompensationsverfahren gemäß Abschnitt 3.4 verwendet. Die FOR wird im Anschluss mit der PWM-Schaltfrequenz $f_s = 10$ kHz auf dem RCPS ausgeführt.

Bei der Aufnahme der Messdaten für den Identifikationsprozess wird wie folgt vorgegangen: Für unterschiedliche konstante Solldrehzahlen n^* , die vom Lastmotor eingeregelt werden, schaltet eine innere FOR-Stromregelung unter Verwendung des Basis-Strommodell-Beobachters verschiedene Betriebspunkte am Prüflingsmotor auf. Hierfür sind verschiedene Betriebspunkte im $n^*-i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Raum auszuwählen.

Zum einen wird bei verschiedenen Solldrehzahlen, nämlich $\{250, 750, 1250, 1750, 2250, 2750\} \text{ min}^{-1}$, die $i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Stromebene in äquidistante Abschnitte unterteilt. Alle dabei gerasterten Betriebspunkte, die die Strom- und Spannungsgrenzen erfüllen, werden für jeweils kurze Zeitintervalle am Prüfstand aufgeschaltet und im stationären Zustand für 5000 Abtastschritte mit 10 kHz aufgezeichnet, das heißt für 0,5 s. Diese Datenpunkte bilden den ersten Datensatz, der als \mathcal{D}_4 bezeichnet wird. Dabei werden insgesamt 481 Betriebspunkte messtechnisch erfasst, die im Anhang A.4 visualisiert sind. Durch das sukzessive relativ kurze Aufschalten der einzelnen Betriebspunkte bleibt die Rotor- und Statortemperatur in einem niedrigen Temperaturbereich von $[24^\circ\text{C}; 42^\circ\text{C}]$. Der Datensatz \mathcal{D}_4 bildet dementsprechend das elektromagnetische Verhalten bei annähernd Raumtemperatur und lediglich kurzzeitiger Belastung ab. Die Zielsetzung bei diesem Datensatz liegt darin, die Temperaturen bei der Offline-Identifikation vorzugeben und lediglich die elektromagnetischen Schätzungen im Kostenfunktional zu berücksichtigen.

Zum anderen wurde in einer (vom Autor dieser Arbeit) betreuten Abschlussarbeit [140] ein Sampling-Algorithmus [141] erweitert, mit dem Betriebspunkte im $n^*-i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Raum zufällig ausgewählt werden können und mit dem sich eine möglichst gleichmäßige Verteilungsdichte der ausgewählten Betriebspunkte im gesamten Betriebsbereich erreichen lässt. Hiermit werden Betriebspunkte zufällig ausgewählt und am Prüfstand so lange aufgeschaltet, bis entweder ein thermischer stationärer Zustand erreicht oder eine maximale Motortemperatur überschritten wird. Die maximal akzeptierte Motortemperatur wird aufgrund eines verwendeten Zweikomponentenklebers zur Fixierung der Thermoelemente bei ungefähr 90°C festgelegt. Bei einigen wenigen Betriebspunkten sind Sensorfehler oder Störungen bei der Messung aufgetreten, so dass diese Betriebspunkte nicht berücksichtigt werden können. Alle

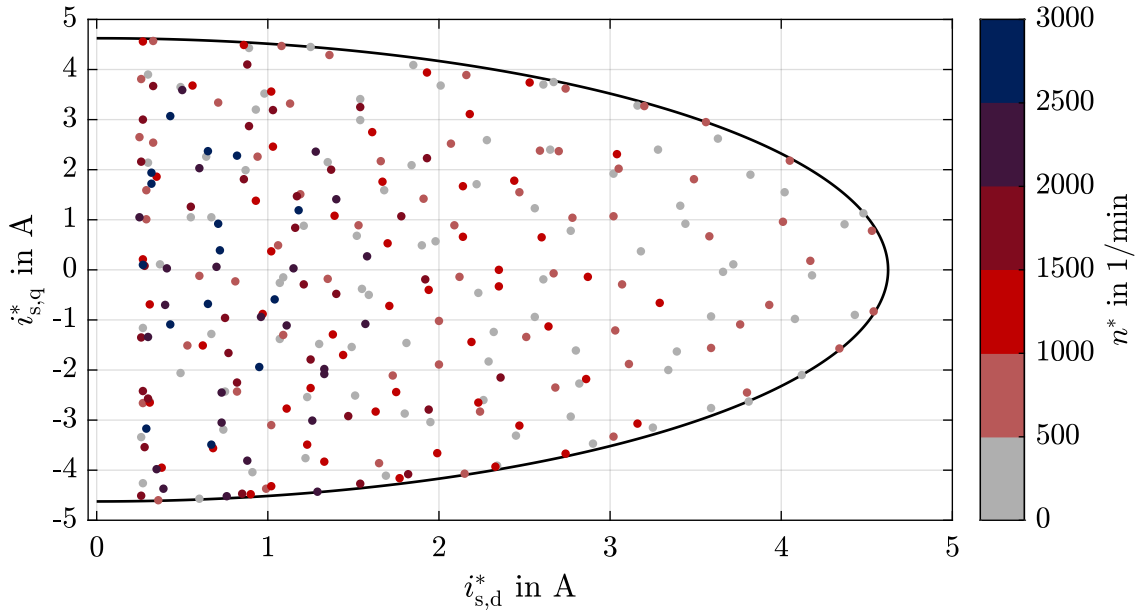


Abbildung 5.6: Betriebspunkte des elektrisch-thermischen Datensatzes \mathcal{D}_5

anderen Betriebspunkte werden als zweiter Datensatz \mathcal{D}_5 zusammengefasst, dessen Betriebspunkte in Abbildung 5.6 visualisiert sind. Die Messdauer der im zweiten Datensatz \mathcal{D}_5 enthaltenen Betriebspunkte umfasst insgesamt ungefähr 262 Stunden und hierbei werden die Betriebspunkte jeweils im Durchschnitt für 56,6 min (Minimum: 9,5 min; Maximum: 248,3 min; Standardabweichung: 22,8 min) aufgeschaltet. Bei den Messungen werden alle Temperaturen mit einer Abtastfrequenz von 2 Hz aufgenommen. Die elektrischen Größen werden jeweils alle 10 s für 5000 PWM-Perioden mit der Schaltfrequenz von 10 kHz gespeichert, das heißt für ein Zeitintervall von 0,5 s. Dabei erfolgen am Prüfstand die Aufnahme der einzelnen Messsequenzen mit dem RCPS und die Betriebspunktwechsel automatisiert.

Zur Simulation des elektrisch-thermischen Beobachters im Rahmen des Offline-Identifikationsprozesses und der anschließenden Evaluierung werden bei beiden Datensätzen \mathcal{D}_4 , \mathcal{D}_5 die folgenden Größen direkt aufgenommen oder (wie zuvor erläutert) aus den gemessenen Sensorgrößen bestimmt:

$$\mathbf{d}_{\text{abc}}[k], \mathbf{i}_{\text{s,abc,m}}[k], u_{\text{dc,m}}[k], \omega_{\text{rs,m}}[k], T_{\text{m,lp}}[k], \vartheta_{\text{s,m}}[k], \vartheta_{\text{r,m}}[k], \vartheta_{\text{a,m}}[k]. \quad (5.24)$$

Der Datensatz \mathcal{D}_5 wurde separat in [10], [11] veröffentlicht, wobei $T_{\text{TS,m,lp}}[k]$ anstelle von $T_{\text{m,lp}}[k]$ einbezogen wurde und jeweils lediglich 200 (anstatt der aufgenommenen 5000) PWM-Perioden bei den elektrischen Daten berücksichtigt wurden, um die Größe des Datensatzes überschaubar zu halten. Dieser veröffentlichte Datensatz [10], [11] enthält simultan mit einem Leistungsmessgerät aufgenommene Größen, die in dieser Arbeit allerdings nicht verwendet werden.

5.4 Offline-Identifikation des ETB

Im Offline-Identifikationsprozess wird weiterhin eine PSO eingesetzt – vergleiche Abbildung 5.2. Hierbei besteht die Zielsetzung darin, durch Veränderung des Parametervektors \mathbf{p}_{ETB} das folgende Kostenfunktional zu minimieren:

$$\begin{aligned}
 J_{\text{ETB},\text{tr}} = & \sum_{k \in \mathcal{D}_{4,\text{tr},\text{el}}} 2 \cdot \frac{w_{4,\text{el}}[k]}{T_{\text{N}}^2} \cdot \left(\bar{T}[\mathbf{p}_{\text{ETB}}, k] - \bar{T}_{\text{m},\text{lp}}[k] \right)^2 \\
 & + \sum_{k \in \mathcal{D}_{5,\text{tr},\text{el}}} 2 \cdot \frac{w_{5,\text{el}}[k]}{T_{\text{N}}^2} \cdot \left(\bar{T}[\mathbf{p}_{\text{ETB}}, k] - \bar{T}_{\text{m},\text{lp}}[k] \right)^2 \\
 & + \sum_{k \in \mathcal{D}_{5,\text{tr},\text{th}}} \frac{w_{5,\text{th}}[k]}{\vartheta_{\text{N}}^2} \cdot \left[(\vartheta_{\text{s}}[\mathbf{p}_{\text{ETB}}, k] - \vartheta_{\text{s},\text{m}}[k])^2 + (\vartheta_{\text{r}}[\mathbf{p}_{\text{ETB}}, k] - \vartheta_{\text{r},\text{m}}[k])^2 \right]. \quad (5.25)
 \end{aligned}$$

Dabei werden die Schätzfehler auf die Referenztemperatur $\vartheta_{\text{N}} = 120$ K und das Nenndrehmoment T_{N} gemäß Tabelle 5.2 normiert. Außerdem werden Gewichtungsfaktoren $w_{4,\text{el}}$, $w_{5,\text{el}}$ und $w_{5,\text{th}}$ eingeführt. Die geschätzten und gemessenen Drehmomente werden zusätzlich mit einem gleitenden Mittelwertfilter gefiltert – Mittelwertbildung über die jeweils letzten 100 Abtastschritte –, um kleinere Schwankungen bei der Identifikation vernachlässigen zu können. An dieser Stelle wird das vom ETB geschätzte Drehmoment nicht vorher mit dem Tiefpass gemäß Gleichung (5.22) gefiltert, da ansonsten (zum Erreichen eines stationären Verhaltens) deutlich längere Simulationszeiten erforderlich wären. Diese Mittelwertfilterung wird durch einen Querstrich über dem entsprechendem Drehmoment repräsentiert. Prinzipiell wird das Drehmoment für jeden Betriebspunkt des ersten Datensatzes \mathcal{D}_4 für 50 PWM-Perioden im stationären Zustand ausgewertet. Dementsprechend wird hierbei die Drehmomentschätzung für insgesamt $N_{4,\text{tr},\text{el}} = |\mathcal{D}_{4,\text{tr},\text{el}}| = 24\,050$ Datenpunkte evaluiert. Hierbei werden die gemessenen Temperaturen $\vartheta_{\text{r},\text{m}}$, $\vartheta_{\text{s},\text{m}}$ im elektrischen Teilmodell vorgegeben und keine geschätzten Temperaturen verwendet. Die elektrischen Gewichtungsfaktoren $w_{4,\text{el}}$ werden konstant zu $= 1/N_{4,\text{tr},\text{el}}$ gewählt. Das heißt, die Gewichtungsfaktoren $w_{4,\text{el}}$ summieren sich gemeinsam zu eins auf, wodurch jeder Betriebspunkt in \mathcal{D}_4 identisch gewichtet wird.

Betriebspunkte des zweiten Datensatzes \mathcal{D}_5 mit einer Drehzahl kleiner als 300 min^{-1} sollen im Identifikationsprozess nicht berücksichtigt werden, da diese tendenziell längere Konvergenzzeiten des ETB und dementsprechend längere Simulationszeiten erfordern würden – vergleiche Erläuterungen im nächsten Absatz und im Anhang A.5. Von den verbleibenden Betriebspunkten werden zufällig 45 Betriebspunkte als weiterer Datensatz $\mathcal{D}_{5,\text{tr}}$ für den Identifikationsprozess ausgewählt. Diese Betriebspunkte umfassen eine Messdauer am Prüfstand von ungefähr 41,5 Stunden. Für diesen Datensatz werden bei der Offline-Identifikation sowohl die geschätzten Temperaturen ϑ_{r} , ϑ_{s} alle 0,5 s als auch das geschätzte gefilterte Drehmoment \bar{T} alle 10 s im stationären Zustand für 50 PWM-Perioden evaluiert. Zum Erreichen des stationären Zustands im elektrischen Teilmodell wird jeweils vor Auswertung der Schätzung dieses Teilmodell für 600 PWM-Perioden simuliert – nähere Details hierzu werden am Ende des Abschnitts adressiert. Dadurch

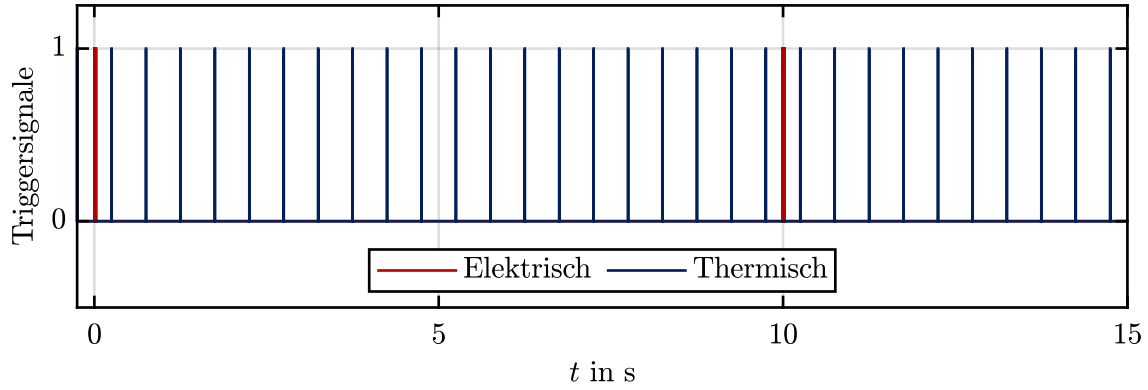


Abbildung 5.7: Triggersignale des elektrischen und thermischen Teilmodells während der Simulationen im Offline-Parameteridentifikationsprozess

resultieren insgesamt $N_{5,\text{tr,th}} = |\mathcal{D}_{5,\text{tr,th}}| = 299\,140$ und $N_{5,\text{tr,el}} = |\mathcal{D}_{5,\text{tr,el}}| = 750\,100$ auszuwertende Datenpunkte. Die thermischen Gewichtungsfaktoren $w_{5,\text{th}}$ werden so gewählt, dass einerseits jeder Betriebspunkt aus dem Datensatz $\mathcal{D}_{5,\text{tr,th}}$ gleich gewichtet wird, unabhängig davon, wie lange dieser bei den Messungen aufgeschaltet wurde. Andererseits soll die Summe aller thermischen Gewichte $w_{5,\text{th}}$ eins ergeben. Die elektrischen Gewichte $w_{5,\text{el}}$ des zweiten Datensatzes für die Identifikation $\mathcal{D}_{5,\text{tr}}$ werden analog so festgelegt, dass alle Betriebspunkte die gleiche Gewichtung erhalten und alle diese Gewichte $w_{5,\text{el}}$ sich zu eins aufsummieren. Bei diesen Simulationen zur Evaluation eines Parametersatzes \mathbf{p}_{ETB} werden jeweils zu Beginn eines Betriebspunkts die Temperaturen im ETB mit den gemessenen Temperaturen initialisiert, weil das ETB einen offenen thermischen Beobachterkreis aufweist.

Es ist an dem Kostenfunktional (5.25) zu erkennen, dass die Abweichungen hinsichtlich der Drehmomentschätzung höher gewichtet werden als die thermischen Schätzfehler. Der Grund dafür liegt darin, dass das Hauptziel bei der Parameteridentifikation eine präzise Drehmomentschätzung im gesamten Betriebsbereich des elektrischen Antriebs darstellt. Allgemein benötigt das AKF und dementsprechend auch das ETB für kleinere Drehzahlen unter sonst gleichen Bedingungen eine längere Zeit bis zum Erreichen eines stationären Zustands – exemplarisch wird dies im Anhang A.5 für den gegebenen ASM präsentiert. Dementsprechend müsste für kleinere Drehzahlen eine deutlich längere Zeit bei der Offline-Identifikation das elektrische Teilmodell simuliert werden, bevor die eigentliche elektromagnetische Schätzgröße, das heißt das Drehmoment T , unter stationären Bedingungen evaluiert werden könnte. Insbesondere müsste dies bei jedem Simulieren des elektrischen Teilmodells, also alle 10 s der realen Messzeit, wiederholt passieren. In Kombination mit der Tatsache, dass relativ lange Messdauern pro Betriebspunkt für das Abbilden der thermischen Vorgänge verwendet werden müssen, würde dies den benötigten Rechen- und Zeitbedarf für die Identifikation signifikant erhöhen. Aus diesem Grund sind die Betriebspunkte mit niedriger Drehzahl nicht Teil des Identifikationsdatensatzes $\mathcal{D}_{5,\text{tr}}$. Ebenfalls zur Verringerung des Simulationsaufwands bei der Identifikation wird das elektrische Modell nicht kontinuierlich in 100- μs -Intervallen evaluiert, sondern nur

Tabelle 5.4: Parameterbereiche (PB) und mit der PSO identifizierte Parameter x_{opt} : Die Parameter α_s , α_r werden vorgegeben und nicht in der PSO identifiziert.

x	l_1 in H	l_2 in H	$l_3 \cdot \text{Vs}$	l_4/Vs	$L_{\sigma r}$ in H	$L_{\sigma s}$ in H	R_{fe} in Ω
PB	[0,1; 0,6]	[0,01; 0,5]	[0; 100]	[0; 5]	[0,001; 0,05]	[0; 0,05]	[50; 3000]
ETB	0,5086	0,0954	7,2460	1,0667	0,0227	0,0102	2172,3
AKF	0,3857	0,1342	15,6888	1,0645	0,0132	0,0163	2154,4
x	$R_{dc,r}$ in Ω	$R_{dc,s}$ in Ω	\tilde{h}_r	\tilde{h}_s	m_1 in A^2	m_2 in $(\text{Vs})^2$	$\alpha_s \cdot 100 \text{ K}$
PB	[0,8; 5]	[0,8; 5]	[0; 2,5]	[0; 2,5]	[0,001; 10]	[0; 0,05]	–
ETB	3,6938	4,1321	0,1682	0,0952	9,8022	0,0442	0,3930
AKF	3,7402	4,6050	0,8067	0,1546	9,9755	0,0362	–
x	$R_{th,as}$ in $\frac{\text{K}}{\text{W}}$	$R_{th,rs}$ in $\frac{\text{K}}{\text{W}}$	$r_{l,fe}$	$r_{l,me}$	$C_{th,s}$ in $\frac{\text{kJ}}{\text{K}}$	$C_{th,r}$ in $\frac{\text{kJ}}{\text{K}}$	$\alpha_r \cdot 100 \text{ K}$
PB	[0; 5]	[0; 5]	[0; 1]	[0; 1]	[0,01; 50]	[0,01; 50]	–
ETB	0,1431	0,2396	0,8889	0,0000	2,3347	2,0062	0,4000

alle 10 Sekunden für 50 PWM-Perioden und eine gewisse Anzahl an zusätzlichen PWM-Perioden, bis zu der jeweils ein stationärer Zustand vorliegt. Infolgedessen werden auch die geschätzten Verluste im thermischen Modell nur alle 10 s aktualisiert. Allerdings sind aufgrund der vergleichsweise langsamen thermischen Dynamiken dadurch tendenziell keine signifikanten Schätzfehler zu erwarten. Die zugehörigen Triggersignale des elektrischen und thermischen Teilmodells während der Simulationen im Identifikationsprozess sind in Abbildung 5.7 visualisiert.

