

Kai Wolter

**Modellbasierte Regleroptimierung für
erweiterte PID-Regler zur Drehzahlregelung
von hochdynamischen PMSM im
Prüfstandsbetrieb**

Model-based controller optimization for advanced
PID controllers for rotational speed control of
highly dynamic PMSM in test bench operation.

Band 161

Systeme ■ Methoden ■ Prozesse

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. A. Albers
Univ.-Prof. Dr.-Ing. S. Matthiesen
(Hrsg.)

Forschungsberichte



Kai Wolter

Modellbasierte Regleroptimierung für erweiterte PID-Regler zur Drehzahlregelung von hochdynamischen PMSM im Prüfstandsbetrieb

Model-based controller optimization for advanced PID controllers for rotational speed control of highly dynamic PMSM in test bench operation

Band 161

Herausgeber Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dr. h.c. A. Albers
Univ.-Prof. Dr.-Ing. S. Matthiesen

Copyright IPEK - Institut für Produktentwicklung, 2023
Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
Die Forschungsuniversität in der Helmholtz-Gemeinschaft
Alle Rechte vorbehalten

ISSN 1615-8113

Modellbasierte Regleroptimierung für erweiterte PID-Regler zur Drehzahlregelung von hochdynamischen PMSM im Prüfstandsbetrieb

Zur Erlangung des akademischen Grades eines
DOKTORS DER INGENIEURWISSENSCHAFTEN (Dr.-Ing.)
von der KIT-Fakultät für Maschinenbau des
Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

angenommene

DISSERTATION

von

M. Sc. Kai Wolter

Tag der mündlichen Prüfung:	19.01.2023
Hauptreferent:	Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Albert Albers
Korreferent:	Prof. Dr.-Ing. habil. Alexander Fidlin

Vorwort der Herausgeber

Wissen ist einer der entscheidenden Faktoren in den Volkswirtschaften unserer Zeit. Der Unternehmenserfolg wird mehr denn je davon abhängen, wie schnell ein Unternehmen neues Wissen aufnehmen, zugänglich machen und verwerten kann. Die Aufgabe eines Universitätsinstitutes ist es, hier einen wesentlichen Beitrag zu leisten. In den Forschungsarbeiten wird ständig Wissen generiert. Dieses kann aber nur wirksam und für die Gemeinschaft nutzbar werden, wenn es in geeigneter Form kommuniziert wird. Diese Schriftenreihe dient seit mehr als 20 Jahren als eine Plattform zum Transfer und macht damit das Wissenspotenzial aus aktuellen Forschungsarbeiten am IPEK - Institut für Produktentwicklung Karlsruhe¹ am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) verfügbar. Die Forschung des IPEK ist dabei strukturiert in die Kategorien Systeme, Methoden und Prozesse, um so der Komplexität heutiger Produktentwicklung ganzheitlich gerecht zu werden. Erst die Verknüpfung dieser drei Kategorien ermöglicht die Synthese innovativer Systeme durch Nutzung neuester Methoden und Prozesse. Gleichzeitig werden durch die Systemsynthese die erforschten neuen Methoden und Prozesse validiert und deren Mehrwert für die Praxis abgesichert. Dieses Forschungskonzept prägt nicht nur das IPEK-Leitbild, sondern auch den Charakter dieser Schriftenreihe, da immer alle drei Kategorien und deren Wechselwirkungen berücksichtigt werden. Jeder Band setzt hier individuelle Schwerpunkte und adressiert dabei folgende Forschungsgebiete des IPEK:

- das Entwicklungs- und Innovationsmanagement,
- die Entwicklungs- und Konstruktionsmethodik,
- der Leichtbau von der Ebene des ganzen Systems bis hinunter zur Optimierung des Bauteils,
- die Validierung technischer Systeme auch unter Berücksichtigung der NVH Aspekte (Noise, Vibration, Harshness) mit dem Fokus auf Schwingungen und Akustik an Komponenten und in den Gesamtsystemen sowie deren subjektiver Beurteilung durch den Menschen,
- die Antriebssystemtechnik mit den Schwerpunkten komplette Antriebslösungen für Fahrzeuge und Maschinen,
- das Design, die Tribologie und Erprobung von Kupplungen und Bremsen sowie
- die Gerätetechnik mit dem Schwerpunkt auf Power-Tools.