Für jede vorgeschlagene Parameterkombination \mathbf{p}_{ETB} während der Offline-Parameteridentifikation werden neben der Evaluation der resultierenden Performanz der Schätzung zwei zusätzliche Tests durchgeführt. Im ersten Test wird geprüft, ob sich mit diesen Parametern im Kalman-Filter ein stationärer elektrischer Zustand innerhalb einer definierten maximalen Anzahl an PWM-Perioden einstellt – diese maximale Anzahl wird zu 600 PWM-Perioden festgelegt. Dadurch bedingt muss durch die Konfiguration der Modellrauschmatrix \mathbf{M} des Kalman-Filters ein relativ schnelles Einschwingverhalten gewährleistet werden. Im zweiten Test wird mit einem Simulationsmodell bestehend aus ASM und einer FOR das resultierende dynamische Verhalten kontrolliert. Hierbei wird untersucht, ob die durch die PSO ausgewählte Parametrierung \mathbf{p}_{ETB} in Kombination mit den weiteren Regelungsbestandteilen im hochdynamischen Betrieb der FOR-Stromregelung, das heißt bei stark variierendem Sollstrom, zu einer geeigneten und stabilen inneren Stromregelung führt. Das verwendete ASM-Modell ist dabei identisch zu der jeweils ausgewählten Parametrierung \mathbf{p}_{ETB} der PSO. Sofern eine dieser beiden zusätzlichen qualitativen Tests nicht bestanden ist, wird die vorgeschlagene Parametrierung \mathbf{p}_{ETB} als unzureichend bewertet und das Kostenfunktional gemäß (5.25) für die PSO als unendlich überschrieben. Insbesondere wird durch den zweiten Test sichergestellt, dass der erhaltene ETB

neben einer präzisen Schätzung auch innerhalb der geschlossenen Regelschleife als Rotorflussbeobachter der FOR nutzbar ist.

In Tabelle 5.4 sind die für die Offline-Identifikation festgelegten Parameterbereiche und die mit der PSO ermittelten optimalen Modellparameter angegeben – letztgenannte bilden den optimierten Parametervektor $\mathbf{p}_{\text{ETB,opt}}$. Zu Vergleichszwecken wird das AKF aus Kapitel 4 für den neuen ASM mithilfe derselben Betriebspunkte und desselben Kostenfunktional identifiziert. Hierbei werden alle thermischen Gewichte $w_{5,\text{th}}$ auf null gesetzt, da das AKF keine thermischen Größen schätzt. Es sei angemerkt, dass die Offline-Identifikationen erneut mithilfe von MATLAB [50] durchgeführt werden.

5.5 Analyse der Schätzperformanz des ETB

In diesem Abschnitt wird die Schätzgüte hinsichtlich des Drehmoments und der Temperaturen mit dem identifizierten ETB evaluiert. Aus diesem Grund werden für den Testdatensatz $\mathcal{D}_{5,\text{te}}$ die Abweichungen zwischen Schätzung und Messung bestimmt:

$$e_T = \bar{T} - \bar{T}_{\text{m,lp}}, e_{\vartheta_s} = \vartheta_s - \vartheta_{\text{s,m}}, e_{\vartheta_r} = \vartheta_r - \vartheta_{\text{r,m}}. \quad (5.26)$$

Hierbei besteht der Testdatensatz $\mathcal{D}_{5,\text{te}}$ aus allen Betriebspunkten des zweiten Datensatzes \mathcal{D}_5 , die nicht bereits im Identifikationsdatensatz $\mathcal{D}_{5,\text{tr}}$ enthalten sind und die eine Drehzahl von mindestens 100 min^{-1} aufweisen. Insgesamt umfasst der Testdatensatz 193 Betriebspunkte, eine durchschnittliche Dauer pro Betriebspunkt von 56,2 Minuten und eine Gesamtmessdauer am Prüfstand von ungefähr 180,8 Stunden. Niedrigere Drehzahlen werden aufgrund der beschränkten Genauigkeit der Spannungsschätzung – analog zu den Erläuterungen in Abschnitt 4.6 – und einer relativ unruhigen Lastmotor-Regelung bei niedrigen Drehzahlen nicht betrachtet. Damit von einem stationären Zustand ausgegangen werden kann, wird hierbei jeweils vor Bestimmung der Drehmoment-Schätzfehler der ETB für 2000 PWM-Perioden simuliert. Die Simulationen erfolgen ansonsten analog zu denen im Offline-Identifikationsprozess. Zur sinnvollen Evaluierung bei sehr niedrigen Drehzahlen wäre im elektrischen Teilmodell zudem ein Übergang auf einen adaptiven Strommodellbeobachter durch eine drehzahlabhängige Modifikation der Modellrauschmatrix \mathbf{M} empfehlenswert – analog zu dem AKF-DP in Abschnitt 4.6.

Für alle Betriebspunkte im Testdatensatz $\mathcal{D}_{5,\text{te}}$ werden die Schätzfehler (5.26) mit dem optimierten Parametersatz $\mathbf{p}_{\text{ETB,opt}}$ ermittelt. In Tabelle 5.5 sind statistische Größen zu den Schätzungen aufgeführt, nämlich der RMS, der Mittelwert und die Standardabweichung der entsprechenden Fehler. Dabei zeigt sich, dass der ETB das Drehmoment mit einem RMS-Fehler von lediglich 0,06 Nm oder bezogen auf das Nenndrehmoment 0,6 % hochpräzise schätzt. Die Temperaturschätzung ist mit einem RMS-Fehler von 1,57 K (Statortemperatur) und 1,45 K (Rotortemperatur) ebenfalls sehr genau. Eine geringe Standardabweichung und ein Mittelwert von nahezu null weisen zusätzlich auf die gute Schätzleistung des Modells hin. Zu Vergleichszwecken

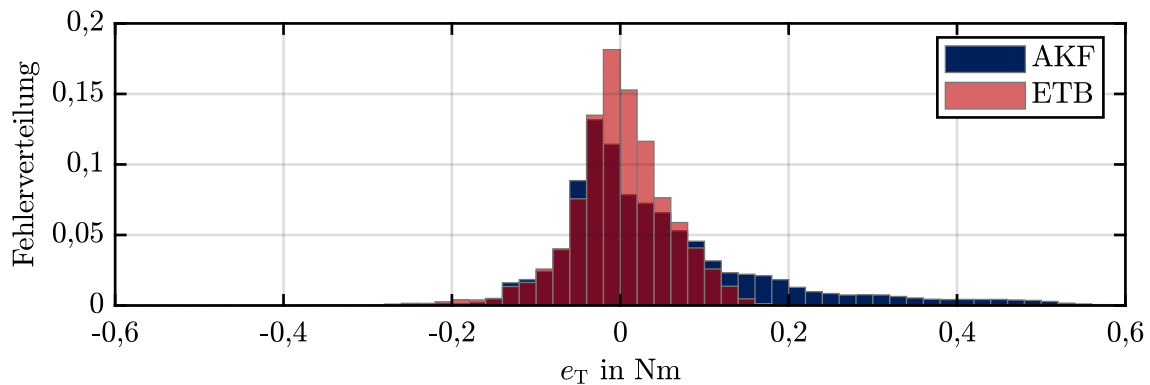


Abbildung 5.8: Verteilung der Drehmoment-Schätzfehler e_T für den ETB (rot) und das AKF (blau) basierend auf allen Datenpunkten des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{5,te}$

Tabelle 5.5: Genauigkeit der Drehmoment- und Temperaturschätzung auf Grundlage der Betriebspunkte des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{5,te}$ für das ETB und das AKF

e	RMS(e)	Mittelwert(e)	Standardabweichung(e)
$e_{T,ETB}$	0,0609 Nm	-0,0002 Nm	0,0609 Nm
$e_{\vartheta_s,ETB}$	1,5662 K	-0,3638 K	1,5234 K
$e_{\vartheta_r,ETB}$	1,4507 K	-0,0936 K	1,4477 K
$e_{T,AKF}$	0,1755 Nm	0,0589 Nm	0,1653 Nm

werden die Drehmoment-Schätzfehler und die entsprechenden statistischen Größen auch für das neu identifizierte AKF bestimmt. Hieran lässt sich erkennen, dass eine kombinierte Schätzung des ETB den RMS-Fehler um 65 % verringert und somit die Genauigkeit der Drehmomentschätzung signifikant verbessert.

In Abbildung 5.8 ist für eine vollständigere Darstellung der Performanz die Verteilung des Drehmoment-Schätzfehlers dargestellt: Die Abweichungen der Drehmomentschätzung des ETB sind allgemein sehr gering und weisen weder eine hohe Streuung noch deutliche Ausreißer auf. Der ETB ermöglicht dementsprechend mit einer konsistenten elektrisch-thermischen Parametrierung eine sehr präzise Drehmomentschätzung für den elektrischen Antrieb, auch unter variierenden thermischen Bedingungen.

5.6 Validierung des ETB im geregelten Betrieb

Als Kreuzvalidierung wird nachfolgend die Performanz des ETB im geschlossenen Regelkreis untersucht – analog zu dem Validieren des AKF in Abschnitt 4.6. Hierzu wird der ETB in die FOR integriert und als dessen Rotorflussbeobachter verwendet, vergleichbar zu dem AKF gemäß Abbildung 4.14. Da der ETB universell einsetzbar sein und stets ein stabiles Schätzverhalten in der FOR aufweisen soll, bietet sich bei der Aktualisierung des Rotor- und Statorwiderstands eine im Anhang A.6 erläu-

Tabelle 5.6: Abweichungen der Drehmomentsteuerung und Temperaturschätzung basierend auf dem Datensatz \mathcal{D}_6 : Es sind der RMS, der Mittelwert und die Standardabweichung für alle Datenpunkte mit einer Solldrehzahl $n^* \geq 100 \text{ min}^{-1}$ aufgeführt – in eckigen Klammern sind die jeweiligen Werte für alle Solldrehzahlen ergänzt.

e	RMS(e)	Mittelwert(e)	Standardabweichung(e)
e_T	0,0683 Nm [0,0785 Nm]	0,0016 Nm [0,0067 Nm]	0,0683 Nm [0,0782 Nm]
e_{ϑ_s}	0,9463 K [0,9477 K]	-0,3280 K [-0,3159 K]	0,8876 K [0,8935 K]
e_{ϑ_r}	0,9966 K [1,0168 K]	-0,6312 K [-0,6288 K]	0,7712 K [0,7990 K]

terte Limitierung der Rotorkreisfrequenz ω_r an. Diese Limitierung ist lediglich bei einem sehr geringen Rotorfluss relevant und wird für die nachfolgend beschriebene Validierung in der ETB-Implementierung berücksichtigt.

Am Prüfstand werden bei einem drehzahlgeregelten Lastmotor nacheinander 80 verschiedene Betriebspunkte als n^* - T^* - ψ_r^* -Kombinationen für jeweils fünf Minuten konstant vorgegeben und eingeregelt. Die Betriebspunkte werden zufällig im n^* - T^* - ψ_r^* -Raum ausgewählt. Dabei werden ein minimaler Sollrotorfluss von $\psi_{r,\min}^* \approx 0,13 \text{ Vs}$, die Strom- sowie die Spannungsbegrenzung und von der Drehzahl abhängige Sicherheitsbereiche hinsichtlich der Spannung berücksichtigt. Zusätzlich wird an dieser Stelle gefordert, dass das Verhältnis $i_{s,d}^*/i_{s,q}^*$ der stationär gemäß dem ETB-Modell in der FOR resultierenden d- und q-Sollstatorstromkomponenten nicht größer als 1,5 ist. Dies erfolgt, um Betriebspunkte, die aufgrund eines relativ hohen Rotorflusses (im Vergleich zum Solldrehmoment T^*) zu einem niedrigen Wirkungsgrad führen, auszuschließen – bei der Kreuzvalidierung sollen lediglich möglichst effizienzoptimale Betriebspunkte des elektrischen Antriebs betrachtet werden. Ansonsten könnte beispielsweise bei dieser Kreuzvalidierung ein Betriebspunkt mit einem $i_{s,d}^*$ an der Stromgrenze und einem $i_{s,q}^* = 0$ aufgeschaltet werden – dies würde allerdings im Allgemeinen keinen sinnvollen Einsatzbereich eines ASM repräsentieren.

Zu Beginn der Messreihe wird das thermische Teilmodell des ETB initialisiert, das heißt die Rotor- und die Statortemperatur im ETB werden auf den entsprechenden messtechnisch ermittelten Wert gesetzt. Anschließend wird das thermische Modell des ETB während der gesamten Messdauer der 80 Betriebspunkte nicht erneut initialisiert. Stattdessen schätzt das thermische Teilmodell permanent die Temperaturen, auch während der Betriebspunktwechsel. Für jeden der 80 Betriebspunkte werden nach dessen Einregelung alle 10 Sekunden für jeweils 1000 PWM-Perioden das gefilterte gemessene Drehmomente $T_{lp,m}$ aufgenommen und alle 0,5 Sekunden die geschätzten ϑ_r , ϑ_s sowie die gemessenen Temperaturen $\vartheta_{r,m}$, $\vartheta_{s,m}$. Dadurch können pro Betriebspunkt die Drehmomente 300 000 Mal und die Temperaturen 590 Mal ausgewertet werden – alle Datenpunkte sind Teil des Datensatzes \mathcal{D}_6 für die Kreuzvalidierung. Für alle Datenpunkte k des Datensatzes \mathcal{D}_6 werden die jeweiligen Schätzfehler gebildet:

$$e_T[k] = T_{m,lp}[k] - T^*[k] , e_{\vartheta_s}[k] = \vartheta_s[k] - \vartheta_{s,m}[k] , e_{\vartheta_r}[k] = \vartheta_r[k] - \vartheta_{r,m}[k] . \quad (5.27)$$

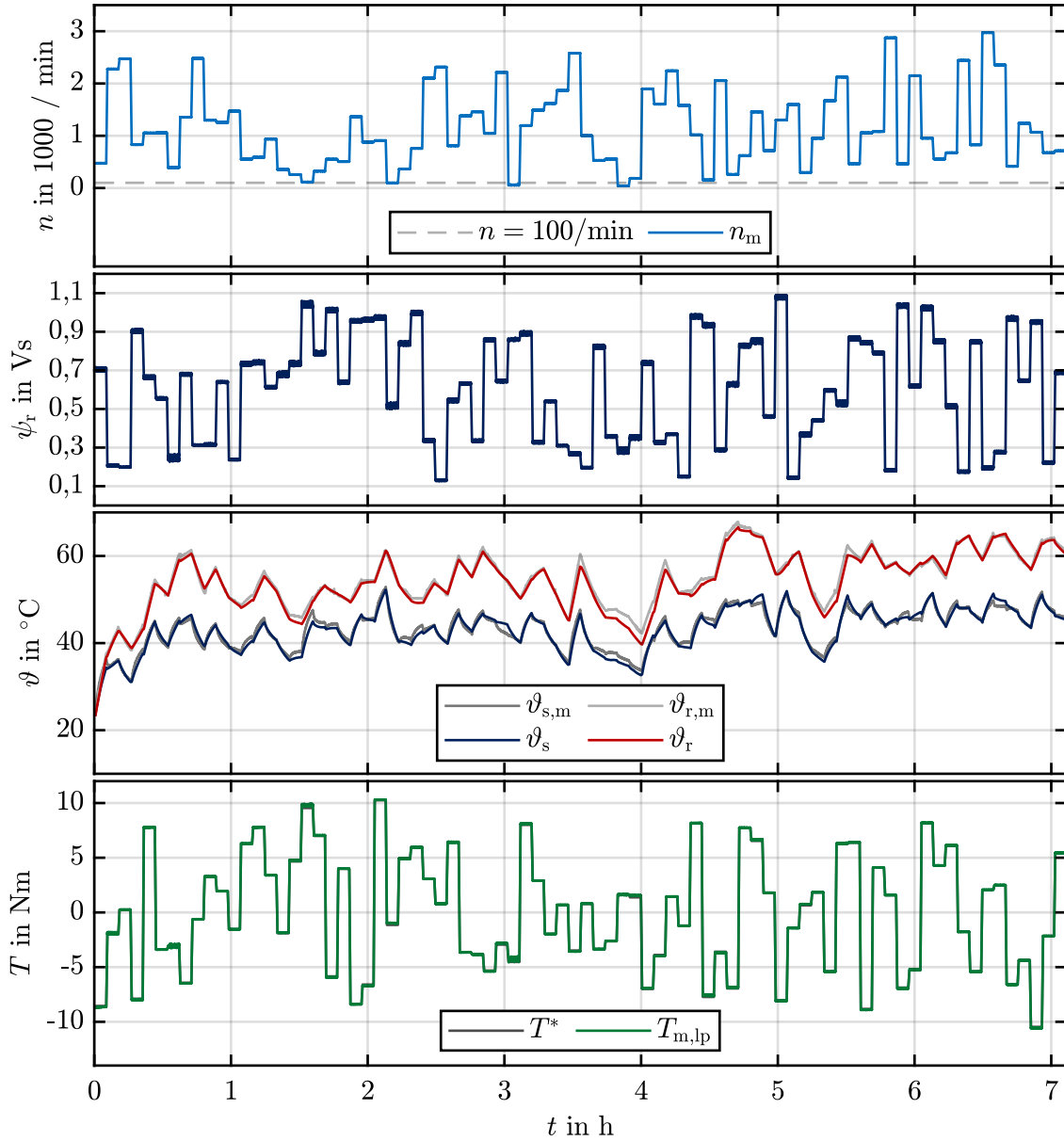


Abbildung 5.9: Zeitlicher Verlauf der gemessenen Drehzahl (erster Plot von oben), des geschätzten Rotorflusses (zweiter Plot), der Temperaturen (dritter Plot) und des Drehmoments (vierter Plot) des Prüfingsmotors

Die statistischen Größen zu diesen Schätzfehlern finden sich in Tabelle 5.6. Hierbei ist anzumerken, dass die Betriebspunkte im Testdatensatz \mathcal{D}_6 aus dem gesamten Drehzahlbereich ausgewählt wurden – einschließlich relativ kleiner Drehzahlen. Zur besseren Vergleichbarkeit mit dem vorherigen Kapitel und zum Aufzeigen der Performanz für Drehzahlen, bei denen der unmodifizierte ETB normalerweise anzuwenden ist, werden in Tabelle 5.6 die Abweichungen für Betriebspunkte der Kreuzvalidierung mit einer Solldrehzahl von $n^* \geq 100 \text{ min}^{-1}$ separat aufgeführt. Bei diesen Drehzahlen $n^* \geq 100 \text{ min}^{-1}$ wird das Drehmoment mit einer RMS-Abweichung von

lediglich 0,67 % des Nenndrehmoments gesteuert. Sogar über den gesamten Drehzahlbereich betrachtet liegt diese Abweichung unter 0,8 %. Dabei werden ebenfalls die Rotor- und die Statortemperatur präzise geschätzt. In Abbildung 5.9 sind zur Vollständigkeit die zeitlichen Verläufe der gemessenen Drehzahl, des geschätzten Rotorflusses, der Temperaturen und des Drehmoments dargestellt.

Insgesamt zeigt dieser ETB auch im geregelten Betrieb eine sehr gute Performanz. Dabei weist das ETB einen Online-Rechenaufwand vergleichbar zu dem des AKF auf, da im Wesentlichen lediglich das relativ simple thermische Netzwerk jede 0,5 s zusätzlich zu aktualisieren ist. Somit lässt sich mit dem ETB ebenfalls prinzipiell eine Erhöhung der Performanz zahlreicher bestehender ASM-Antriebssysteme durch Anpassung der Regelungssoftware und ohne Veränderung der Regelungshardware erreichen. Hervorzuheben ist außerdem, dass in diesem Kapitel ein anderer Prüflingsmotor als in Kapitel 4 verwendet wird, wodurch die vorgestellte datenbasierte ASM-Modellierung als robust und unabhängig vom spezifischen Motordesign interpretiert werden kann.

5.7 Exkurs: Verwendung des ETB in optimierten Betriebsstrategien

Die Verlustleistungsmodellierung des ASM im ETB gemäß den Gleichungen (5.12) und (5.13) lässt sich in einer effizienzoptimalen Betriebsstrategie nutzen. Hierzu kann mit den Modellgleichungen für eine gegebene Rotortemperatur ϑ_r , Statortemperatur ϑ_s und Drehzahl n die Effizienz des ASM in der $i_{s,d}$ - $i_{s,q}$ -Stromebene approximiert werden. Dies ist exemplarisch in Abbildung 5.10 dargestellt. Dadurch lässt sich unter Berücksichtigung einer gegebenen Zwischenkreisspannung, die in einer Beschränkung der Statorspannung resultiert, und der Statorstrombeschränkung für ein Solldrehmoment (darstellbar als Isolinie) der optimale Betriebspunkt als $i_{s,d}^*$ - $i_{s,q}^*$ -Kombination (oder ψ_r^* - $i_{s,q}^*$ -Kombination) ermitteln. Dies kann offline für eine Vielzahl von Kombinationen durchgeführt und in mehrdimensionalen Tabellen abgelegt werden. Zur Laufzeit lässt sich mit den Tabellen abhängig von dem Solldrehmoment und dem aktuellen Zustand des ASM zwischen den relevanten offline-optimierten Betriebspunkten interpolieren. Anschließend kann der effizienzoptimierte Betriebspunkt von der FOR eingeregelt werden.

Neben den offline-optimierten Betriebsstrategien können onlinefähige iterative Verfahren abgeleitet werden [12], [13]: Unter Betrachtung stationärer Bedingungen lässt sich basierend auf der Modellbildung im ETB ein iteratives Verfahren von Hackl et al. (Kapitel 6.9 in [14]) zur Bestimmung des optimalen Betriebspunkts anwenden [12]. Des Weiteren kann für eine bessere Dynamik mithilfe des ETB eine modellprädiktive Betriebsstrategie implementiert werden [13]. In den Veröffentlichungen [12], [13] wurden die signifikanten Effizienzsteigerungen, die eine elektrisch-thermische Modellbildung des ASM ermöglicht, experimentell gezeigt. Zudem erreicht der Ansatz in Veröffentlichung [13] gleichzeitig eine hohe Drehmomentdynamik und eine stationäre effizienzoptimale Betriebsführung des ASM, sowohl für EMAS als auch MMAS.

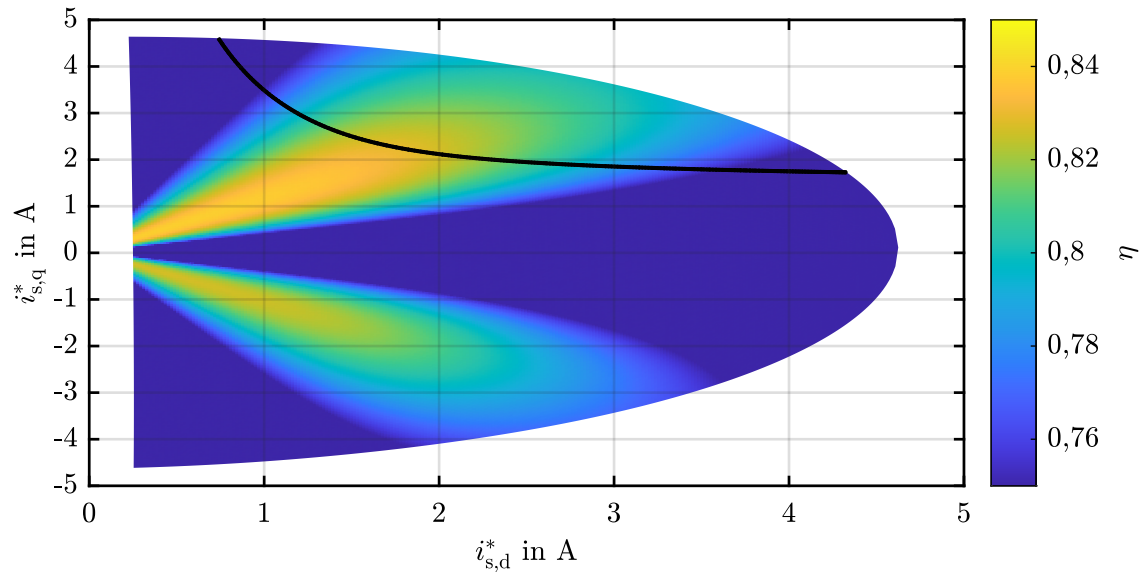


Abbildung 5.10: Berechnete Effizienz des Prüflingsmotors in der $i_{s,d}^*$ - $i_{s,q}^*$ -Stromebene für die Drehzahl $n = 1000 \text{ min}^{-1}$, die Statortemperatur $\vartheta_s = 20 \text{ °C}$ und die Rotortemperatur $\vartheta_r = 20 \text{ °C}$ – unter Nutzung der Vorgehensweise in [12]: Basierend auf der ASM-Modellierung des ETB kann für einen Betriebspunkt, also eine $i_{s,d}^*$ - $i_{s,q}^*$ -Kombination, offline die stationäre Effizienz η des Prüflingsmotors numerisch bestimmt werden. Die approximierte Drehmoment-Isolinie $T = 5 \text{ Nm}$ ist ebenfalls dargestellt (schwarz).

5.8 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wird das AKF mit einem thermischen Teilmodell zu einem elektrisch-thermischen Beobachter, dem ETB, erweitert. Dieser Beobachter ist in der Lage, sowohl das Drehmoment als auch die Rotor- und die Statortemperatur des ASM präzise zu schätzen. Insbesondere ermöglicht dies eine konsistente Parametrierung des ASM im gesamten Betriebsbereich des elektrischen Antriebs, das heißt in Bezug auf elektrische, elektromagnetische und thermische Zusammenhänge. In einer umfangreichen experimentellen Validierung weist die Schätzung und die Steuerung des Drehmoments einen RMS-Fehler von unter 0,8 % des Nenndrehmoments auf. Die inhärenten Rotor- und Statortemperaturen werden dabei mit RMS-Abweichungen von unter 1,6 K geschätzt. Der umfassende Ansatz adressiert alle wesentlichen Anforderungen an die Regelung von ASM: Der ETB und das darin enthaltene identifizierte ASM-Modell lassen sich gleichzeitig im Rahmen der FOR, der Betriebsstrategie und der Zustandsüberwachung nutzen.

6 Fazit und Ausblick

6.1 Fazit

Die vorliegende Arbeit adressiert die hochgenaue Schätzung und Steuerung des Drehmoments von ASM-Antrieben. Hierzu wird (in Kapitel 4) die klassische ASM-Modellierung um nichtlineare elektrische Einflüsse erweitert und das resultierende Modell für die Zustandsbeobachtung in ein adaptives Kalman-Filter integriert. Gegenüber dem Stand der Technik werden hierbei alle wesentlichen nichtlinearen elektrischen Effekte im Modell abgebildet und die gesamten unsicheren Beobachterparameter mit einer Offline-Optimierung basierend auf einem umfassenden Messdatensatz bestimmt. Bei Verwendung dieses erarbeiteten Beobachters, dem AKF, ist – unter nahezu konstanten thermischen Bedingungen – eine RMS-Abweichung in der Drehmomentschätzung und –steuerung von unter 1 % des Nennmoments über den gesamten Betriebsbereich des ASM-Antriebs erreichbar. Insbesondere lässt sich das AKF im kompletten Drehzahlbereich einschließlich Stillstand nutzen, weist lediglich einen geringen Rechenaufwand auf und erfordert keine zusätzliche Signalinjektion. Eine derart hohe Genauigkeit ist bei häufig verwendeten vereinfachten Modellen mit überwiegend konstanten Parametern und ohne globale Parameteridentifikation (wie in Kapitel 4 gezeigt) nicht erreichbar.

Dieser Beobachter kann zusätzlich dazu genutzt werden, um die Verlustleistungen innerhalb des ASM zu schätzen, ohne dass eine weitere Identifikation des Modells erforderlich ist. Diese Schätzungen der Verlustleistungen lassen sich als Eingangsgrößen eines thermischen Netzwerks verwenden. Durch Hinzunahme eines thermischen Netzwerks, nämlich eines Zwei-Knoten-LPTM-Modells, wird das AKF (in Kapitel 5) zu einem elektrisch-thermischen Beobachter, dem ETB, vervollständigt. Die Auswirkungen von thermischen Veränderungen können damit ebenfalls adressiert werden. Im gesamten Betriebsbereich des ASM-Antriebs, das heißt auch unter dynamisch variierenden thermischen Bedingungen, führt der ETB zu einer hohen Performanz, indem dieser das Drehmoment mit einer RMS-Abweichung von unter 0,8 % des Nennmoments schätzt und steuert. Die indirekt geschätzten Motortemperaturen zeigen mit einem RMS-Fehler von ungefähr 1,5 K über den gesamten Betriebsbereich des ASM-Antriebs, dass auch das thermische Verhalten adäquat im ETB abgebildet wird.

Der ETB erreicht somit die Zielsetzung dieser Arbeit. Dabei unterscheiden sich insbesondere die vorgestellte Kombination elektrischer und thermischer Ef-

efekte, das heißt die multiphysikalische Modellbildung, und die simultane Offline-Parameteroptimierung erheblich vom Stand der Technik. Das datenbasierte ASM-Modell und dessen offline-identifizierten Modellparameter können konsistent im Rahmen der FOR, der Zustandsüberwachung und der Betriebsstrategie verwendet werden, ohne zu signifikant höheren Anforderungen an die Regelungshardware zu führen. Dementsprechend lässt sich mit dem ETB tendenziell ebenfalls eine Erhöhung der Performanz zahlreicher bestehender ASM-Antriebssysteme durch Anpassung der Regelungssoftware und ohne Veränderung der Regelungshardware erreichen.

Für die Rotorflussbeobachtung mithilfe des adaptiven Kalman-Filters ist eine möglichst präzise Information über die vom Umrichter am Motor angelegte Spannung erforderlich. Dazu werden (in Kapitel 3) Modelle für das nichtlineare Schaltverhalten des Umrichters und Verfahren zur Kompensation dieser nichtlinearen Einflüsse erarbeitet. Gegenüber dem Stand der Technik werden in einem Greybox-Umrichtermodell, dem EGU, alle relevanten nichtlinearen Effekte des Modulationsverfahrens, der Leistungshalbleiter und der Treiberschaltungen explizit berücksichtigt und gemeinsam offline bestimmt. Hierbei werden auch Effekte bei sehr hohen oder sehr niedrigen Tastverhältnissen abgebildet, die zuvor in der Literatur meist unberücksichtigt blieben. Das EGU ist in der Lage, die Phasenspannungen präzise zu schätzen, nämlich mit einem RMS-Schätzfehler bezogen auf die Zwischenkreisspannung von weniger als 0,2 %. Dieses Greybox-Umrichtermodell wird bei dem AKF und dem ETB verwendet. Zusätzlich wird in dieser Arbeit ein Blackbox-Umrichtermodell, das BBU, vorgestellt, welches KNN zur Schätzung verwendet. Dabei schätzt das BBU die Phasenspannungen mit einem RMS-Fehler bezogen auf die Zwischenkreisspannung von ungefähr 0,11 %. Ein derartiges rein datenbasiertes Vorgehen war im Kontext der Umrichtermodellierung für Antriebsanwendungen in der Literatur bisher nicht vorhanden. Auf Basis der Umrichtermodelle abgeleitete Greybox- und Blackbox-Umrichter kompensationsverfahren werden ebenfalls präsentiert und in einem geschlossenen Stromregelkreis experimentell untersucht, wobei sich beide Ansätze als effektiv zur Reduktion von Stromüberschwingungen herausstellen. Beide Verfahren reduzieren die Überschwingungen in den Phasenströmen und führen zu einem um mehr als 50 % geringeren THD.

6.2 Ausblick

Zukünftig kann die vorgestellte datenbasierte Modellierung des ASM-Antriebs auf weitere vergleichbare Antriebe übertragen werden, um dadurch möglicherweise deren Leistungsfähigkeit zu erhöhen. Außerdem lässt sich in einer weiterführenden Forschung die Performanz des ETB im Überlastbetrieb untersuchen. Sofern der vorgestellte ETB auch im Überlastbetrieb die Temperaturen und das Drehmoment präzise schätzt, ließe sich dieser Betriebsbereich effektiv im Antriebssystem nutzen und somit gegebenenfalls der ASM kleiner dimensionieren. Dadurch könnte der Materialbedarf verringert und das in der Einleitung dieser Arbeit erwähnte Potenzial von ASM für die Gesellschaft zusätzlich erhöht werden, insbesondere aus Aspekten der Nachhaltigkeit.

Anhang

Hinweis zu Quellen und Vorveröffentlichungen:

Der Anhang basiert auf den eigenen Veröffentlichungen [5]–[11]. Weitere Details diesbezüglich sind für die Abschnitte A.1 - A.2 zu Beginn von Kapitel 4 und für die Abschnitte A.3 - A.6 am Anfang von Kapitel 5 aufgeführt.

A.1 Alternative dynamische Asynchronmotor-Modellierung

In Abschnitt 4.3 werden die Parameter des ESB gemäß Abbildung 4.3a für die dynamische Modellierung als konstant und unabhängig von den Zustandsgrößen (Statorstrom \mathbf{i}_s und Rotorfluss $\boldsymbol{\psi}_r$) angenommen. Nachfolgend wird diese Annahme konstanter Parameter in der dynamischen Modellierung für die magnetische Sättigung der Hauptinduktivität vermieden. Dabei werden die entsprechenden differentiellen Induktivitätsmatrizen in der Stromdifferentialgleichung verwendet. Solch ein Vorgehen könnte eine höhere Genauigkeit der Modellierung des Statorstromanteils $\mathbf{i}_{s,l}$ im Kalman-Filter zur Folge haben. Insbesondere im hochdynamischen Betrieb des ASM könnte dies die Performanz der Rotorflussschätzung weiter steigern.

Bei der nachfolgenden Herleitung wird, wie in Abschnitt 4.3, auf die Angabe der Zeitabhängigkeit der kontinuierlichen Größen verzichtet, $\mathbf{x} = \mathbf{x}(t)$. Die magnetische Sättigung der (absoluten) Hauptinduktivität L_m wird weiterhin in Abhängigkeit der Amplitude des Hauptflusses $\psi_m = \|\boldsymbol{\psi}_m\|$ modelliert:

$$L_m(\psi_m) = l_1 + \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{l_3 \cdot l_4}} - \frac{l_1 - l_2}{1 + e^{-l_3 \cdot (\psi_m - l_4)}} . \quad (\text{A.1})$$

Für den Hauptfluss und dessen Betrag lassen sich implizite Gleichungen aufstellen:

$$\boldsymbol{\psi}_m = L_m(\psi_m) \cdot \mathbf{i}_m , \quad (\text{A.2})$$

$$\psi_m = \|\boldsymbol{\psi}_m\| = L_m(\psi_m) \cdot \|\mathbf{i}_m\| = L_m(\psi_m) \cdot i_m . \quad (\text{A.3})$$

Durch implizites Differenzieren von Gleichung (A.3) kann die Ableitung der absoluten Hauptinduktivität bezüglich des Magnetisierungsstrom-Betrags ermittelt werden:

$$\begin{aligned} \frac{dL_m(\psi_m)}{di_m} &= \frac{dL_m(\psi_m)}{d\psi_m} \cdot \frac{d\psi_m}{di_m} = \frac{dL_m(\psi_m)}{d\psi_m} \cdot \left[i_m \frac{dL_m(\psi_m)}{di_m} + L_m(\psi_m) \right] \\ &= \frac{L_m(\psi_m) \frac{dL_m(\psi_m)}{d\psi_m}}{1 - i_m \frac{dL_m(\psi_m)}{d\psi_m}} . \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

Im Folgenden soll zusätzlich auf die Angabe der Zustandsabhängigkeit der Größen verzichtet werden, das heißt beispielsweise $L_m = L_m(\psi_m)$. Die zeitliche Ableitung des Hauptflusses lässt sich im vorliegenden Fall ermitteln als

$$\frac{d\psi_m}{dt} = \frac{d[L_m \cdot \mathbf{i}_m]}{dt} = L_m \frac{d\mathbf{i}_m}{dt} + \frac{dL_m}{di_m} \cdot \frac{di_m}{dt} \cdot \mathbf{i}_m \quad (\text{A.5})$$

$$= L_m \frac{d\mathbf{i}_m}{dt} + \frac{dL_m}{di_m} \cdot \mathbf{i}_m \cdot \left[\frac{di_m}{d\mathbf{i}_m} \right]^T \cdot \frac{d\mathbf{i}_m}{dt} \quad (\text{A.6})$$

$$= \mathbf{L}_m^\Delta \frac{d\mathbf{i}_m}{dt} . \quad (\text{A.7})$$

Hierbei wird eine differentielle Hauptinduktivitätsmatrix \mathbf{L}_m^Δ eingeführt:

$$\mathbf{L}_m^\Delta = L_m \mathbf{I}_2 + \frac{dL_m}{di_m} \mathbf{i}_m \left[\frac{di_m}{d\mathbf{i}_m} \right]^T . \quad (\text{A.8})$$

Im stationären Betrieb, also bei konstanter Amplitude des Magnetisierungsstroms, das heißt

$$\frac{di_m}{dt} = 0 , \quad (\text{A.9})$$

gilt für den letzten Term in der Gleichung (A.5)

$$\frac{dL_m}{di_m} \cdot \frac{di_m}{dt} \cdot \mathbf{i}_m = 0 . \quad (\text{A.10})$$

Somit ist im stationären Betrieb eine einfache Modellierung, das heißt

$$\frac{d}{dt} \psi_m = L_m \frac{d\mathbf{i}_m}{dt} , \quad (\text{A.11})$$

möglich und dementsprechend die ausschließliche Betrachtung absoluter Induktivitäten gemäß Abschnitt 4.3 gerechtfertigt.