Die Forschungsberichte stellen Ergebnisse unserer Forschung sowohl anderen Wissenschaftlern als auch den Unternehmen zu Verfügung, um damit die Produktentwicklung in allen ihren Facetten mit innovativen Impulsen zu optimieren

Albert Albers und Sven Matthiesen

¹ Eh.: Institut für Maschinenkonstruktionslehre und Kraftfahrzeugbau, Universität Karlsruhe (TH)

Vorwort zu Band 161

Die **Validierung und Verifikation** ist die zentrale Aktivität in der Produktentwicklung, da sie durch die Untersuchung und Überprüfung der erarbeiteten Produktlösungsvorschläge **Wissen generiert**, das den weiteren Produktentstehungsprozess – PEP entscheidend beeinflusst sowie steuert und dabei gleichzeitig die aufwendigste und auch kostenintensivste Aktivität im PEP ist. Das gewonnene Wissen bezieht sich dabei zum einen auf die Überprüfung der bei der **Systemsynthese** getroffenen Annahmen und Voraussetzungen, die zu den gestalteten Lösungen geführt hat – dies fasst man unter dem Begriff der **Verifikation** zusammen – sowie in einem zweiten Schritt um den **Abgleich**, wie weit die im **Zielsystem** für die gesuchte Lösung festgelegten Ziele und Anforderungen aus Kunden-, Anwender- und Anbietersicht in der nun gefundenen oder vorgeschlagenen Lösung realisiert werden konnten – der sogenannten **Validierung**. Dabei geht es oft auch darum, den **Reifegrad einer Lösung** im Entwicklungsprozess zu bestimmen. Hier ist zu beachten, dass entsprechend dem *SGE-Modell – Systemgenerationsentwicklung* nach ALBERS auch der Entwicklungsprozess selbst wieder in sogenannte Entwicklungsgenerationen strukturiert werden kann. Hier ist es notwendig, eine kontinuierliche Validierung und Verifikation der Lösungen als Aktivität für jede Produktentwicklungsgeneration einzusetzen. Die grundsätzlichen Konzepte zur Verifikation und Validierung gliedern sich dabei in die virtuellen, die physischen und die gemischt virtuell-physischen Konzepte. Eine virtuelle Validierung und Verifikation erfolgt durch eine Modellbildung, eine anschließende Simulation und einer Überprüfung der Simulationsergebnisse. Hierbei wird auf Wissen in der Organisation zurückgegriffen. Gleichzeitig müssen die entsprechenden Modelle durch begleitende experimentelle Untersuchungen abgeglichen und verifiziert werden. Der **Vorteil** der virtuellen Verifikation und Validierung liegt in der guten Zugänglichkeit der Zusammenhänge von Einflussparametern, da diese ja in den Modellen abgebildet werden müssen, so dass die Ergebnisse auf der Basis dieser Modelle auch der Interpretation gut zugänglich sind. **Nachteilig** ist hier, dass natürlich nur die **vor der Modellbildung erkannten** und in der Modellbildung **abgebildeten Effekte und Einflüsse** berücksichtigt werden können. Die **physische Validierung** arbeitet mit prototyphaften Repräsentanten der erarbeiteten Lösung. Diese Hardware-Prototypen werden mehr oder weniger an die final geplante Produktlösung angepasst und dann in geeigneten **Validierungsumgebungen**, mit geeigneten Prüfständen, experimentell untersucht. Der **Vorteil** der physischen Validierung und Verifikation ist, dass auch bisher **nicht erkannte Wirkzusammenhänge oder Effekte** bei geeigneter Versuchsführung identifiziert werden können, da der Prototyp als Repräsentant des wirklichen Produktes hier eine entsprechend höhere Annäherung an die Wirklichkeit hat. Auf der anderen Seite ist die Interpretation der entsprechenden Ergebnisse

ungleich erschwert, da **Effekte**, die neu auftreten, zunächst einmal wieder **über Erklärungsmodelle** verstanden werden müssen.