Nachfolgend wird sich hingegen nicht auf einen konstanten Magnetisierungsstrom-Betrag i_m beschränkt, sondern vom allgemeinen Fall gemäß Gleichung (A.5) ausgegangen. Dabei lassen sich weiterhin die dynamischen Gleichungen für den Statorfluss und Rotorfluss (analog zu Abschnitt 4.3) aus den Maschengleichungen des ESB ermitteln:

$$\mathbf{u}_s = R_s \cdot \mathbf{i}_{s,l} + r_{fe} \cdot \frac{d}{dt} \psi_s \quad (\text{A.12})$$

$$\Leftrightarrow \frac{d}{dt} \psi_s = \frac{1}{r_{fe}} \cdot \mathbf{u}_s - \frac{R_s}{r_{fe}} \cdot \mathbf{i}_{s,l} , \quad (\text{A.13})$$

$$\mathbf{u}_r = R_r \cdot \mathbf{i}_r - \mathbf{J} \cdot \omega_{rs} \cdot \psi_r + \frac{d}{dt} \psi_r = 0 \quad (\text{A.14})$$

$$\Leftrightarrow \frac{d}{dt} \psi_r = -R_r \cdot \mathbf{i}_r + \mathbf{J} \cdot \omega_{rs} \cdot \psi_r . \quad (\text{A.15})$$

Die Flussverkettungsgleichungen können mit der absoluten Hauptinduktivität L_m , der Statorinduktivität

$$L_s = L_m + L_{\sigma s} \quad (\text{A.16})$$

und der Rotorinduktivität

$$L_r = L_m + L_{\sigma r} \quad (\text{A.17})$$

aufgestellt werden:

$$\psi_s = L_s \cdot \dot{\mathbf{i}}_{s,l} + L_m \cdot \dot{\mathbf{i}}_r = L_{\sigma s} \cdot \dot{\mathbf{i}}_{s,l} + L_m \cdot \dot{\mathbf{i}}_m, \quad (\text{A.18})$$

$$\psi_r = L_r \cdot \dot{\mathbf{i}}_r + L_m \cdot \dot{\mathbf{i}}_{s,l} = L_{\sigma r} \cdot \dot{\mathbf{i}}_r + L_m \cdot \dot{\mathbf{i}}_m. \quad (\text{A.19})$$

Aus der letztgenannten Gleichung lässt sich auch umgeformt der Rotorstrom in Abhängigkeit des Rotorflusses und des Statorstromanteils $\dot{\mathbf{i}}_{s,l}$ ausdrücken:

$$\dot{\mathbf{i}}_r = \frac{1}{L_r} \cdot (\psi_r - L_m \cdot \dot{\mathbf{i}}_{s,l}). \quad (\text{A.20})$$

Die zeitliche Ableitung des Rotorflusses gemäß Gleichung (A.15) resultiert mit Gleichung (A.20) zu

$$\frac{d\psi_r}{dt} = \left(\mathbf{J} \cdot \omega_{rs} - \frac{R_r}{L_r} \cdot \mathbf{I}_2 \right) \cdot \psi_r + \frac{L_m \cdot R_r}{L_r} \cdot \dot{\mathbf{i}}_{s,l}. \quad (\text{A.21})$$

Die zeitliche Ableitung des Hauptflusses ist mit Gleichung (A.7) gegeben. Hierbei gehen der Magnetisierungsstrom $\dot{\mathbf{i}}_m$ sowie dessen zeitliche Ableitung aus dem Statorstromanteil $\dot{\mathbf{i}}_{s,l}$ und dem Rotorstrom $\dot{\mathbf{i}}_r$ hervor:

$$\dot{\mathbf{i}}_m = \dot{\mathbf{i}}_{s,l} + \dot{\mathbf{i}}_r, \quad (\text{A.22})$$

$$\frac{d\dot{\mathbf{i}}_m}{dt} = \frac{d\dot{\mathbf{i}}_{s,l}}{dt} + \frac{d\dot{\mathbf{i}}_r}{dt}. \quad (\text{A.23})$$

Da der Betrag des Magnetisierungsstromvektors als

$$i_m = \sqrt{\dot{\mathbf{i}}_m^T \cdot \dot{\mathbf{i}}_m} \quad (\text{A.24})$$

definiert ist, lässt sich dessen Ableitung bezüglich des Magnetisierungsstromvektors $\dot{\mathbf{i}}_m$ ermitteln zu

$$\frac{di_m}{d\dot{\mathbf{i}}_m} = \frac{1}{i_m} \cdot \dot{\mathbf{i}}_m. \quad (\text{A.25})$$

Unter Annahme weiterhin konstanter Stator- und Rotorstreuinduktivitäten ergeben sich aus den Gleichungen (A.7), (A.18), (A.19) die zeitlichen Ableitungen des Stator- und des Rotorflusses:

$$\frac{d\psi_s}{dt} = \frac{d[L_{\sigma s} \cdot \mathbf{i}_{s,l}]}{dt} + \frac{d[L_m \cdot \mathbf{i}_m]}{dt} = L_{\sigma s} \cdot \frac{d\mathbf{i}_{s,l}}{dt} + \mathbf{L}_m^\Delta \cdot \frac{d\mathbf{i}_m}{dt}, \quad (\text{A.26})$$

$$\frac{d\psi_r}{dt} = \frac{d[L_{\sigma r} \cdot \mathbf{i}_r]}{dt} + \frac{d[L_m \cdot \mathbf{i}_m]}{dt} = L_{\sigma r} \cdot \frac{d\mathbf{i}_r}{dt} + \mathbf{L}_m^\Delta \cdot \frac{d\mathbf{i}_m}{dt}. \quad (\text{A.27})$$

Aus der letztgenannten Gleichung folgt mit den Gleichungen (A.15) und (A.23)

$$(\mathbf{L}_m^\Delta + \mathbf{I}_2 \cdot L_{\sigma r}) \cdot \frac{d}{dt} \mathbf{i}_r = -R_r \cdot \mathbf{i}_r + \mathbf{J} \cdot \omega_{rs} \cdot \psi_r - \mathbf{L}_m^\Delta \cdot \frac{d}{dt} \mathbf{i}_{s,l}. \quad (\text{A.28})$$

Unter Verwendung der Inversen der differentiellen Rotorinduktivitätsmatrix

$$\mathbf{L}_{r,\text{inv}}^\Delta = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{r,\text{inv},11}^\Delta & \mathbf{L}_{r,\text{inv},12}^\Delta \\ \mathbf{L}_{r,\text{inv},21}^\Delta & \mathbf{L}_{r,\text{inv},22}^\Delta \end{bmatrix} = (\mathbf{L}_r^\Delta)^{-1} = (\mathbf{L}_m^\Delta + L_{\sigma r} \cdot \mathbf{I}_2)^{-1} \quad (\text{A.29})$$

kann die Gleichung (A.28) kompakt dargestellt werden als

$$\frac{d\mathbf{i}_r}{dt} = (\mathbf{L}_r^\Delta)^{-1} \cdot \left[-R_r \cdot \mathbf{i}_r + \mathbf{J} \cdot \omega_{rs} \cdot \psi_r - \mathbf{L}_m^\Delta \cdot \frac{d\mathbf{i}_{s,l}}{dt} \right]. \quad (\text{A.30})$$

Durch Nutzung der differentiellen Statorinduktivitätsmatrix

$$\mathbf{L}_s^\Delta = \mathbf{L}_m^\Delta + L_{\sigma s} \cdot \mathbf{I}_2 \quad (\text{A.31})$$

und Einsetzen der Gleichungen (A.23), (A.30) in die Gleichung (A.26) folgt

$$\frac{d\psi_s}{dt} = \mathbf{L}_s^\Delta \cdot \frac{d\mathbf{i}_{s,l}}{dt} + \mathbf{L}_m^\Delta \cdot (\mathbf{L}_r^\Delta)^{-1} \cdot \left[-R_r \cdot \mathbf{i}_r + \mathbf{J} \cdot \omega_{rs} \cdot \psi_r - \mathbf{L}_m^\Delta \cdot \frac{d\mathbf{i}_{s,l}}{dt} \right]. \quad (\text{A.32})$$

Aus dieser Gleichung ist mit den Gleichungen (A.13) und (A.20) der nachfolgende Zusammenhang für die Differentialgleichung des Statorstromanteils $\mathbf{i}_{s,l}$ ermittelbar:

$$\begin{aligned} \frac{1}{r_{fe}} \mathbf{u}_s - \frac{R_s}{r_{fe}} \mathbf{i}_{s,l} &= \mathbf{L}_s^\Delta \frac{d\mathbf{i}_{s,l}}{dt} \\ &+ \mathbf{L}_m^\Delta \cdot (\mathbf{L}_r^\Delta)^{-1} \cdot \left[-\frac{R_r}{L_r} \cdot (\psi_r - L_m \mathbf{i}_{s,l}) + \mathbf{J} \omega_{rs} \psi_r - \mathbf{L}_m^\Delta \frac{d\mathbf{i}_{s,l}}{dt} \right]. \end{aligned} \quad (\text{A.33})$$

Unter Verwendung einer Hilfsinversen

$$\mathbf{L}_{a,\text{inv}}^\Delta = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{a,\text{inv},11}^\Delta & \mathbf{L}_{a,\text{inv},12}^\Delta \\ \mathbf{L}_{a,\text{inv},21}^\Delta & \mathbf{L}_{a,\text{inv},22}^\Delta \end{bmatrix} = (\mathbf{L}_a^\Delta)^{-1} = \left(\mathbf{L}_s^\Delta - \mathbf{L}_m^\Delta \cdot (\mathbf{L}_r^\Delta)^{-1} \cdot \mathbf{L}_m^\Delta \right)^{-1}, \quad (\text{A.34})$$

kann die Gleichung (A.33) in kompakter Form dargestellt werden als

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \mathbf{i}_{s,l} &= \underbrace{(\mathbf{L}_a^\Delta)^{-1} \cdot \left(-\frac{R_s}{r_{fe}} \cdot \mathbf{I}_2 - \mathbf{L}_m^\Delta \cdot (\mathbf{L}_r^\Delta)^{-1} \cdot \frac{R_r \cdot L_m}{L_r} \right)}_Q \cdot \mathbf{i}_{s,l} \\ &+ \underbrace{(\mathbf{L}_a^\Delta)^{-1} \cdot \left[\mathbf{L}_m^\Delta \cdot (\mathbf{L}_r^\Delta)^{-1} \cdot \left(-\mathbf{J} \cdot \omega_{rs} + \frac{R_r}{L_r} \cdot \mathbf{I}_2 \right) \right]}_O \cdot \psi_r \\ &+ \underbrace{(\mathbf{L}_a^\Delta)^{-1} \cdot \frac{1}{r_{fe}} \cdot \mathbf{u}_s}_S. \end{aligned} \quad (\text{A.35})$$

Gemeinsam beschreiben die Gleichungen (A.21) und (A.35) das vollständige dynamische Verhalten des ASM. Diese Gleichungen können als eine quasi-LPV Darstellung des ASM verstanden werden und lassen sich in Matrixschreibweise repräsentieren durch

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{s,l,\alpha}(t) \\ i_{s,l,\beta}(t) \\ \psi_{r,\alpha}(t) \\ \psi_{r,\beta}(t) \end{bmatrix} = \mathbf{A}_o \cdot \begin{bmatrix} i_{s,l,\alpha}(t) \\ i_{s,l,\beta}(t) \\ \psi_{r,\alpha}(t) \\ \psi_{r,\beta}(t) \end{bmatrix} + \mathbf{B}_o \cdot \begin{bmatrix} u_{s,\alpha}(t) \\ u_{s,\beta}(t) \end{bmatrix}. \quad (\text{A.36})$$

An dieser Stelle sind die Matrizen \mathbf{A}_o und \mathbf{B}_o wie folgt definiert:

$$\mathbf{A}_o = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & o_{11} & o_{12} \\ q_{21} & q_{22} & o_{21} & o_{22} \\ \frac{L_m \cdot R_r}{L_r} & 0 & -\frac{R_r}{L_r} & -\omega_{rs} \\ 0 & \frac{L_m \cdot R_r}{L_r} & \omega_{rs} & -\frac{R_r}{L_r} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_o = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.37})$$

Dabei werden die in Gleichung (A.35) eingeführten Hilfsmatrizen \mathbf{Q} , \mathbf{O} , \mathbf{S} verwendet:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} \\ q_{21} & q_{22} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{O} = \begin{bmatrix} o_{11} & o_{12} \\ o_{21} & o_{22} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{bmatrix}. \quad (\text{A.38})$$

Die zeitliche Diskretisierung der Systemdarstellung und die Ermittlung des Statorstroms \mathbf{i}_s können anschließend analog zu Abschnitt 4.3 erfolgen.

A.2 Details zu den Prüfstandskomponenten aus Kapitel 4

In Kapitel 4 wird der Lastmotor gemäß Tabelle A.1 verwendet. Außerdem sind in Tabelle A.2 die Typenbezeichnungen der relevanten Komponenten des Prüfstands-aufbaus aus Kapitel 4 aufgeführt.

Tabelle A.1: Eigenschaften des Lastmotors in Kapitel 4 nach Typenschildangaben

Symbol	Beschreibung	Wert
$T_{0,LM}$	Stillstands-Drehmoment	12 Nm
$I_{N,LM}$	Nennwert des Phasenstroms	11,67 A
$n_{N,LM}$	Nenndrehzahl	4000 min ⁻¹
$U_{dc,N,LM}$	Nennwert der Zwischenkreisspannung	563,38 V

Tabelle A.2: Relevante Komponenten des Prüfstands in Kapitel 4

Komponente	Hersteller und Produktbezeichnung
ASM-Prüflingsmotor	LUST ASH-22-20K13-000
PMSM-Lastmotor	LTI LSN-127-1200-40-560
Umrichter des Lastmotor-Antriebs	LTI ServoOne Junior
Drehmomentmesswelle	Lorenz Messtechnik D-DR2477
Metallbalgkupplungen	R+W BKC-15

A.3 Details zu den Prüfstandskomponenten aus Kapitel 5

In Kapitel 5 wird ein anderer Lastmotor verwendet, der bei einer Nenndrehzahl von 1700 min^{-1} ein Nenndrehmoment von 15 Nm aufweist. Der Prüflingsmotor in Kapitel 5 besitzt eine verteilte Wicklung gemäß Abbildung A.1. Dessen Rotorkäfig ist geschrägt ausgeführt, wobei von der Vorderseite zur Rückseite ein axialer Versatz von einer Rotornut auftritt. Das Datenblatt des Herstellers enthält die ESB-Parameter gemäß Tabelle A.3.

Insgesamt sind innerhalb des Motors 19 Thermoelemente untergebracht, nämlich sechs im Rotor (R_1 - R_6) und dreizehn im Stator (S_1 - S_{13}). Außerhalb des Motors

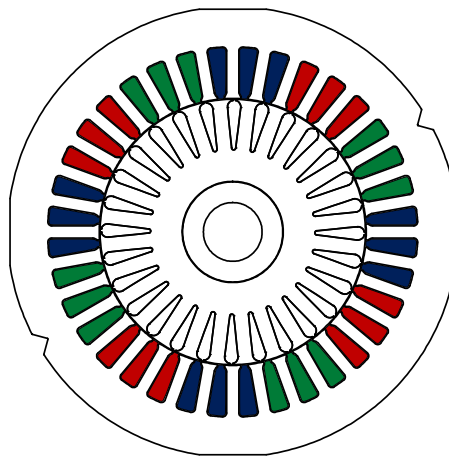
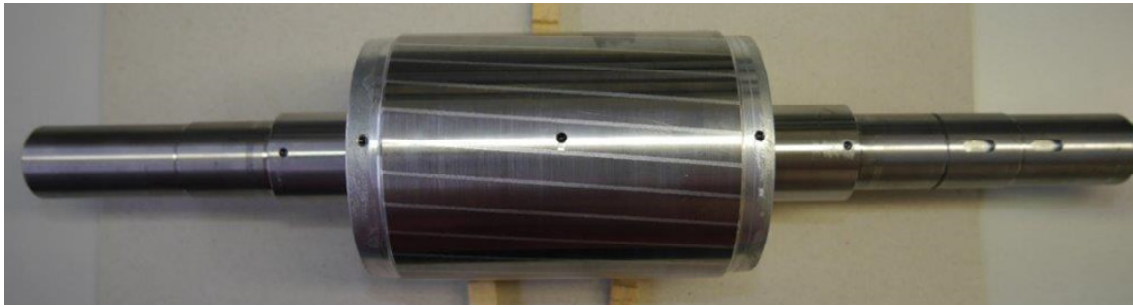


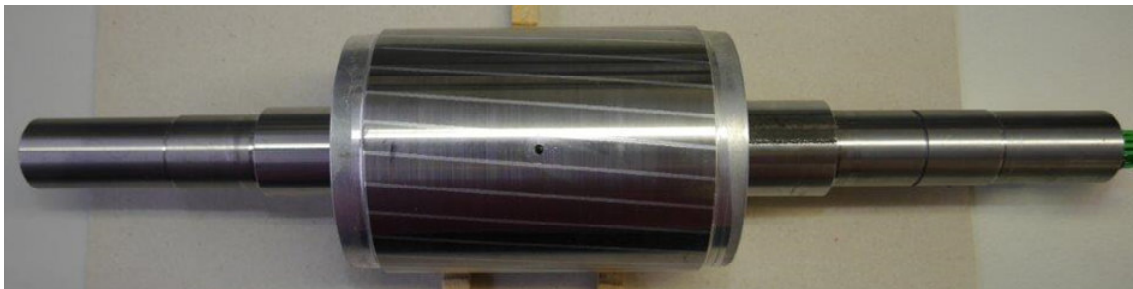
Abbildung A.1: Wicklungsschema des Prüflingsmotors – erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]: Im Querschnitt der Blechpakete sind die erste (blau), die zweite (rot) und die dritte Wicklung (grün) des Stators hervorgehoben.

Tabelle A.3: Parameter des Prüflingsmotors gemäß Datenblattangaben [16]

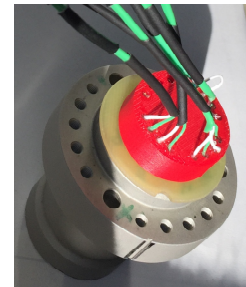
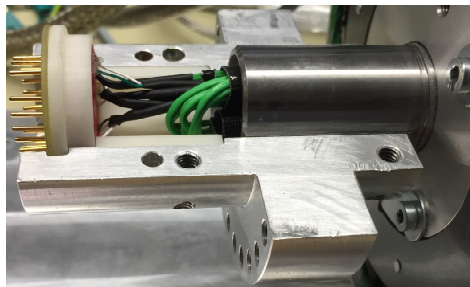
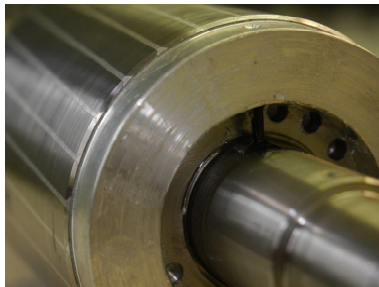
Parameter	L_m in H	$L_{\sigma r}$ in H	$L_{\sigma s}$ in H	R_r in Ω	R_s in Ω
Wert	0,410	0,020	0,020	3,254	3,738



(a) Draufsicht – übernommen aus [16]: Die Bohrungen für die Thermoelemente R_2 , R_3 , R_4 , R_5 und R_6 sind erkennbar.



(b) Draufsicht – übernommen aus [16]: Die Bohrung für das Thermoelement R_1 ist in der Bildmitte sichtbar.



(c) Kurzschlussring (Vorder- (d) Hohlwellenadapter und angelötete (e) Rückseite des
seite) – übernommen aus [16] Stifte der Thermoelemente des Rotors Senders

Abbildung A.2: Fotos des Rotors und der Kontaktierung des Telemetriesystems

liegen fünf zusätzliche Sensoren (S_{14} - S_{18}) vor, die jeweils mit hitzebeständigem Klebeband auf dem Motorgehäuse (S_{14} , S_{15} , S_{18}) oder im Luftstrom (S_{16} , S_{17}) fixiert sind. Dabei sind die Thermoelemente S_{16} und S_{17} so angebracht, dass diese die Temperatur des Luftstroms vor dem Erreichen des Motorgehäuses messen können. In Abbildung A.2 sind Fotos des Rotors und der Kontaktierung des Telemetriesystems dargestellt. Die Leiter der Thermoelemente des Rotors (R_1 - R_6) sind an Kontaktstifte gelötet (vergleiche Abbildung A.2d), die in den Sender des Telemetriesystems gesteckt werden (vergleiche Abbildung A.2e). Zur Befestigung des Senders auf der Hohlwelle des ASM wird ein aus zwei Halbschalen bestehender Adapter verwendet. Für eine detaillierte Angabe der Positionen der Thermoelemente und der Abmessungen des ASM sind technische Zeichnungen in den Abbildungen A.3 bis A.8 dargestellt.

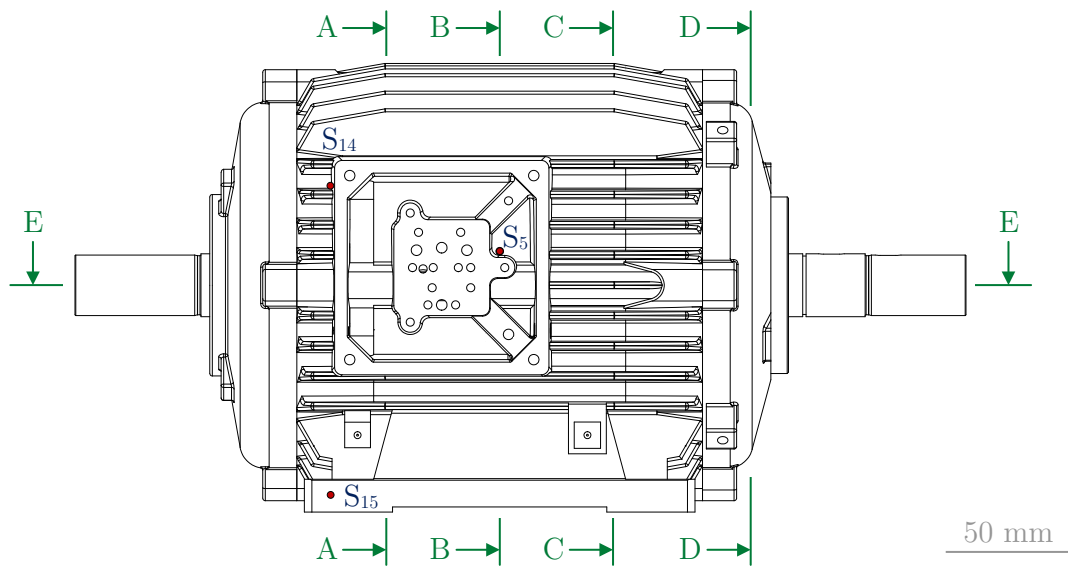


Abbildung A.3: Prüfingsmotor – Seitenansicht (von links) mit Schnittlinien A bis E, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]

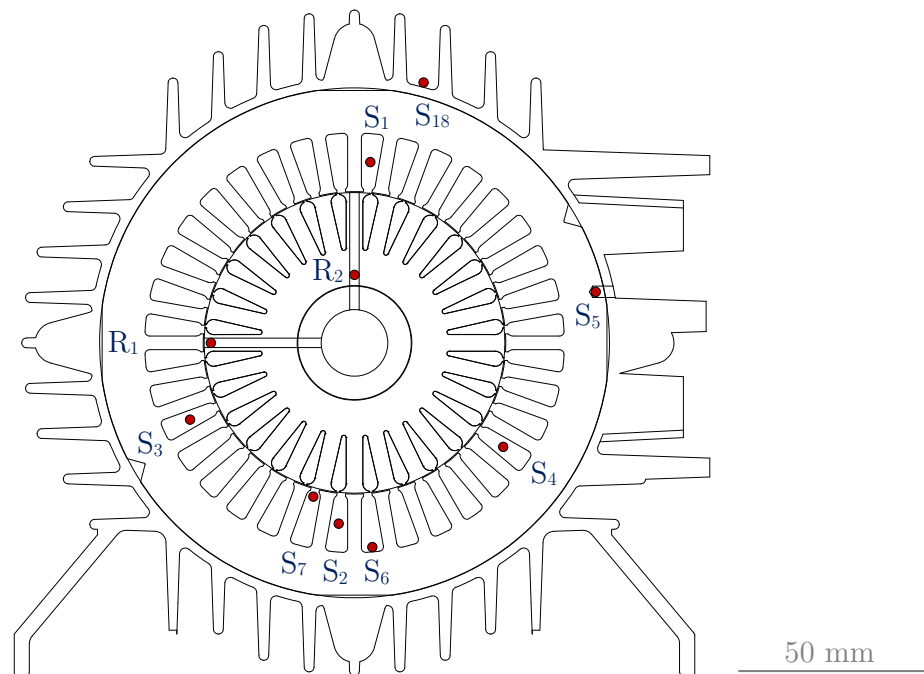


Abbildung A.4: Prüfingsmotor – Schnitt B-B, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]

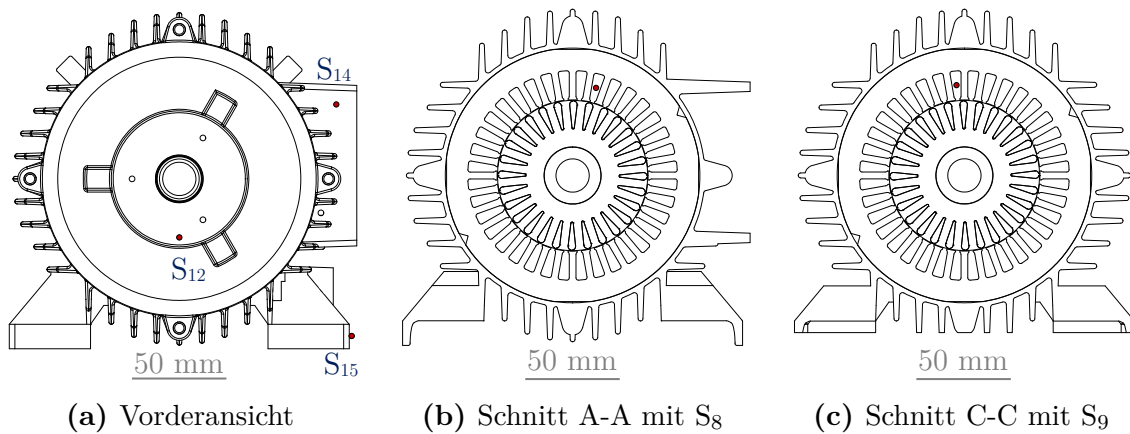


Abbildung A.5: Prüfingsmotor – Vorderansicht und Schnitte A und C, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]

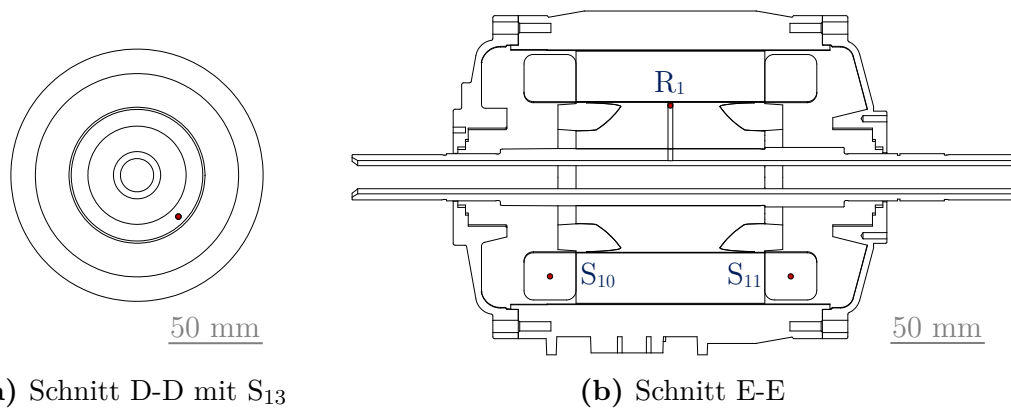


Abbildung A.6: Prüfingsmotor – Schnitte D und E, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]

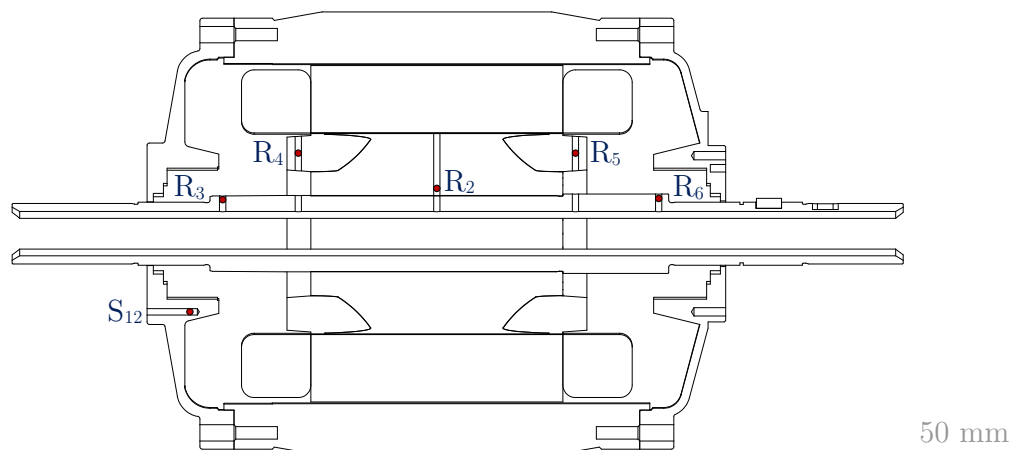
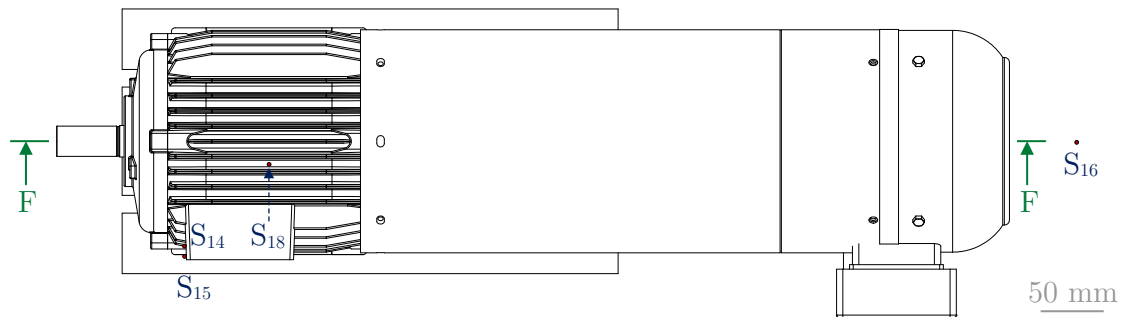
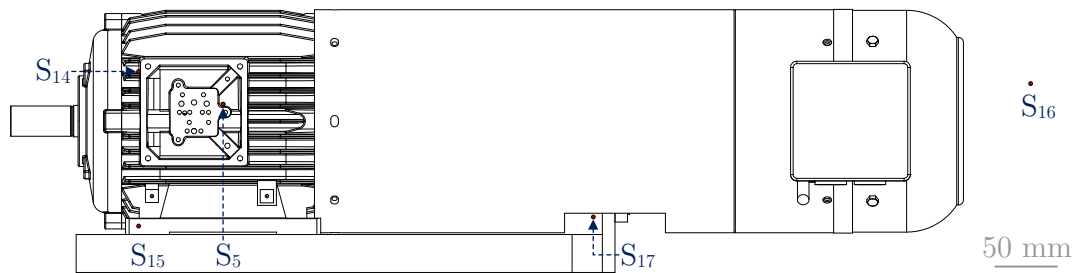


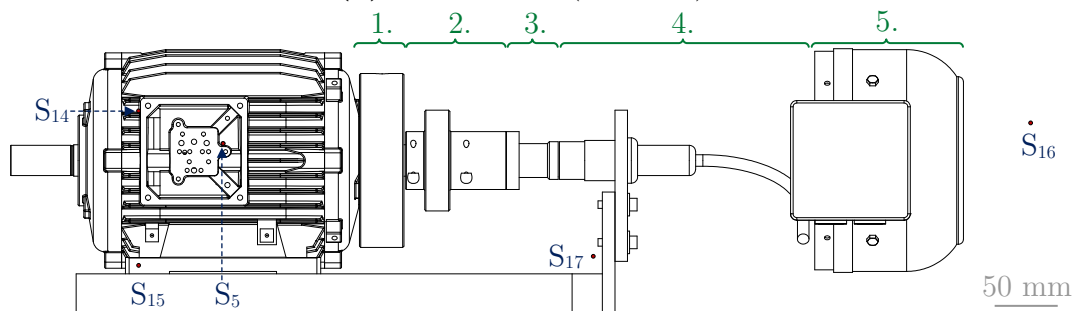
Abbildung A.7: Prüfingsmotor – Schnitt F-F, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]: Lediglich der ASM ist in diesem Schnitt dargestellt.



(a) Draufsicht mit Schnittlinie F



(b) Seitenansicht (von links)



(c) Seitenansicht (von links) ohne Lüfterhaube: Der Drehgeber (1.), der Hohlwellenadapter (2.), der Sender der Rotor-Telemetrie (3.), der Empfänger der Rotor-Telemetrie inklusive Kabel (4.) und der Fremdlüfter (5.) sind gekennzeichnet.

Abbildung A.8: Prüflingsmotor mit Drehgeber, Sender und Empfänger der Rotor-Telemetrie sowie Fremdlüfter – Draufsicht und Seitenansicht, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]

A.4 Erster Datensatz für die Identifikation des ETB

Für die Aufnahme des Datensatzes \mathcal{D}_4 wird bei verschiedenen Solldrehzahlen, nämlich $n^* \in \{250; 750; 1250; 1750; 2250; 2750\} \text{ min}^{-1}$, die $i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Stromebene in äquidistante Abschnitte unterteilt. Alle dabei gerasterten Betriebspunkte, die die Strom- und Spannungsgrenzen (inklusive Sicherheitsbereiche) erfüllen, werden für jeweils kurze Zeitintervalle am Prüfstand aufgeschaltet und im stationären Zustand für 5000 Abtastschritte mit 10 kHz aufgezeichnet, das heißt für 0,5 s. Dabei werden insgesamt 481 Betriebspunkte messtechnisch erfasst, die in Abbildung A.9 visualisiert sind. Hierbei ist anzumerken, dass bei der Solldrehzahl $n^* = 1750 \text{ min}^{-1}$ der Betriebspunkt oben links ($i_{s,d}^* = 0,25 \text{ A}$, $i_{s,q}^* \approx 4,16 \text{ A}$) zu einer deutlich höheren Rotor- sowie Statorkreisfrequenz und dadurch zu einem höheren Spannungsbetrag führen würde als der Betriebspunkt direkt rechts daneben ($i_{s,d}^* \approx 0,83 \text{ A}$, $i_{s,q}^* \approx 4,16 \text{ A}$). Bei dem linken Betriebspunkt ($i_{s,d}^* = 0,25 \text{ A}$, $i_{s,q}^* \approx 4,16 \text{ A}$) übersteigt dieser Spannungsbetrag die verfügbare Spannung mit dem betrachteten Sicherheitsbereich und deshalb ist dieser nicht Teil des Datensatzes \mathcal{D}_4 . Aus den Gleichungen (2.32) sowie (3.66) folgt die maximale Statorspannung als 325,27 V und es wird hierfür ein Sicherheitsbereich von 32,85 V verwendet. Die Stromgrenze wird um 1 % höher als der Nennstrom gewählt und für den Strom wird kein Sicherheitsbereich berücksichtigt.

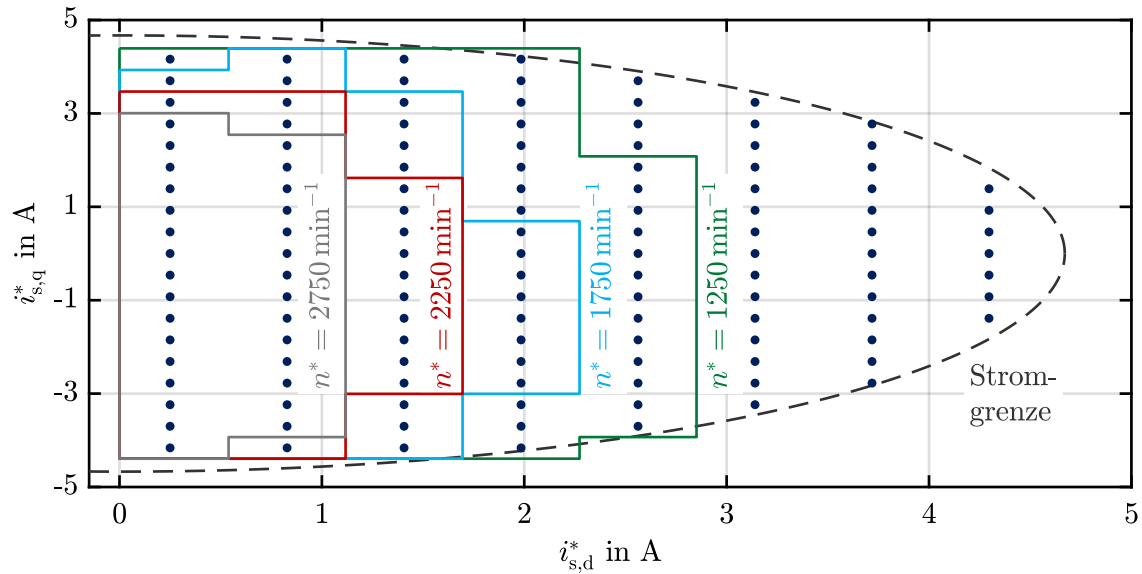


Abbildung A.9: Betriebspunkte des Datensatzes \mathcal{D}_4 in der $i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Ebene: Bei sechs Solldrehzahlen $n^* \in \{250; 750; 1250; 1750; 2250; 2750\} \text{ min}^{-1}$ werden die eingezeichneten $i_{s,d}^*-i_{s,q}^*$ -Kombinationen (blaue Punkte) am Prüflingsmotor nacheinander eingeregelt, wobei für höhere Solldrehzahlen ($n^* \geq 1250 \text{ min}^{-1}$) aufgrund der Spannungsbegrenzung (inklusive Sicherheitsbereich) nur Betriebspunkte innerhalb der hervorgehobenen Grenzen (grün, blau, rot, grau) berücksichtigt werden.

A.5 Konvergenzzeit des ETB

In Abschnitt 5.4 wird beschrieben, dass die Offline-Identifikation des ETB lediglich Betriebspunkte mit einer Drehzahl größer als 300 min^{-1} berücksichtigt. Zur Begründung dieses Vorgehens wird in diesem Abschnitt die Konvergenzzeit des identifizierten ETB mit den Parametern gemäß Tabelle 5.4 adressiert. Dabei wird der ETB bei Stillstand ($n = 0 \text{ min}^{-1}$) und bei einer mittleren Drehzahl ($n = 1000 \text{ min}^{-1}$) simuliert. Die Simulationen werden unter Vorgabe einer rotierenden Statorspannung mit konstantem Statorspannungsbetrag durchgeführt. Auf die Einbeziehung eines Umrichtermodells wird verzichtet und stattdessen diese (exakten) Statorspannungen im ETB verwendet. Die Statorstrommesswerte werden hierbei direkt aus der inneren Statorstrommodellierung des ETB unter stationären Bedingungen abgeleitet. In den Simulationen werden ein Rotorfluss ψ_r von $0,7 \text{ Vs}$, ein Drehmoment T von null und eine Stator- ϑ_s sowie Rotortemperatur ϑ_r von 20 °C angenommen. Es wird lediglich das elektrische Teilmodell des ETB betrachtet und darin die angenommene Rotor- sowie Statortemperatur direkt verwendet. Bei der PWM-Periode $k = 0$ wird das adaptive Kalman-Filter des ETB initialisiert, das heißt, unter anderem werden die geschätzten Zustandsgrößen auf null gesetzt.

Die Abbildung A.10 stellt den in den Simulationen geschätzten Rotorflussbetrag normiert auf den jeweiligen stationären Endwert dar. Aus dieser Darstellung ist abzuleiten, dass der ETB bei $n = 1000 \text{ min}^{-1}$ nach 307 PWM-Perioden 99,9 % des stationären Endwertes erreicht. Im Gegensatz dazu benötigt der ETB dafür 6182 PWM-Perioden bei $n = 0 \text{ min}^{-1}$. Dementsprechend müssten in der Offline-Identifikation deutlich mehr PWM-Perioden simuliert werden, um stationäre Bedingungen zu erreichen.