Die dritte Art der Vorgehensweise zur Validierung und Verifikation ist die **Kombination beider Ansätze**. Hierzu wurden im Rahmen der *Karlsruher Schule für Produktentwicklung – KaSPro* ganz grundlegende neue Vorgehensweisen erarbeitet. Ziel ist es hierbei, das zu entwickelnde System, das wir als **SiD -System in Development** im Designraum bezeichnen, in eine **Umgebung einzubinden**, die möglichst alle Wechselwirkungen der späteren Produktlösung **in der Applikation im Gesamtsystem** berücksichtigt. Dabei können die Teilsysteme und Einflussparameter der Umgebung wiederum **sowohl durch physische Repräsentationen**, oder aber häufiger durch entsprechende **leistungsfähige Modelle eingebunden** werden. Ein solcher **XiL-Versuchsaufbau** hat ein hohes Potenzial, sehr wirklichkeitsnahe Untersuchungen durchzuführen. Der **IPEK-XiL-Ansatz** hat sich in den letzten Jahren auch im Bereich vieler Unternehmen durchgesetzt und wird durch entsprechende Lösungskonzepte adaptiert. Für die rotativen Elemente der Antriebssystemtechnik – wie zum Beispiel Kupplungen, Bremsen, Getriebe, Motoren, Räder, Achsen – beinhaltet ein solcher Prüfaufbau im XiL-Konzept typischerweise zwei hochdynamische Elektromotoren, die im Kontext von XiL als **Konnektoren** bezeichnet werden. Sie haben die Aufgabe, die in entsprechenden digitalen Modellen abgebildeten Randbedingungen und Abläufe auf der Antriebs- und Abtriebsseite an der **Schnittstelle zum Designraum**, und damit zum zu entwickelnden Produkt oder Teilsystem, darzustellen. Mit diesem Konzept ist es möglich, auch herausfordernde Aspekte, wie die Simulation des Verbrennungsvorgang in einem Verbrennungsmotor über eine Elektromaschine auf das System aufzuprägen. Auch Bremsvorgänge auf unterschiedlichen Fahrbahnen im sogenannten μ -Split-Betrieb können **realistisch in den Designraum eingekoppelt** werden. Die Herausforderung ist dabei, dass diese Elektromaschinen mit entsprechenden Reglern versehen werden müssen, die typischerweise für die jeweilige **XiL-Aufgabe optimiert** werden müssen.

Hierzu ist ein erhebliches Fachwissen erforderlich. An dieser Stelle setzt die Arbeit von Herrn Dr.-Ing. Kai Wolter an. Er hat in seiner Arbeit einen Vorgehensprozess und eine Methodik erarbeitet, mit der die Regleroptimierung für erweiterte PID-Regler zur Drehzahlregelung von hochdynamischen Elektromotoren im Prüfstandsbetrieb so unterstützt werden kann, dass diese auch von Versuchingenieuren durchgeführt werden kann, ohne dass ein vertieftes Wissen in der Regelungstechnik vorhanden sein muss. Die Arbeit entstand im Kontext der Laborumgebung des IPEK mit mehreren XiL-Prüfumgebungen. Hier tritt dieses sehr praktische Problem der Regleroptimierung

für die E-Motoren häufig auf. Mit der Vorgehensmethodik die Herr Dr.-Ing. Kai Wolter erarbeitet und auch im praktischen Einsatz erprobt hat kann dieser Prozess in der Gestaltung der Validierungsumgebung nur sehr viel effektiver und effizienter realisiert werden.

März 2023

Albert Albers

Kurzfassung

Validierungskonfigurationen sind ein zentraler Bestandteil der Produktentwicklung. Um äußere Belastungen auf die zu untersuchenden Systeme innerhalb einer Validierungskonfiguration aufzubringen, werden sogenannte Aktoren genutzt. In der Antriebsstrangentwicklung werden häufig Permanentmagnet-Synchronmotoren als Aktoren, die eine Drehzahl auf die angebotenen Komponenten aufprägen sollen, eingesetzt. Ein zentraler Aspekt dieser Funktion ist ein Regelkreis, der aus einem geforderten und einem aktuellen Wert eine Ausgangsgröße berechnet und diese an entsprechende Stellglieder weiterleitet. Im Kontext der Permanentmagnet-Synchronmotoren handelt es sich bei der Ausgangsgröße meistens um ein Drehmoment. Der Regelkreis ist in den meisten Fällen durch einen Proportional-Integral-Differenzial-Regler geschlossen, welcher aus drei Termen besteht. Jeder dieser Terme besitzt einen Verstärkungsfaktor, der dessen Einfluss auf das Gesamtverhalten definiert. Die Einstellung dieser Verstärkungsfaktoren beziehungsweise Parameter ist ein zentrales Stellglied für die Dynamik von Validierungskonfigurationen. Die Anpassung der Parameter ist für ungeübte Anwendende jedoch nicht trivial und basiert häufig auf Erfahrungswissen. Daher wird die Einstellung der Regler-Parameter oft vernachlässigt.

Im Rahmen dieser Arbeit wird eine Methode entwickelt, die es ungeübten Anwendenden ermöglicht, Regler-Parameter ohne vertieftes Wissen in der Regelungstechnik auf Basis von Validierungszielen einzustellen. Eine Analyse der verschiedenen verfügbaren Verfahren zur Einstellung von Regler-Parametern zeigt, dass Methoden aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz, im Speziellen die Partikelschwarmoptimierung, ein hohes Potential besitzen diese Aufgabe zu erfüllen. Grundlage für den Algorithmus ist eine Kostenfunktion, die das komplexe mehrdimensionale Optimierungsproblem in ein Pareto-optimales überführt und durch die anwendende Person an die jeweilige Validierungskonfiguration angepasst werden kann. Im Vergleich zu bisherigen Methoden wird besonders auf eine Übertragbarkeit der Kostenfunktion geachtet. Dies ermöglicht eine Wiederverwendung über unterschiedliche Validierungskonfigurationen hinweg. Unterstützt wird die anwendende Person bei der Parametrierung der Kostenfunktion durch einen Leitfaden. Ein iterativer Aufbau der Methode ermöglicht den Anwendenden eine intuitive Bedienung.

Abgeschlossen wird die Arbeit mit drei Anwendungsbeispielen, in diesen wird an unterschiedlichen Validierungskonfigurationen die Verbesserung der Regelgüte durch die optimierten Regler aufgezeigt. Es werden Prüfstände mit unterschiedlicher Größenordnung beziehungsweise Leistungsklasse herangezogen, um eine Übertragbarkeit der Methode zu gewährleisten.

Abstract

Validation configurations are a central part of product development. In order to apply external loads to the systems under investigation within a validation configuration, actuators are used. In powertrain development, permanent magnet synchronous motors are often used as actuators that are intended to force a rotational speed onto the connected components. A fundamental aspect of this function is a control loop that calculates an output variable from a required and a current value and forwards it to corresponding manipulating elements. In the context of permanent magnet synchronous motors, the output variable is usually a torque. In most cases, the control loop is closed by a proportional-integral-differential controller, which consists of three terms. Each of these terms has a gain that defines the influence of the term onto the overall behavior. The tuning of these gains, or parameters, is a major driver of the dynamics of validation configurations. However, the tuning of the parameters is not trivial for inexperienced users and is often based on experiential knowledge. Therefore, the tuning of the controller parameters is often neglected or not performed at all.

In this thesis, a method is developed to enable inexperienced users to adjust controller parameters based on validation objectives without in-depth knowledge of control engineering. An analysis of the different available methods for tuning controller parameters shows that methods from the area of artificial intelligence, in detail particle swarm optimization, have a high potential to fulfill this purpose. The basis for the algorithm is a fitnessfunction, which transforms the complex multidimensional optimization problem into a Pareto-optimal one and allows the user to adapt it to the respective validation configuration. Compared to previous methods, special effort is made to ensure that the cost function is transferable. This allows it to be applied across different validation configurations. The user is supported in the parameterization of the cost function by a guideline. An iterative structure of the method allows the user to work intuitively.