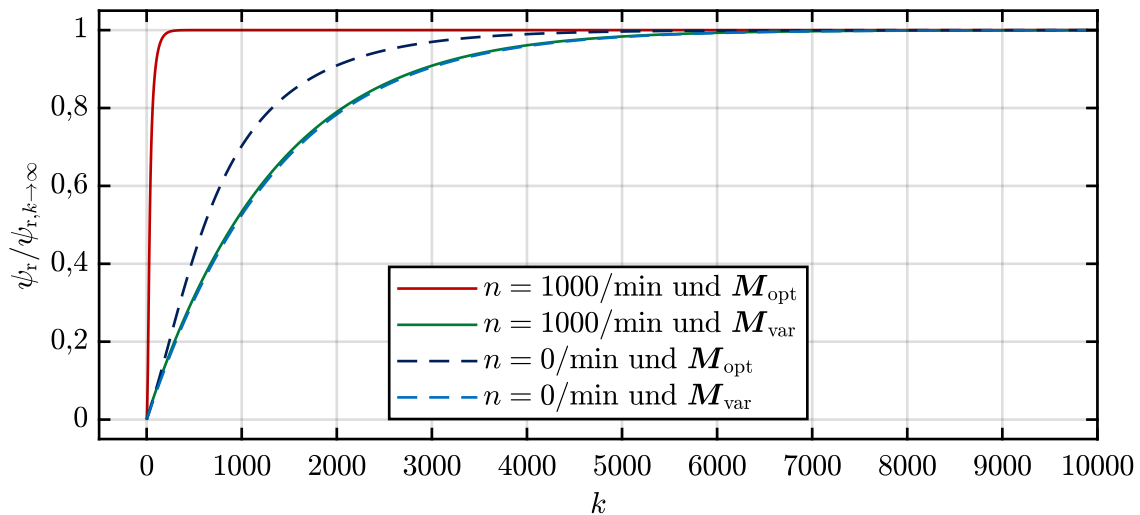


Abbildung A.10: Simulierter Rotorflussbetrag nach Initialisierung des ETB und bei Vorgabe eines stationären Betriebspunkts: Der Rotorflussbetrag ist auf den jeweiligen stationären Endwert normiert gegenüber der Anzahl simulierter PWM-Perioden dargestellt – bei $k = 0$ wird die Initialisierung durchgeführt.

An dieser Stelle wird außerdem auf die Konvergenzzeit eines Strommodell-Beobachters eingegangen. Hierfür wird die Modellrauschmatrix des ETB in den Simulationen festgelegt als

$$\mathbf{M}_{\text{var}} = \begin{bmatrix} m_{1,\text{var}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m_{1,\text{var}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_{2,\text{var}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & m_{2,\text{var}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10^{10} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10^{10} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-10} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10^{-10} \end{bmatrix} . \quad (\text{A.39})$$

Dabei werden für die Parameter $m_{1,\text{var}}$ und $m_{2,\text{var}}$ die Werte 10^{10} bzw. 10^{-10} anstelle von $+\infty$ bzw. null gewählt, damit bei der Simulation des ETB keine numerischen Probleme auftreten. Ansonsten werden die optimierten Parameter des ETB gemäß Tabelle 5.4 verwendet und dieselben beschriebenen Simulationen durchgeführt. In Abbildung A.10 ist zu erkennen, dass ein solcher Beobachter ungefähr 8155 PWM-Perioden bei $n = 1000 \text{ min}^{-1}$ (und 8348 PWM-Perioden bei $n = 0 \text{ min}^{-1}$) bis zur Konvergenz benötigen würde. Sofern Strommodell-Beobachter offline elektrisch-thermisch identifiziert werden sollen, ist dementsprechend von einem deutlich höheren Rechenaufwand bei der Identifikation auszugehen.

A.6 Implementierungsaspekte der Parameteraktualisierung im ETB

Bei der Online-Implementierung des ETB (und gegebenenfalls des AKF) empfiehlt es sich, einen weiteren Aspekt zu berücksichtigen, um eine stabile und physikalisch sinnvolle Nachführung der Modellparameter zu erhalten. Dieser Aspekt wird in diesem Abschnitt erläutert. Zur einfacheren Darstellung wird auf die Kennzeichnung der Zustandsabhängigkeiten verzichtet, das heißt beispielsweise $R = R(\vartheta)$. Der Rotorwiderstand wird in Abschnitt 4.3 als abhängig von der Rotorkreisfrequenz ω_r und der Rotortemperatur ϑ_r modelliert:

$$R_r = R_{\text{dc},r} \cdot \left[1 + h_r \cdot \omega_r^2 \right] \cdot \underbrace{(1 + \alpha_r \cdot (\vartheta_r - 20 \text{ °C}))}_{f_r} . \quad (\text{A.40})$$

Dabei ist die Rotorkreisfrequenz definiert als

$$\omega_r = R_r \cdot \underbrace{\frac{L_m \cdot \dot{i}_{s,l,q}}{L_r \cdot \psi_r}}_g = R_r \cdot g \quad (\text{A.41})$$

Eingesetzt in Gleichung (A.40) führt dies zu

$$\begin{aligned} R_r &= R_{\text{dc},r} \cdot \left[1 + h_r \cdot (R_r \cdot g)^2 \right] \cdot f_r \\ \Leftrightarrow \quad 0 &= R_r^2 \cdot g^2 \cdot R_{\text{dc},r} \cdot h_r \cdot f_r - R_r + R_{\text{dc},r} \cdot f_r . \end{aligned} \quad (\text{A.42})$$

Im Folgenden wird stets ein vorhandener Rotorfluss angenommen, also $\psi_r \neq 0$. Sofern keine q-Stromkomponente vorliegt, das heißt

$$i_{s,l,q} = 0, \quad (\text{A.43})$$

gilt für den Rotorwiderstand

$$R_r = R_{dc,r} \cdot f_r. \quad (\text{A.44})$$

Ansonsten kann folgende Umformung durchgeführt werden:

$$R_r = \frac{1}{2 \cdot g^2 \cdot R_{dc,r} \cdot h_r \cdot f_r} - \sqrt{\left(\frac{1}{2 \cdot g^2 \cdot R_{dc,r} \cdot h_r \cdot f_r} \right)^2 - \frac{1}{g^2 \cdot h_r}}. \quad (\text{A.45})$$

Hierbei wird lediglich die Subtraktion der Wurzel betrachtet, da ansonsten für kleine q-Stromkomponenten $i_{s,l,q}$ der Widerstand gegen unendlich verlaufen würde und das nicht konsistent mit der Modellierung ist. Damit sich eine stationäre Lösung ergeben kann, muss für den Radikanden in Gleichung (A.45) gelten

$$\begin{aligned} & \left(\frac{1}{2 \cdot g^2 \cdot R_{dc,r} \cdot h_r \cdot f_r} \right)^2 - \frac{1}{g^2 \cdot h_r} \geq 0 \\ \Rightarrow & |g| \leq \frac{1}{2 \cdot R_{dc,r} \cdot f_r \cdot \sqrt{h_r}} = g_{\max}. \end{aligned} \quad (\text{A.46})$$

In der Implementierung muss dementsprechend bei der Aktualisierung des Rotorwiderstands darauf geachtet werden, dass für g kein betragsmäßig größerer Wert als g_{\max} berücksichtigt wird. Somit wird für die Nachführung des Rotorwiderstands (und des Statorwiderstands) eine wie folgt modifizierte Rotorkreisfrequenz $\omega_{r,\lim}$ betrachtet:

$$\omega_{r,\lim} = \begin{cases} R_r \cdot g & , \text{ für } \left| \frac{L_m \cdot i_{s,l,q}}{L_r \cdot \psi_r} \right| < g_{\max} \\ R_r \cdot g_{\max} & , \text{ für } \left| \frac{L_m \cdot i_{s,l,q}}{L_r \cdot \psi_r} \right| \geq g_{\max} \end{cases}. \quad (\text{A.47})$$

Hieraus lässt sich direkt die stationäre maximale Rotorkreisfrequenz bestimmen, bis zu der die nicht limitierte Modellierung möglich ist:

$$\omega_{r,\lim,\max} = \frac{1}{2 \cdot g_{\max}^2 \cdot R_{dc,r} \cdot h_r \cdot f_r} \cdot \frac{1}{2 \cdot R_{dc,r} \cdot f_r \cdot \sqrt{h_r}} = \frac{1}{\sqrt{h_r}}. \quad (\text{A.48})$$

Dadurch ergibt sich die limitierte Rotorkreisfrequenz für die Aktualisierung des Rotorwiderstands:

$$\omega_{r,\lim} = \begin{cases} R_r \cdot g & , \text{ für } \left| \frac{L_m \cdot i_{s,l,q}}{L_r \cdot \psi_r} \right| < g_{\max} \\ \frac{1}{\sqrt{h_r}} & , \text{ für } \left| \frac{L_m \cdot i_{s,l,q}}{L_r \cdot \psi_r} \right| \geq g_{\max} \end{cases}. \quad (\text{A.49})$$

Die limitierte Statorkreisfrequenz für die Aktualisierung des Statorwiderstands folgt analog als

$$\omega_{s,\text{lim}} = \omega_{rs,m} + \omega_{r,\text{lim}}. \quad (\text{A.50})$$

Abschließend soll dargestellt werden, für welche Betriebsbereiche diese Limitierung der Rotorkreisfrequenz relevant ist. Dabei werden die optimierten ETB-Parameter gemäß Tabelle 5.4 betrachtet. Aus den Gleichungen (A.46) und (A.49) lässt sich ableiten, dass die Limitierung dann Auswirkungen hat, wenn die Rotortemperatur ϑ_r hoch, der Rotorfluss ψ_r klein oder die q-Stromkomponente $i_{s,l,q}$ groß ist. Deshalb wird der Extremfall mit einer (maximal angenommenen) Rotortemperatur von 150 °C und einer maximalen q-Stromkomponente $i_{s,l,q} = \sqrt{2} \cdot I_N \approx 4,62 \text{ A}$ betrachtet. Hierfür lässt sich feststellen, dass diese Limitierung im stationären Betrieb für einen Rotorflusswert von mindestens 0,07 Vs (bzw. $i_{s,l,d} \geq 0,14 \text{ A}$) stets inaktiv ist, also der obere Fall in Gleichung (A.49) erfüllt ist. Somit kann diese Limitierung (bei beliebiger Rotortemperatur ϑ_r und bei beliebiger q-Stromkomponente $i_{s,l,q}$) im stationären Betrieb erst bei einem Rotorfluss unter 0,07 Vs einen Einfluss haben.

Tabellenverzeichnis

3.1	Parameter des EGU	33
3.2	Konfigurationsparameter des Trainingsprozesses und Aufteilung des Datensatzes	40
3.3	Hyperparameteroptimierung	40
3.4	Relevante Komponenten des Prüfstands und des Messaufbaus	46
3.5	Performanz der Umrichtermodelle basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,te}$	49
3.6	Online-Berechnungszeiten und Offline-Identifikationszeiten der Modelle	52
3.7	THD der Phasenströme gemäß Gleichung (3.70) für die Testszenarien	54
4.1	Eigenschaften des Prüflingsmotors nach Typenschildangaben	73
4.2	Relevante mechanische Systemeigenschaften gemäß Datenblattangaben	73
4.3	Mit Standardtestverfahren identifizierte Parameter nach [126]	77
4.4	Konfigurationsparameter der PSO	82
4.5	Parameterbereiche (PB) und ermittelte optimale Parameter	82
4.6	Absolute und relative Genauigkeit der Drehmomentschätzung auf Grundlage der Betriebspunkte des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$	82
4.7	Statistische Größen der zeitlichen Dauer einer PSO-Iteration auf einem Standard-Bürocomputer (Prozessor: i7-7700)	85
4.8	Online-Rechenzeit der FOR mit den verschiedenen Beobachtertypen pro PWM-Periode auf dem RCPS	87
4.9	Performanz der betrachteten Drehmomentsteuerungen	91
4.10	Genauigkeit der Schätzung der elektrischen Leistungen basierend auf den Betriebspunkten des Datensatzes \mathcal{D}_3 in absoluten und relativen Größen	100
4.11	Gemessene Verlustleistung des ASM, des Umrichters und des elektrischen Antriebs (ASM und Umrichter zusammen) basierend auf den Betriebspunkten des Datensatzes \mathcal{D}_3	100
4.12	Werte für die Normalisierung in der Vor- und Nachverarbeitung	106
4.13	Konfiguration des Trainingsprozesses und Eigenschaften der KNN zur Schätzung der Statorflusskomponenten	108
4.14	Genauigkeit der Drehmomentschätzung basierend auf den Betriebspunkten des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$ in absoluten und relativen Werten	108
5.1	Relevante Komponenten und Messgeräte am Prüfstand	123
5.2	Eigenschaften des Prüflingsmotors nach Datenblattangaben [16]	123
5.3	Mit Standardtestverfahren identifizierte Parameter des Prüflingsmotors	125
5.4	Parameterbereiche (PB) und mit der PSO identifizierte Parameter x_{opt}	129

5.5	Genauigkeit der Drehmoment- und Temperaturschätzung auf Grundlage der Betriebspunkte des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{5,te}$ für das ETB und das AKF	131
5.6	Abweichungen der Drehmomentsteuerung und Temperaturschätzung basierend auf dem Datensatz \mathcal{D}_6	132
A.1	Eigenschaften des Lastmotors in Kapitel 4 nach Typenschildangaben	143
A.2	Relevante Komponenten des Prüfstands in Kapitel 4	144
A.3	Parameter des Prüflingsmotors gemäß Datenblattangaben [16]	144

Abbildungsverzeichnis

2.1	Struktur der betrachteten ASM-Antriebe	5
2.2	Explosivdarstellung eines standardmäßigen industriellen ASM mit Drehgeber – erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]	6
2.3	Beziehung relevanter Koordinatensysteme bei der ASM-Modellierung	7
2.4	Standardmäßiges ESB eines ASM unter Betrachtung der Größen in rotorflussorientierten Koordinaten	8
2.5	Struktur einer standardmäßigen FOR zur Drehmomentsteuerung . . .	10
2.6	Aufbau der inneren Stromregelung der FOR	12
3.1	Schematischer Aufbau des betrachteten dreiphasigen Zweistufen- IGBT-Umrichters mit integriertem unidirektionalem Gleichrichter zur Zwischenkreisspeisung	16
3.2	Elektrisches Ersatzschaltbild des betrachteten Umrichters mit unidirektionalem Gleichrichter zur Zwischenkreisspeisung – angelehnt an [24]	17
3.3	Schematische Integration eines Umrichtermodells und eines Umrichter kompensationsverfahrens in die standardmäßige FOR . . .	18
3.4	Darstellung einer Umrichterphase x und der Vorwärtsspannungen . .	21
3.5	Strompfad abhängig von Schaltfunktion $s_{u x}$ und Phasenstrom i_x . .	22
3.6	Qualitative Darstellung des idealen und realen Schaltverhaltens . . .	23
3.7	Modellierung des Schaltverhaltens und der Spannungstransienten . .	25
3.8	Fallunterscheidung im erweiterten Greybox-Umrichtermodell	28
3.9	Spezieller Ausschaltvorgang des oberen Transistors	30
3.10	Exemplarischer Funktionsverlauf $f(\tilde{i})$ für $k_{f,3} > 0$ und $k_{f,2} > k_{f,1}$. .	31
3.11	Berücksichtigung des Motoranschlusskabel-Modells (hellblau) bei der Statorspannungsschätzung	33
3.12	Erweiterung des Stromreglers aus Abbildung 2.6 um das Motoranschlusskabel-Modell (hellblau)	35
3.13	Ersatzschaltbild eines IGBT mit parasitärer Kapazität und parasitären Induktivitäten im Leistungspfad – angelehnt an [53] . . .	37
3.14	Struktur des vorwärtsgerichteten KNN für das Blackbox- Umrichtermodell – angelehnt an [54]	39
3.15	Aktivierungsfunktionen in der Hyperparameteroptimierung	41
3.16	Ergebnisse der Hyperparameteroptimierung und der lokalen Optimierung basierend jeweils auf dem entsprechenden Trainingsdatensatz	42

3.17	Visualisierung der im Trainingsprozess verwendeten Größen und deren zeitlicher Beziehungen	44
3.18	Struktur des Messaufbaus	45
3.19	Visualisierung von 20 000 Datenpunkten des Datensatzes \mathcal{D}_1 in der d_x - \bar{i}_x -Ebene für eine exemplarische Phase $x = b$	47
3.20	Verteilung der Spannungsschätzfehler $e_{x,v}[k]$ des BBU (blau) und des EGU (rot) für eine beispielhafte Phase $x = b$ basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,te}$	50
3.21	Visualisierung der RMS-Schätzfehler des EGU und des BBU in der d_x - $\bar{i}_{x,m}$ -Ebene für eine Phase $x = b$ basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{1,te}$	51
3.22	Vergleich der Verteilungen der Spannungsschätzfehler einer beispielhaften Phase $x = b$ bei Verwendung des EGU (rot) und des BBU (grau)	52
3.23	Gemessener Phasenstrom $i_{b,m}$ im Zeit- und Frequenzbereich unter Verwendung der Umrichter kompensationsverfahren im Referenzarbeitspunkt ($n^* = 1444 \frac{1}{\text{min}}$; $i_{s,d}^* = 2,86 \text{ A}$; $i_{s,q}^* = 3,75 \text{ A}$)	55
4.1	Schematische Darstellung der Drehmomentsteuerung in der FOR	60
4.2	Offline-Identifikationsprozess der Rotorflussbeobachter-Parameter	63
4.3	ESB des ASM mit veränderlichen Modellparametern	65
4.4	Modellierung der magnetischen Sättigung und des Skineffekts	66
4.5	Strukturbild des Kalman-Filters – angelehnt an [120], [121]	71
4.6	Foto des Prüfstands mit Beschriftung wesentlicher Komponenten	74
4.7	Schema des mechanischen Prüfstandaufbaus	75
4.8	Freikörperbild des vereinfachten mechanischen Prüfstandaufbaus	75
4.9	Analyse des Reibdrehmoments	77
4.10	Betriebspunkte des Datensatzes \mathcal{D}_2 in der $i_{s,d}^*$ - $i_{s,q}^*$ -Ebene	79
4.11	Verteilung der Drehmoment-Schätzfehler $e_{T,o}$ des AKF, des ASB und des BSB basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{2,te}$	84
4.12	Performanz in Abhängigkeit von der Anzahl durchgeführter PSO-Iterationen	85
4.13	Drehmomentverlauf bei einem Lastpunktwechsel zwischen zwei exemplarischen Betriebspunkten des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$	86
4.14	Integration der vorgestellten Rotorflussbeobachter in das FOR-Schema	88
4.15	Genauigkeit der Drehmomentsteuerung auf Basis der FOR mit dem AKF und dem ASB bei $n^* = 1750 \text{ min}^{-1}$	89
4.16	Genauigkeit der Drehmomentsteuerung auf Basis der FOR mit dem BSB bei $n^* = 1750 \text{ min}^{-1}$	90
4.17	Vergleich der Drehmomentsteuerung auf Basis der FOR mit dem AKF, dem ASB und dem BSB	92
4.18	Gemessenes und gefiltertes Drehmoment $T_{m,lp}$ bei einer Drehzahlrampe aus dem Stillstand für die FOR jeweils unter Nutzung des ASB, des BSB oder des AKF-DP als internen Rotorflussbeobachter	94