The work is concluded with three application examples, which are used to demonstrate the improvement of the control performance by the optimized controllers on different validation configurations. Test benches of different sizes and performance levels are used to ensure the portability of the method.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	i
Abstract	iii
Inhaltsverzeichnis	v
Abbildungsverzeichnis	ix
Tabellenverzeichnis	xv
Abkürzungsverzeichnis	xvii
Formelverzeichnis	xix
1 Einleitung	1
2 Grundlagen und Stand der Forschung	5
2.1 Validierung im Produktentwicklungsprozess.....	5
2.1.1 IPEK-X-in-the-Loop-Ansatz.....	5
2.1.2 Physisch-Virtuelle Koppelsysteme.....	9
2.1.3 Testfalldefinition.....	13
2.2 Drehzahl-Regler in Validierungsumgebungen rotatorischer Systeme....	13
2.2.1 Typische Regelkreise.....	15
2.2.2 Erweiterungen von PID-Reglern.....	16
2.2.3 Vorsteuerung / Inverse Kinetik.....	17
2.3 Sprungantwort und ihre Kennwerte.....	18
2.4 Verfahren zur Einstellung von Reglern.....	22
2.4.1 Meta- / Heuristische Verfahren.....	22
2.4.2 Analytische Methoden.....	25
2.4.3 Mehrziel-Optimierung.....	26
2.4.4 Maschinelles Lernen / Machine Learning.....	31
2.5 Kostenfunktion.....	36
2.6 Modellbildung technischer Systeme.....	39
2.6.1 System- und Modelltheorie.....	39
2.6.2 Berechnungsmodelle mechanischer Systeme.....	40
2.6.3 Diskrete Massen-Feder-Systeme.....	42
2.6.4 Reduktionsverfahren nach Rivin und Di.....	43
3 Forschungsbedarf und Zielsetzung	47
3.1 Motivation und Forschungsbedarf.....	47
3.2 Forschungslücke.....	48
3.3 Forschungshypothesen.....	49

4 Erstellen einer mathematischen Beschreibung einer Validierungskonfiguration	51
4.1 Motivation und Zielsetzung	52
4.2 Definition und Auswahl eines Modellbildungsverfahrens.....	52
4.2.1 Fähigkeitsprofil der Anwendenden	52
4.2.2 Randbedingungen auf Basis des Optimierungsproblems	53
4.2.3 Vorgegebene Randbedingungen	54
4.2.4 Festlegen des Modellbildungsverfahrens und der Modellbildungsumgebung	54
4.3 Vorgehen zur Erstellung eines Modells.....	55
4.4 Bibliothek für wiederverwendbare Teilsysteme und Standard-Elemente	56
4.4.1 Maschinenelemente	57
4.4.2 Drehzahlsensoren.....	57
4.4.3 Drehmomentsensoren.....	58
4.4.4 Permanentmagnet-Synchronmotor (PMSM) inklusive Leistungselektronik	59
4.5 Zusammenfassung	62
5 Mathematische Definition eines gewünschten Systemverhaltens	65
5.1 Motivation und Zielsetzung	65
5.2 Dimension der Kostenfunktion	66
5.2.1 Normierung der Kennwerte	68
5.2.2 Anpassbarkeit der Kennwerte an das Optimierungsziel	68
5.2.3 Beschränkung des Lösungsraums durch Randbedingungen und Stabilitätsgrenzen	71
5.2.4 Zusammenhang der Gesamtkosten	71
5.3 Randbedingungen bei der Ermittlung der Kennwerte.....	74
5.4 Diskussion	77
6 Optimierungsverfahren	81
6.1 Motivation und Zielsetzung	81
6.2 Wahl des Optimierungsalgorithmus	82
6.3 Gesamtablauf des Optimierungsverfahrens	90
6.3.1 Prüfen der Eignung	92
6.3.2 Modellbildung.....	93
6.3.3 Überprüfung des Modells	93
6.3.4 Initialisierung des Parameterraums	93
6.3.5 Systemcharakterisierung.....	97
6.3.6 Zyklischer Durchlauf.....	98
6.3.7 Abbruchkriterien	99
6.3.8 Parameterexport und Verifizierung.....	99

6.4	Leitfaden zur Parametrierung der Kostenfunktion.....	99
6.5	Anwendungsgrenzen des Verfahrens.....	101
6.5.1	Anwendungsgrenzen durch mechanische Effekte	101
6.5.2	Anwendungsgrenzen durch menschliche Interaktion und Modellbildung	103
6.6	Diskussion.....	104
7	Anwendungsbeispiele	111
7.1	Power Pack Prüfstand	111
7.1.1	Modellbildung	112
7.1.2	Optimierung für Dyno 2.....	114
7.1.3	Verifizierung durch Versuche am realen System	119
7.1.4	Optimierung für Dyno 1.....	131
7.1.5	Verifizierung durch Versuche am realen System	132
7.1.6	Detaillierte Betrachtung des Schwingungsverhaltens	140
7.1.7	Zusammenfassung	143
7.2	Mini-HiL Prüfstand.....	143
7.2.1	Modellbildung	144
7.2.2	Optimierung für Dyno 1.....	145
7.2.3	Verifizierung durch Versuche am realen System	147
7.2.4	Zusammenfassung.....	152
8	Studie zur Anwendbarkeit	153
8.1	Aufbau und Fragebogen.....	153
8.2	Ergebnisse	155
8.3	Diskussion.....	158
9	Zusammenfassung und Ausblick.....	161
9.1	Zusammenfassung.....	161
9.2	Ausblick.....	163
	Literaturverzeichnis.....	I
	Glossar	IX
	Anhang A1.....	XI
	Anhang A2.....	XII
	Anhang B1.....	XIII

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1:	Elemente und Zusammenhänge des IPEK-X-in-the-Loop-(XiL)-Ansatzes auf Basis von Albers und Düser (2010).	7
Abbildung 2.2:	IPEK-X-in-the-Loop-Framework auf Basis von Albers und Düser (2010) und Albers et al. (2016).....	8
Abbildung 2.3:	Beispiel für eine Validierungskonfiguration, dargestellt als Modell der IPEK-XiL-Architektur auf Basis von Albers, Mandel et al. (2018).....	9
Abbildung 2.4:	Beschreibungsmodell für ein physisch-virtuelles Koppelsystem nach Pinner et al. (2015).....	11
Abbildung 2.5:	Schnittmöglichkeiten beim Übergang zwischen der physischen und virtuellen Domäne a) und eine beispielhafte Ausprägung eines solchen Übergangs in Form von den beteiligten Teilsystemen b) (Berger, Boog & Ott, 2016).....	12
Abbildung 2.6:	Drehzahlregelkreis eines Permanentmagnet-Synchronmotors (PMSM) mit direktem Stromregler a) und kaskadierter Drehzahlregelkreis einer PMSM b).....	16
Abbildung 2.7:	Kaskadierter Drehzahlregelkreis einer PMSM kombiniert mit einer Vorsteuerung.....	18
Abbildung 2.8:	Beispielhafte Sprungantworten von Systemen verschiedener Ordnung. System 1. Ordnung in a), System 2. Ordnung in b) und System 3. Ordnung in c).....	19
Abbildung 2.9:	Exemplarische Sprungantwort mit markierten Kennwerten.	21
Abbildung 2.10:	Exemplarische Sprungantwort mit Parametern für das Verfahren nach Chien, Hrones und Reswick.	25
Abbildung 2.11:	Zweidimensionales Optimierungsproblem mit Utopia-Ebenen und den zugehörigen Ankerpunkten (A_1 , B_1) und zwei beispielhaften Pareto-optimalen Punkten (P_1 , P_2). In Anlehnung an Das und Dennis (1998).	28
Abbildung 2.12:	Zweidimensionales Optimierungsproblem mit Utopia-Ebenen und den zugehörigen Ankerpunkten (A_1 , N_1) und dem daraus neu generierten partiellen Suchraum. In Anlehnung an Messac et al. (2003).	30
Abbildung 2.13:	Beispielhafte Schwingerkette aus drei Drehmassen und zwei Federn. In Anlehnung an Dresig und Fidlin (2014, S. 196).....	42