4.19	Gemessener Umrichter-Eingangsstrom für einen exemplarischen Betriebspunkt des Prüflingsmotors ($n^* = 2750 \text{ min}^{-1}$; $\psi_r^* = 0,2 \text{ Vs}$; $T^* = 2,5 \text{ Nm}$)	97
4.20	Struktur der Leistungsmessung am Prüfstand	98
4.21	Betriebspunkte des Datensatzes \mathcal{D}_3	99
4.22	Verteilung des Fehlers zwischen der geschätzten und der gemessenen Verlustleistung des ASM (blau) sowie des Umrichters (rot) für den Datensatz \mathcal{D}_3	101
4.23	Geschätzte Verlustleistungskomponenten und gemessene Verlustleistung $P_{l,m}$ des ASM für drei exemplarische Betriebspunkte B_1 , B_2 , B_3 bei sechs Solldrehzahlen n^* (angegeben in grauer Schrift) . . .	102
4.24	Klassisches ESB des ASM im statorfesten Koordinatensystem – angelehnt an [14], [15]	104
4.25	Struktur des HB	105
4.26	Lernkurven während des Trainingsprozesses des HB	109
4.27	Verteilung der Drehmoment-Schätzfehler des BSB $e_{T,BSB}$ und des HB $e_{T,HB}$ basierend auf dem Testdatensatz $\mathcal{D}_{2,te}$	109
4.28	Statorflussverlauf des BSB und des HB für einen exemplarischen Betriebspunkt ($n^* = 1500 \text{ min}^{-1}$; $i_d^* = 2,0 \text{ A}$; $i_q^* \approx 4,0 \text{ A}$) des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{2,te}$	110
5.1	Kombinierte elektrisch-thermische Modellbildung	115
5.2	Offline-Identifikation des elektrisch-thermischen Modells	116
5.3	Elektrische und thermische Modellstruktur	117
5.4	Übersichtsfoto des elektrisch-thermischen Prüfstands mit der Beschriftung wichtiger Komponenten	122
5.5	Position der relevanten Thermoelemente im Prüflingsmotor – erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]	124
5.6	Betriebspunkte des elektrisch-thermischen Datensatzes \mathcal{D}_5	126
5.7	Triggersignale des elektrischen und thermischen Teilmodells während der Simulationen im Offline-Parameteridentifikationsprozess	128
5.8	Verteilung der Drehmoment-Schätzfehler e_T für den ETB (rot) und das AKF (blau) basierend auf allen Datenpunkten des Testdatensatzes $\mathcal{D}_{5,te}$	131
5.9	Zeitlicher Verlauf der gemessenen Drehzahl (erster Plot von oben), des geschätzten Rotorflusses (zweiter Plot), der Temperaturen (dritter Plot) und des Drehmoments (vierter Plot) des Prüflingsmotors	133
5.10	Berechnete Effizienz des Prüflingsmotors in der $i_{s,d}^* - i_{s,q}^*$ -Stromebene für die Drehzahl $n = 1000 \text{ min}^{-1}$, die Statortemperatur $\vartheta_s = 20 \text{ }^\circ\text{C}$ und die Rotortemperatur $\vartheta_r = 20 \text{ }^\circ\text{C}$ – unter Nutzung der Vorgehensweise in [12]	135
A.1	Wicklungsschema des Prüflingsmotors – erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]	144
A.2	Fotos des Rotors und der Kontaktierung des Telemetriesystems	145

A.3	Prüflingsmotor – Seitenansicht (von links) mit Schnittlinien A bis E, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]	146
A.4	Prüflingsmotor – Schnitt B-B, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]	146
A.5	Prüflingsmotor – Vorderansicht und Schnitte A und C, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]	147
A.6	Prüflingsmotor – Schnitte D und E, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]	147
A.7	Prüflingsmotor – Schnitt F-F, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]	147
A.8	Prüflingsmotor mit Drehgeber, Sender und Empfänger der Rotor-Telemetrie sowie Fremdlüfter – Draufsicht und Seitenansicht, erstellt unter Nutzung eines bereitgestellten CAD-Modells [16]	148
A.9	Betriebspunkte des Datensatzes \mathcal{D}_4 in der $i_{s,d}^*$ - $i_{s,q}^*$ -Ebene	149
A.10	Simulierter Rotorflussbetrag nach Initialisierung des ETB und bei Vorgabe eines stationären Betriebspunkts	150

Abkürzungsverzeichnis

AKF	Adaptives Kalman-Filter
AKF-DP	Adaptives Kalman-Filter mit drehzahlabhängigem Parametersatz
ASB	Adaptive Variante des Strommodell-Beobachters
ASIC	Anwendungsspezifische integrierte Schaltung (englischer Fachbegriff: application-specific integrated circuit)
ASM	Asynchronmotor
BBU	Blackbox-Umrichtermodell
BGU	Basis-Greybox-Umrichtermodell
BKF	Basis-Kalman-Filter
BSB	Basis-Strommodell-Beobachter
BW	Bremswiderstand
CAD-Modell	Rechnerunterstütztes Konstruktionsmodell (englischer Fachbegriff: computer-aided design model)
DFG	Deutsche Forschungsgemeinschaft
EGU	Erweitertes Greybox-Umrichtermodell
EMAS	Einzelmotor-Antriebssystem
ESB	Ersatzschaltbild
ETB	Elektrisch-thermischer Beobachter
FOR	Feldorientierte Regelung
HB	Hybrider Beobachter
IGBT	Bipolartransistor mit isolierter Gate-Elektrode (englischer Fachbegriff: insulated-gate bipolar transistor)
IU	Modell des idealen Umrichters
KKF	Kalman-Filter mit konstanten und nichtadaptiven Motorparametern

KNN	Künstliches neuronales Netz
LEA	Leistungselektronik und Elektrische Antriebstechnik
LMBA	Levenberg-Marquardt-Backpropagations-Algorithmus
LPTM	Thermisches Netzwerkmodell mit konzentrierten Elementen (englischer Fachbegriff: lumped-parameter thermal model)
MMAS	Mehrmotoren-Antriebssystem
PB	Parameterbereiche
PI-Regler	Proportional-Integral-Regler
PMSM	Permanenterregter Synchronmotor
PSO	Partikelschwarmoptimierung
PWM	Pulsweitenmodulation
RCPS	Rapid-Control-Prototyping-System
RMS	Quadratischer Mittelwert
SU	Simplex Umrichtermodell
THD	Oberschwingungsgesamtverzerrung (englischer Fachbegriff: total harmonic distortion)

Symbolverzeichnis

Formelzeichen

A	Flächeninhalt einer geometrischen Anordnung
\mathbf{A}	Systemmatrix der zeitdiskreten Zustandsraumdarstellung
\mathbf{B}	Eingangsmatrix der zeitdiskreten Zustandsraumdarstellung
\mathbf{C}	Ausgangsmatrix der Zustandsraumdarstellung
C_{th}	Wärmekapazität
d	Tastverhältnis
d_{d}	Dauer eines Schaltvorgangs, bei dem der Strom vom ausschaltenden Transistor auf die Diode kommutiert, bezogen auf die PWM-Periodendauer
d_{it}	Wechselsperrzeit bezogen auf die PWM-Periodendauer
d_{sig}	Signalverzögerung bezogen auf die PWM-Periodendauer
d_{sup}	Minimale Dauer eines von der Treiberschaltung nicht unterdrückten Einschaltimpulses bezogen auf die PWM-Periodendauer
d_{t}	Maximale Dauer eines Schaltvorgangs bezogen auf die PWM-Periodendauer
Δd	Abweichung im Tastverhältnis aufgrund der Wechselsperrzeit
\mathcal{D}	Datensatz
\mathbf{D}	Durchgriffsmatrix der Zustandsraumdarstellung
e	Abhängig vom Kontext: Modellfehler bzw. Schätzfehler des Modells oder Eulersche Zahl
$e^{\mathbf{X}}$	Matrixexponential einer Matrix \mathbf{X}
ϵ	Elektrischer Drehwinkel
\mathbf{f}	Nichtlineare vektorwertige Funktion
f_{s}	PWM-Schaltfrequenz
H_0	Alternative Heaviside-Funktion gemäß Gleichung (3.8)

i	Elektrischer Strom
i_{in}	Eingangsstrom des Umrichters
\mathbf{i}_{r}	Rotorstrom im statorfesten Koordinatensystem
\mathbf{i}_{s}	Statorstrom im statorfesten Koordinatensystem
\mathbf{I}_x	Einheitsmatrix der Größe $x \times x$
J	Abhängig vom Kontext: Kostenfunktional oder Rotationsträgheit einer Komponente
\mathbf{J}	Drehmatrix (Drehung um 90°)
j	Imaginäre Einheit
k	Abtastindex
\mathbf{K}_{c}	Kalman-Verstärkungsmatrix
L_{m}	Hauptinduktivität
L_{r}	Rotorinduktivität
L_{s}	Statorinduktivität
$L_{\sigma\text{r}}$	Rotorstreuinduktivität
$L_{\sigma\text{s}}$	Statorstreuinduktivität
m	Aussteuerungsgrad bzw. Modulationsgrad
\mathbf{M}	Systemrauschmatrix für das Kalman-Filter
n	Drehzahl der Motorwelle
N	Anzahl der Datenpunkte in einem Datensatz
\mathbf{N}	Messrauschmatrix für das Kalman-Filter
ω	Elektrische Kreisfrequenz
ω_{r}	Rotorkreisfrequenz (Kreisfrequenz des Rotorflusses bezogen auf das läuferfeste Koordinatensystem)
ω_{rs}	Elektrische Kreisfrequenz der Rotation des Rotors
ω_{s}	Statorkreisfrequenz (Kreisfrequenz des Statorflusses bezogen auf das statorfeste Koordinatensystem)
p	Polpaarzahl
\mathbf{p}	Parametervektor eines Modells
P_{el}	Elektrische Leistung
P_{l}	Verlustleistung des (Prüflings-)Motors

$P_{l,el}$	Elektrische Verlustleistung des (Prüflings-)Motors
$P_{l,me}$	Mechanische Verlustleistung des (Prüflings-)Motors
$P_{l,r}$	Verlustleistung im Rotor des (Prüflings-)Motor
$P_{l,s}$	Verlustleistung im Stator des (Prüflings-)Motor
P_{me}	Mechanische Leistung
P_{in}^I	Eingangsleistung des Umrichters
P_l^I	Verlustleistung des Umrichters
P_{out}^I	Ausgangsleistung des Umrichters
ψ	Betrag des magnetischen Flusses
ψ_r	Betrag des Rotorflusses
ψ_r	Rotorfluss im statorfesten Koordinatensystem
ψ_s	Statorfluss im statorfesten Koordinatensystem
r_{fe}	Widerstandsverhältnis
$r_{l,fe}$	Relativer Anteil der Eisenverluste im Stator
$r_{l,me}$	Relativer Anteil der mechanischen Verluste im Stator
R_{fe}	Eisenverlustwiderstand
R_r	Rotorwiderstand (elektrischer Widerstand des Rotorkäfigs)
R_s	Statorwiderstand (elektrischer Widerstand der Statorwicklung)
R_{th}	Thermischer Widerstand
s	Schaltfunktion für einen Leistungshalbleiter
sgn	Vorzeichenfunktion gemäß Gleichung (3.13)
σ	Abhängig vom Kontext: Streuziffer oder Standardabweichung
t	Zeit
T	Elektromagnetisches Drehmoment des (Prüflings-)Motors im Luftspalt
$\mathbf{T}_{23}, \mathbf{T}_{32}$	Clarke-Transformationsmatrizen gemäß Gleichungen (2.1) - (2.2)
T_{it}	Wechselsperrzeit des Umrichters
T_s	PWM-Periodendauer bzw. elektrisches Abtastintervall
$\mathbf{T}_{s\psi}$	Rotationsmatrix der Park-Transformation gemäß Gleichung (2.3)
$T_{th,s}$	Thermisches Abtastintervall

$T_{\text{TM,d}}$	Reibdrehmoment des (Prüflings-)Motors
τ_{r}	Rotorzeitkonstante
τ_{s}	Statorzeitkonstante
ϑ_{a}	Umgebungstemperatur
ϑ_{r}	Rotortemperatur
ϑ_{s}	Statortemperatur
u	Elektrische Spannung
u_{d}	Vorwärtsspannung einer Diode
u_{dc}	Zwischenkreisspannung
u_{l}	Unteres stationäres Spannungsniveau
u_{u}	Oberes stationäres Spannungsniveau
$\boldsymbol{u}_{\text{s}}$	Statorspannung im statorfesten Koordinatensystem
u_{t}	Vorwärtsspannung eines Transistors
w	Gewichtungsfaktor

Indizes und Akzente

x	Skalare (modellierte und geschätzte) Größe
x^*	Sollgröße
\bar{x}	Mittelwert einer Größe
\tilde{x}	Normierte Größe
x_{m}	Gemessene Größe
x_{N}	Nennwert einer Größe
\boldsymbol{x}	Vektor im statorfesten Koordinatensystem
\boldsymbol{x}^{ψ}	Vektor im rotorflussorientierten Koordinatensystem
$\ \boldsymbol{x}\ $	Euklidische Norm eines Vektors
$\boldsymbol{x}^{\text{T}}$	Transponierter Vektor
$\boldsymbol{x}_{\text{abc}}$	Vektor bestehend aus den drei Phasengrößen
\boldsymbol{X}	Matrix
$\boldsymbol{X}^{\text{T}}$	Transponierte Matrix
\boldsymbol{X}^{-1}	Inverse Matrix

Verzeichnis eigener Publikationen

- [1] M. Stender, O. Wallscheid und J. Böcker, „Development of a black-box two-level IGBT three-phase inverter compensation scheme for electrical drives,“ in *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2019.
- [2] —, „Comparison of gray-box and black-box two-level three-phase inverter models for electrical drives,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 68, Nr. 9, S. 8646–8656, 2021.
- [3] —, *Inverter data set: Three-phase IGBT two-level inverter for electrical drives (Datensatz)*, 2020. Adresse: <https://www.kaggle.com/datasets/stender/inverter-data-set>.
- [4] —, *Data set description: Three-phase IGBT two-level inverter for electrical drives*, verfügbar auf Researchgate – DOI: 10.13140/RG.2.2.23335.37280, 2020. Adresse: <https://www.researchgate.net/publication/343480544>.
- [5] —, „Accurate torque estimation for induction motors by utilizing globally optimized flux observers,“ in *International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM)*, 2020.
- [6] —, „Accurate torque control for induction motors by utilizing a globally optimized flux observer,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 36, Nr. 11, S. 13 261–13 274, 2021.
- [7] —, „Gray-box loss model for induction motor drives,“ in *International Power Electronics and Motion Control Conference (PEMC)*, ausgezeichnet mit einem Best-Paper-Award, 2021.
- [8] —, „Accurate torque estimation for induction motors by utilizing a hybrid machine learning approach,“ in *International Power Electronics and Motion Control Conference (PEMC)*, 2021.
- [9] —, „Combined electrical-thermal gray-box model and parameter identification of an induction motor,“ in *Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON)*, 2021.
- [10] —, *Induction motor data set: Induction motor with thermal sensing in rotor and stator (Datensatz)*, 2024. Adresse: <https://www.kaggle.com/datasets/stender/induction-motor-data-set>.
- [11] —, *Data set description: Induction motor with thermal sensing in rotor and stator*, verfügbar auf Researchgate – DOI: 10.13140/RG.2.2.13010.98248, 2024. Adresse: <https://www.researchgate.net/publication/382249181>.

- [12] M. Stender, M. Becker, O. Wallscheid und J. Böcker, „Adaptive operating strategy for induction motors under changing electrical-thermal conditions,“ in *Conference of the Industrial Electronics Society (IECON)*, 2022.
- [13] M. Becker, M. Stender und O. Wallscheid, „Nonlinear efficiency-optimal model predictive torque control of induction machines,“ *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, Jg. 12, Nr. 5, S. 4740–4753, 2024.

Literaturverzeichnis

- [14] D. Schröder und J. Böcker, *Elektrische Antriebe - Regelung von Antriebssystemen*, 5. Aufl. Springer Vieweg, 2021.
- [15] J. Böcker, *Geregelte Drehstromantriebe – Vorlesungsskript*, Universität Paderborn – Fachgebiet Leistungselektronik und Elektrische Antriebstechnik, 2021. Adresse: https://ei.uni-paderborn.de/fileadmin-eim/elektrotechnik/fg/lea/Lehre/GDA/Dokumente/Geregelte_Drehstromantriebe_DE_EN.pdf.
- [16] EMB Elektromaschinenbau GmbH, „Dokumentation und Unterlagen zum angefertigten Asynchronmotor – von der EMB Elektromaschinenbau GmbH bereitgestellte nicht veröffentlichte Dokumente,“ 2018-2022.
- [17] E. Clarke, *Circuit analysis of AC power systems*. Wiley, 1943, Bd. 1.
- [18] R. H. Park, „Two-reaction theory of synchronous machines,“ *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers*, Jg. 48, Nr. 3, S. 716–727, 1929.
- [19] W. Peters, „Wirkungsgradoptimale Regelung von permanenterregten Synchronmotoren in automobilen Traktionsanwendungen unter Berücksichtigung der magnetischen Sättigung,“ Dissertation, Universität Paderborn, 2015.
- [20] IEEE, „IEEE Standard test procedure for polyphase induction motors and generators,“ *IEEE Std 112-2017*, S. 1–115, 2018.
- [21] DeepL SE, *DeepL Übersetzer*. Adresse: <https://www.deepl.com/translator>.
- [22] Google Ireland Limited, *Google Übersetzer*. Adresse: <https://translate.google.com>.
- [23] Dict.cc GmbH, *Dict Wörterbuch*. Adresse: <https://www.dict.cc>.
- [24] Semikron Danfoss International GmbH, *Datenblatt für Semiteach IGBT*, 2015.
- [25] M. Schubert und R. W. De Doncker, „Instantaneous phase voltage sensing in PWM voltage-source inverters,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 33, Nr. 8, S. 6926–6935, 2018.
- [26] S. M. Seyyedzadeh und A. Shoulaie, „Accurate modeling of the nonlinear characteristic of a voltage source inverter for better performance in near zero currents,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 66, Nr. 1, S. 71–78, 2019.
- [27] H. Berriri, M. W. Naouar und I. Slama-Belkhodja, „Easy and fast sensor fault detection and isolation algorithm for electrical drives,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 27, Nr. 2, S. 490–499, 2012.

- [28] O. Wallscheid, A. Specht und J. Böcker, „Observing the permanent-magnet temperature of synchronous motors based on electrical fundamental wave model quantities,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 64, Nr. 5, S. 3921–3929, 2017.
- [29] J. Böcker und S. Mathapati, „State of the art of induction motor control,“ in *IEEE International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC)*, 2007.
- [30] G. Shen, W. Yao, B. Chen, K. Wang, K. Lee und Z. Lu, „Automeasurement of the inverter output voltage delay curve to compensate for inverter nonlinearity in sensorless motor drives,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 29, Nr. 10, S. 5542–5553, 2014.
- [31] Y. Murai, T. Watanabe und H. Iwasaki, „Waveform distortion and correction circuit for PWM inverters with switching lag-times,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. IA-23, Nr. 5, S. 881–886, 1987.
- [32] R. C. Dodson, P. D. Evans, H. T. Yazdi und S. C. Harley, „Compensating for dead time degradation of PWM inverter waveforms,“ in *IEE Proceedings B - Electric Power Applications*, Bd. 137, 1990, S. 73–81.
- [33] Seung-Gi Jeong und Min-Ho Park, „The analysis and compensation of dead-time effects in PWM inverters,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 38, Nr. 2, S. 108–114, 1991.
- [34] M. Seilmeier, C. Wolz und B. Piepenbreier, „Modelling and model based compensation of non-ideal characteristics of two-level voltage source inverters for drive control application,“ in *International Electric Drives Production Conference*, 2011.
- [35] J. Koupený, „Online-Parameter-Identifikation von geregelten Antriebssystemen mit Umrichterspeisung,“ Dissertation, Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover, 2017.
- [36] R. J. Kerkman, D. Leggate, D. W. Schlegel und C. Winterhalter, „Effects of parasitics on the control of voltage source inverters,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 18, Nr. 1, S. 140–150, 2003.
- [37] Z. Zhang und L. Xu, „Dead-time compensation of inverters considering snubber and parasitic capacitance,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 29, Nr. 6, S. 3179–3187, 2014.
- [38] H. Schmirgel und J. O. Krah, „Compensation of nonlinearities in the IGBT power stage of servo amplifiers through feed forward control in the current loop,“ in *PCIM Europe*, 2005, S. 94–99.
- [39] Jong-Woo Choi und Seung-Ki Sul, „A new compensation strategy reducing voltage/current distortion in PWM VSI systems operating with low output voltages,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 31, Nr. 5, S. 1001–1008, 1995.