Abbildung 2.14:	Teilsysteme basierend auf der Zerlegung nach Rivin und Di. Einzelne Drehmasse zwischen Federn (Typ A) in a) und Feder zwischen zwei Drehmassen (Typ B) in b). In Anlehnung an Dresig und Fidlín (2014, S. 166).	43
Abbildung 2.15:	Reduktionsschritte nach Rivin und Di für die Teilsystemtypen. Von a) nach b) für Teilsysteme des Typs A und von c) zu d) für Teilsysteme des Typs B. In Anlehnung an (2014, S. 168).	44
Abbildung 3.1:	Forschungsdesign mit der zentralen Hypothese und den Forschungsfragen.....	50
Abbildung 4.1:	Simscape-Implementierung eines Drehzahlsensors.	57
Abbildung 4.2:	Simscape-Implementierung eines Drehmomentsensors.	58
Abbildung 4.3:	Verwendetes Simscape Model eines PMSM mit den physischen Eigenschaften abgebildet über Simscape-Bausteine in a), elektrische Eigenschaften in b) und einem Drehzahlsensor in c).	59
Abbildung 4.4:	Verwendetes Simscape Modell der elektrischen Eigenschaften.	60
Abbildung 4.5:	Drehmomenten-Sprung eines PMSM mit ermittelter Übertragungsfunktion in a) und Abweichung zwischen Systemantwort und Übertragungsfunktion in b).	61
Abbildung 5.1:	Verlauf der Teilkosten für einen Kennwert nach Formel 5.3 mit drei verschiedenen α Werten der Kostenfunktion.	69
Abbildung 5.2:	Verlauf der verschiebbaren Kostenfunktion für einen Kennwert nach Formel 5.4 mit drei verschiedenen α Werten der Kostenfunktion und einem Zielwert von $g = 0.6$	70
Abbildung 5.3:	Beispielhafter Verlauf der Kostenfunktion für ein zweidimensionales Optimierungsproblem.....	73
Abbildung 5.4:	Exemplarische Sprungantwort mit gefiltertem und ungefiltertem Drehzahlsignal in a) und einen vergrößerten Bereich in b).	76
Abbildung 6.1:	Beispielhafter Verlauf des ITSE-Kriteriums, dargestellt über einen Parameterraum. Weitere Regler-Parameter sind konstant gehalten.....	83
Abbildung 6.2:	Beispielhafter Parameterraum von zerteilten Optimierungskosten mit markiertem globalem Minimum im Bereich a) und lokalem Minimum im Bereich b). Weitere Regler-Parameter sind konstant gehalten.	84

Abbildung 6.3:	Durchschnitt und Einhüllende der Sprungantworten aus 50 Optimierungen mittels des GA-Verfahrens in a) und der Differenz aus dem Durchschnitt und der Einhüllenden in b). ...87
Abbildung 6.4:	Durchschnitt und Einhüllende der Sprungantworten aus 50 Optimierungen mittels des PSO-Verfahrens in a) und der Differenz aus dem Durchschnitt und der Einhüllenden in b). ...87
Abbildung 6.5:	Durchschnitt und Einhüllende der Sprungantworten aus 50 Optimierungen mittels des DS-Verfahrens in a) und der Differenz aus dem Durchschnitt und der Einhüllenden in b). ...88
Abbildung 6.6:	Ablauf der Gesamtmethode mit den notwendigen Schritten zum Optimieren einer Validierungskonfiguration.91
Abbildung 6.7:	Verlauf des P-Anteils bei der Ermittlung der kritischen Verstärkung in a). Sprungantwort aus Iteration 2 in b), Iteration 5 in c) und Iteration 11 in d).96
Abbildung 6.8:	Leitfaden zur Auswahl eines Optimierungsziels in Form eines Flussdiagramms – Teil 1.108
Abbildung 6.9:	Leitfaden zur Auswahl eines Optimierungsziels in Form eines Flussdiagramms – Teil 2.109
Abbildung 7.1:	Mehrmassenschwinger mit nummerierten Teilsystemen als beispielhafte Validierungskonfiguration am Power Pack Prüfstand des IPEK.111
Abbildung 7.2:	Diskretes parameterkontriertes Modell des Mehrmassenschwingers aus Abbildung 7.1.112
Abbildung 7.3:	Reduziertes diskretes parameterkontriertes Modell des Mehrmassenschwingers aus Abbildung 7.1.114
Abbildung 7.4:	Simulationsmodell der Validierungskonfiguration mit verwendeten Bibliothekskomponenten.114
Abbildung 7.5:	Simulierte Sprungantwort in a) und gestelltes Drehmoment in b) mit Regler-Parametern basierend auf dem Verfahren von Ziegler und Nichols.115
Abbildung 7.6:	Simulierte Sprungantwort in a) und gestelltes Drehmoment in b) mit Regler-Parametern aus der Systemcharakterisierung.116
Abbildung 7.7:	Simulierte Sprungantwort in a) und gestelltes Drehmoment in b) mit Regler-Parametern nach Optimierung 1 mit dem Optimierungsziel der Rauschverringerng.117