- [40] N. Urasaki, T. Senjyu, T. Kinjo, T. Funabashi und H. Sekine, „Dead-time compensation strategy for permanent magnet synchronous motor drive taking zero-current clamp and parasitic capacitance effects into account,“ in *IEE Proceedings - Electric Power Applications*, Bd. 152, 2005, S. 845–853.
- [41] G. Pellegrino, P. Guglielmi, E. Armando und R. I. Bojoi, „Self-commissioning algorithm for inverter nonlinearity compensation in sensorless induction motor drives,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 46, Nr. 4, S. 1416–1424, 2010.
- [42] A. Francés, R. Asensi, Ó. García, R. Prieto und J. Uceda, „Modeling electronic power converters in smart DC microgrids—An overview,“ *IEEE Transactions on Smart Grid*, Jg. 9, Nr. 6, S. 6274–6287, 2018.
- [43] K. Hornik, M. Stinchcombe und H. White, „Multilayer feedforward networks are universal approximators,“ *Neural Networks*, Jg. 2, Nr. 5, S. 359–366, 1989.
- [44] S. Ferrari und R. F. Stengel, „Smooth function approximation using neural networks,“ *IEEE Transactions on Neural Networks*, Jg. 16, Nr. 1, S. 24–38, 2005.
- [45] L. Göllmann, R. Hübl, S. Pulham, S. Ritter, H. Schon, K. Schöffler, U. Voß und G. Vossen, *Mathematik für Ingenieure: Verstehen - Rechnen - Anwenden*. Springer, 2017.
- [46] U. Schlien, *Schaltnetzteile und ihre Peripherie – Dimensionierung, Einsatz, EMV*, 7. Aufl. Springer, 2020.
- [47] Semikron Danfoss International GmbH, *Datenblatt für SKHI 22 A (Version: 30.09.2008)*, 2008.
- [48] —, *Datenblatt für SKM50GB12T4 (Version: 03.09.2013)*, 2013.
- [49] A. Wintrich, U. Nicolai, W. Tursky und T. Reimann, *Application Manual Power Semiconductors*, 2. Aufl., Semikron Danfoss International GmbH, Hrsg. ISLE Verlag, 2015.
- [50] The Mathworks, Inc., *Dokumentation für die Global-Optimization-Toolbox in MATLAB*, 2024. Adresse: <https://de.mathworks.com/products/global-optimization.html>.
- [51] J. Kennedy und R. Eberhart, „Particle swarm optimization,“ in *International Conference on Neural Networks*, 1995.
- [52] S.-H. Kim, *Electric motor control: DC, AC, and BLDC motors*. Elsevier, 2017.
- [53] H. Luo, Y. Chen, P. Sun, W. Li und X. He, „Junction temperature extraction approach with turn-off delay time for high-voltage high-power IGBT modules,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 31, Nr. 7, S. 5122–5132, 2016.
- [54] The Mathworks, Inc., *Dokumentation für die Deep-Learning-Toolbox in MATLAB*, 2024. Adresse: <https://de.mathworks.com/help/deeplearning>.
- [55] Y. A. LeCun, L. Bottou, G. B. Orr und K.-R. Müller, „Efficient backprop,“ in *Neural networks: Tricks of the trade*. Springer, 2012, S. 9–48.

- [56] M. T. Hagan, H. B. Demuth und M. Beale, *Neural network design*. PWS Publishing Co., 1996.
- [57] M. T. Hagan und M. B. Menhaj, „Training feedforward networks with the Marquardt algorithm,“ *IEEE Transactions on Neural Networks*, Jg. 5, Nr. 6, S. 989–993, 1994.
- [58] D. Nguyen und B. Widrow, „Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights,“ in *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Bd. 3, 1990, S. 21–26.
- [59] F. Hutter, L. Kotthoff und J. Vanschoren, *Automated machine learning: methods, systems, challenges*. Springer Nature, 2019.
- [60] J. Bergstra, R. Bardenet, Y. Bengio und B. Kégl, „Algorithms for hyperparameter optimization,“ in *International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*, Bd. 24, 2011.
- [61] I. Goodfellow, Y. Bengio und A. Courville, *Deep learning*. MIT press, 2016.
- [62] J. Snoek, H. Larochelle und R. P. Adams, „Practical bayesian optimization of machine learning algorithms,“ in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, S. 2951–2959.
- [63] B.-L. Lu, H. Kita und Y. Nishikawa, „Inverting feedforward neural networks using linear and nonlinear programming,“ *IEEE Transactions on Neural Networks*, Jg. 10, Nr. 6, S. 1271–1290, 1999.
- [64] S. Lee und R. M. Kil, „Inverse mapping of continuous functions using local and global information,“ *IEEE Transactions on Neural Networks*, Jg. 5, Nr. 3, S. 409–423, 1994.
- [65] A. Butov und A. Verl, „Comparison of end of line tests for serial production of electric motors in hybrid truck applications,“ in *International Electric Drives Production Conference (EDPC)*, 2014.
- [66] N. Hur, K. Nam und S. Won, „A two-degrees-of-freedom current control scheme for deadtime compensation,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 47, Nr. 3, S. 557–564, 2000.
- [67] T. Harriehausen und D. Schwarzenau, *Moeller Grundlagen der Elektrotechnik*, 24. Aufl. Springer, 2019.
- [68] The Mathworks, Inc., *Dokumentation für die Signal-Processing-Toolbox in MATLAB*, 2024. Adresse: <https://de.mathworks.com/help/signal>.
- [69] F. Mink, K. Peter, H. Kasten und S. Beineke, „Feedback control of high-speed PMSM with synchronous optimal PWM,“ in *European Conference on Power Electronics and Applications (EPE)*, 2016.
- [70] M. Strop und D. Zimmer, „Intelligent operating strategy for an internal rubber mixer’s multi-motor drive system based on artificial neural network,“ in *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, 2016.

- [71] J. Guzinski, M. Diguët, Z. Krzeminski, A. Lewicki und H. Abu-Rub, „Application of speed and load torque observers in high-speed train drive for diagnostic purposes,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 56, Nr. 1, S. 248–256, 2009.
- [72] M. M.-G. Kim und P. Dalhoff, „Yaw systems for wind turbines – overview of concepts, current challenges and design methods,“ in *Journal of Physics: Conference Series*, Bd. 524, 2014.
- [73] N. Mutoh, T. Kazama und K. Takita, „Driving characteristics of an electric vehicle system with independently driven front and rear wheels,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 53, Nr. 3, S. 803–813, 2006.
- [74] L. De Novellis, A. Sornioti, P. Gruber und A. Pennycott, „Comparison of feedback control techniques for torque-vectoring control of fully electric vehicles,“ *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Jg. 63, Nr. 8, S. 3612–3623, 2014.
- [75] N. Amann, J. Böcker und F. Prenner, „Active damping of drive train oscillations for an electrically driven vehicle,“ *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Jg. 9, Nr. 4, S. 697–700, 2004.
- [76] M. Habibullah, D. D. Lu, D. Xiao und M. F. Rahman, „A simplified finite-state predictive direct torque control for induction motor drive,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 63, Nr. 6, S. 3964–3975, 2016.
- [77] M. Mamdouh und M. A. Abido, „Efficient predictive torque control for induction motor drive,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 66, Nr. 9, S. 6757–6767, 2019.
- [78] J. Wang, F. Wang, Z. Zhang, S. Li und J. Rodríguez, „Design and implementation of disturbance compensation-based enhanced robust finite control set predictive torque control for induction motor systems,“ *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Jg. 13, Nr. 5, S. 2645–2656, 2017.
- [79] Y. Zhang, H. Yang und B. Xia, „Model-predictive control of induction motor drives: Torque control versus flux control,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 52, Nr. 5, S. 4050–4060, 2016.
- [80] P. R. U. Guazzelli, W. C. de Andrade Pereira, C. M. R. de Oliveira, A. G. de Castro und M. L. de Aguiar, „Weighting factors optimization of predictive torque control of induction motor by multiobjective genetic algorithm,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 34, Nr. 7, S. 6628–6638, 2019.
- [81] H. Becker, „Dynamisch hochwertige Drehzahlregelung einer umrichter gespeisten Asynchronmaschine,“ *Regelungstechnische Praxis und Prozessrechentchnik*, S. 217–221, 1973.
- [82] F. Blaschke und K. Böhm, „Verfahren der Felderfassung bei der Regelung stromrichter gespeister Asynchronmaschinen,“ in *IFAC Symposium on Control in Power Electronics and Electrical Drives*, Elsevier, 1974.

- [83] A. N. Smith, S. M. Gadoue und J. W. Finch, „Improved rotor flux estimation at low speeds for torque MRAS-based sensorless induction motor drives,“ *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Jg. 31, Nr. 1, S. 270–282, 2016.
- [84] A. Hasanzadeh, D. M. Reed und H. F. Hofmann, „Rotor resistance estimation for induction machines using carrier signal injection with minimized torque ripple,“ *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Jg. 34, Nr. 2, S. 942–951, 2019.
- [85] W. Zägelein, „Drehzahlregelung des Asynchronmotors unter Verwendung eines Beobachters mit geringer Parameterempfindlichkeit,“ Dissertation, Universität Erlangen-Nürnberg, 1984.
- [86] J. Böcker und J. Janning, „Discrete-time flux observer for PWM inverter fed induction motors,“ in *European Conference on Power Electronics and Applications (EPE)*, 1991.
- [87] P. L. Jansen, R. D. Lorenz und D. W. Novotny, „Observer-based direct field orientation: Analysis and comparison of alternative methods,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 30, Nr. 4, S. 945–953, 1994.
- [88] O. Buchholz und J. Böcker, „Gopinath-observer for flux estimation of an induction machine drive system,“ in *IEEE Southern Power Electronics Conference (SPEC)*, 2017.
- [89] O. Wallscheid, M. Schenke und J. Böcker, „Improving torque and speed estimation accuracy by conjoint parameter identification and unscented Kalman filter design for induction machines,“ in *International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS)*, 2018.
- [90] —, „A combined approach to identify induction machine parameters and to design an extended Kalman filter for speed and torque estimation,“ in *IEEE International Power Electronics and Motion Control Conference (PEMC)*, 2018.
- [91] A. Benchaib, A. Rachid, E. Audrezet und M. Tadjine, „Real-time sliding-mode observer and control of an induction motor,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 46, Nr. 1, S. 128–138, 1999.
- [92] C. Lascu und G.-D. Andreescu, „Sliding-mode observer and improved integrator with DC-offset compensation for flux estimation in sensorless-controlled induction motors,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 53, Nr. 3, S. 785–794, 2006.
- [93] A. B. Proca und A. Keyhani, „Sliding-mode flux observer with online rotor parameter estimation for induction motors,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 54, Nr. 2, S. 716–723, 2007.
- [94] M. Rayyam und M. Zazi, „Particle swarm optimization of a non-linear Kalman filter for sensorless control of induction motors,“ in *International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, 2018.

- [95] B. Song, J. Xu und L. Xu, „PSO-based extended Kalman filtering for speed estimation of an induction motor,“ in *Chinese Control Conference (CCC)*, 2018.
- [96] Y.-C. Luo, C.-L. Tsai, W.-C. Pu und C.-T. Tsai, „Full-order stator flux observer based sensorless vector controlled induction motor drives applying particle swarm optimization algorithm,“ in *International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C)*, 2016.
- [97] M. Hinkkanen und J. Luomi, „Parameter sensitivity of full-order flux observers for induction motors,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 39, Nr. 4, S. 1127–1135, 2003.
- [98] C. Bastiaensen, W. Deprez, W. Symens und J. Driesen, „Parameter sensitivity and measurement uncertainty propagation in torque-estimation algorithms for induction machines,“ *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Jg. 57, Nr. 12, S. 2727–2732, 2008.
- [99] O. Buchholz, J. Böcker und J. Bonifacio, „Online-identification of the induction machine parameters using the extended Kalman filter,“ in *International Conference on Electrical Machines (ICEM)*, 2018.
- [100] D. Perduková, P. Palacký, P. Fedor, P. Bober und V. Fedák, „Dynamic identification of rotor magnetic flux, torque and rotor resistance of induction motor,“ *IEEE Access*, Jg. 8, S. 142 003–142 015, 2020.
- [101] S. H. Jeon, K. K. Oh und J. Y. Choi, „Flux observer with online tuning of stator and rotor resistances for induction motors,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 49, Nr. 3, S. 653–664, 2002.
- [102] C. M. Verrelli, A. Savoia, M. Mengoni, R. Marino, P. Tomei und L. Zarri, „On-line identification of winding resistances and load torque in induction machines,“ *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Jg. 22, Nr. 4, S. 1629–1637, 2014.
- [103] Y. Wang, N. Niimura und R. D. Lorenz, „Real-time parameter identification and integration on deadbeat-direct torque and flux control DB-DTFC without inducing additional torque ripple,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 52, Nr. 4, S. 3104–3114, 2016.
- [104] K. Wang, R. D. Lorenz und N. A. Baloch, „Enhanced methodology for injection-based real-time parameter estimation to improve back EMF self-sensing in induction machine deadbeat-direct torque and flux control drives,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 54, Nr. 6, S. 6071–6080, 2018.
- [105] A. Ba-Razzouk, A. Cheriti, G. Olivier und P. Sicard, „Field-oriented control of induction motors using neural-network decouplers,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 12, Nr. 4, S. 752–763, 1997.

- [106] M. G. Simoes und B. K. Bose, „Neural network based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 31, Nr. 3, S. 620–629, 1995.
- [107] P. Marino, M. Milano und F. Vasca, „Linear quadratic state feedback and robust neural network estimator for field-oriented-controlled induction motors,“ *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 46, Nr. 1, S. 150–161, 1999.
- [108] T. Arens, R. Busam, F. Hettlich, C. Karpfinger und H. Stachel, *Grundwissen Mathematikstudium – Analysis und Lineare Algebra mit Querverbindungen*. Springer-Verlag, 2013.
- [109] W. Michalik, „Anwendung moderner Verfahren zur Parameterbestimmung an Asynchronmaschinen,“ Habilitationsschrift, Technische Universität Dresden, 2003.
- [110] U. Reitz, „On-Line-Berechnung der Parameter der Asynchronmaschine bei schnell veränderlicher Belastung,“ Dissertation, Technische Hochschule Aachen, 1988.
- [111] S. Shinnaka, „Proposition of new mathematical models with core loss factor for controlling AC motors,“ in *Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 1998.
- [112] N. R. Klaes, „Parameter identification of an induction machine with regard to dependencies on saturation,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 29, Nr. 6, S. 1135–1140, 1993.
- [113] H. Arnold, „Ein Beitrag zur Identifikation der Parameter der Asynchronmaschine im geregelten Betrieb,“ Dissertation, Technische Universität Bergakademie Freiberg, 2006.
- [114] K. Küpfmüller, W. Mathis und A. Reibiger, *Theoretische Elektrotechnik: Eine Einführung*. Springer-Verlag, 2013.
- [115] P. S. G. Cisneros, S. Voss und H. Werner, „Efficient nonlinear model predictive control via quasi-LPV representation,“ in *IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, 2016.
- [116] W. S. Levine, *The control handbook: Control system fundamentals*. CRC press, 2010.
- [117] N. J. Higham, „The scaling and squaring method for the matrix exponential revisited,“ *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, Jg. 26, Nr. 4, S. 1179–1193, 2005.
- [118] A. H. Al-Mohy und N. J. Higham, „A new scaling and squaring algorithm for the matrix exponential,“ *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, Jg. 31, Nr. 3, S. 970–989, 2010.
- [119] The Mathworks, Inc., *Dokumentation für die Matrixexponentialfunktion in MATLAB*, 2024. Adresse: <https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/expm.html>.

- [120] R. E. Kalman, „A new approach to linear filtering and prediction problems,“ *Journal of Basic Engineering*, Jg. 82, Nr. 1, S. 35–45, 1960.
- [121] R. Isermann und M. Münchhof, *Identification of dynamic systems: an introduction with applications*. Springer-Verlag, 2011.
- [122] A. Ukil, V. H. Shah und B. Deck, „Fast computation of arctangent functions for embedded applications: A comparative analysis,“ in *International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2011.
- [123] Lorenz Messtechnik GmbH, *Datenblatt für DR-2477*, 2019.
- [124] Z. Q. Zhu und D. Howe, „Influence of design parameters on cogging torque in permanent magnet machines,“ *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Jg. 15, Nr. 4, S. 407–412, 2000.
- [125] R. Islam, I. Husain, A. Fardoun und K. McLaughlin, „Permanent-magnet synchronous motor magnet designs with skewing for torque ripple and cogging torque reduction,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 45, Nr. 1, S. 152–160, 2009.
- [126] O. Wallscheid, O. Buchholz und J. Böcker, „Dokumente zur Prüfstands-inbetriebnahme: nicht veröffentlichte interne Dokumente,“ 2018.
- [127] A. Bähr, „Speed acquisition methods for high-bandwidth servo drives,“ Dissertation, Technische Universität Darmstadt, 2004.
- [128] M. N. Uddin und S. W. Nam, „New online loss-minimization-based control of an induction motor drive,“ *IEEE Transactions on Power Electronics*, Jg. 23, Nr. 2, S. 926–933, 2008.
- [129] C. Halfmann und H. Holzmann, *Adaptive Modelle für die Kraftfahrzeugdynamik*. Springer-Verlag, 2003.
- [130] M. Schenke, W. Kirchgässner und O. Wallscheid, „Controller design for electrical drives by deep reinforcement learning: A proof of concept,“ *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Jg. 16, Nr. 7, S. 4650–4658, 2020.
- [131] O. Wallscheid, „Thermal monitoring of electric motors: State-of-the-art review and future challenges,“ *IEEE Open Journal of Industry Applications*, Jg. 2, S. 204–223, 2021.
- [132] P. Nguyen Phuc, H. Vansompel, D. Bozalakov, K. Stockman und G. Crevecoeur, „Inverse thermal identification of a thermally instrumented induction machine using a lumped-parameter thermal model,“ *Energies*, Jg. 13, Nr. 1, S. 37, 2020.
- [133] A. Boglietti, A. Cavagnino und D. Staton, „Determination of critical parameters in electrical machine thermal models,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 44, Nr. 4, S. 1150–1159, 2008.
- [134] A. Boglietti, A. Cavagnino, M. Lazzari und M. Pastorelli, „A simplified thermal model for variable-speed self-cooled industrial induction motor,“ *IEEE Transactions on Industry Applications*, Jg. 39, Nr. 4, S. 945–952, 2003.

- [135] P. H. Mellor, D. Roberts und D. R. Turner, „Lumped parameter thermal model for electrical machines of TEFC design,“ in *IEE Proceedings B (Electric Power Applications)*, Bd. 138, 1991, S. 205–218.
- [136] C. Kral, T. G. Habetler, R. G. Harley, F. Pirker, G. Pascoli, H. Oberguggenberger und C. J. M. Fenz, „Rotor temperature estimation of squirrel cage induction motors by means of a combined scheme of parameter estimation and a thermal equivalent model,“ in *Electric Machines and Drives Conference (IEMDC)*, 2003.
- [137] W. Weißgerber, *Elektrotechnik für Ingenieure – Formelsammlung*, 6. Aufl. Springer, 2018.
- [138] Deutsches Kupfer-Institut e.V., *Kupfer in der Elektrotechnik – Kabel und Leitungen*, 2000. Adresse: https://kupfer.de/fileadmin/user_upload/kupferinstitut.de/de/Documents/Shop/Verlag/Downloads/Anwendung/Elektrotechnik/brosch09.pdf.
- [139] W. Fahrner, M. A. Vogelsberger und T. Wolbank, „Identification of induction machine rotor parameters at any operating point considering temperature dependent permeability,“ in *Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON)*, 2019.
- [140] L. Plebs, „Thermische Modellierung einer Asynchronmaschine – Entwurf sowie empirische Identifikation eines echtzeitfähigen thermischen Netzwerkmodells unter besonderer Berücksichtigung der Systemanregung,“ Betreuer der Masterarbeit: O. Wallscheid, M. Stender, B. Bissie, Masterarbeit, Universität Paderborn, 2021.
- [141] M. Schenke und O. Wallscheid, „Improved exploring starts by kernel density estimation-based state-space coverage acceleration in reinforcement learning,“ 2021, verfügbar auf arXiv – DOI: arXiv:2105.08990. Adresse: <https://arxiv.org/abs/2105.08990>.