Abbildung 7.8:	Simulierte Sprungantworten in a) und gestellte Drehmomente in b) mit Regler-Parametern aus den einzelnen Optimierungsstufen.....	118
Abbildung 7.9:	Gemessene und Simulierte Sprungantwort für Dyno 2 als Überlagerung in a) und Verläufe der Drehmomente in b). Gemessen mit den Regler-Parametern aus Optimierung 2. .	119
Abbildung 7.10:	Gemessene und Simulierte Sprungantwort für Dyno 2 als Überlagerung in a) und Verläufe der Drehmomente in b). Ermittelt mit den Regler-Parametern aus Optimierung 1.....	121
Abbildung 7.11:	Überlagerung der Drehzahlverläufe des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahlen in b), sowie die Detailansicht des in a) rot markierten Bereichs in c).	122
Abbildung 7.12:	Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 15 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.	124
Abbildung 7.13:	Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 5 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.	125
Abbildung 7.14:	Drehzahlabweichung beim Auftreten einer Störgröße in a), gestellte Drehmomente und externe Störgröße in b).	127
Abbildung 7.15:	Überlagerung der Drehzahlverläufe der optimierten Regler mit und ohne inversem Kinetik Modell in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahlen in b), sowie die Detailansicht der letzten Beschleunigung in c).	129
Abbildung 7.16:	Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des optimierten Reglers und des optimierten Reglers mit inversem Kinetik Modell in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 15 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.....	130
Abbildung 7.17:	Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des optimierten Reglers und des optimierten Reglers mit inversem Kinetik Modell in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 5 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.....	131
Abbildung 7.18:	Gemessene und simulierte Sprungantwort für Dyno 1 als Überlagerung in a) und gestellte Drehmomente in b).	133

Abbildung 7.19:	Überlagerung der Drehzahlverläufe des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahlen in b), sowie die Vergrößerung einer einzelnen Beschleunigung in c).....	134
Abbildung 7.20:	Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 5 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.	135
Abbildung 7.21:	Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile beider Motoren mit optimierten Reglern in a) und Winkel der Torsionsfeder in b) bei einer Frequenz von 15 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.	136
Abbildung 7.22:	Drehzahlabweichung beim Auftreten einer Störgröße in a), gestellte Drehmomente und externe Störgröße in b).....	137
Abbildung 7.23:	Überlagerung der Drehzahlverläufe vom optimierten Regler mit und ohne inversem Kinetik Modell in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahlen in b), sowie die Vergrößerung einer einzelnen Beschleunigung in c).	138
Abbildung 7.24:	Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des optimierten Reglers mit und ohne inversem Kinetik Modell in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 5 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.	139
Abbildung 7.25:	Amplitudenverhältnis in a) und Phasenverschiebung in b) bei einem Frequenzdurchlauf während der Regelung von Dyno 1 - geringe Schwingmasse - mit optimiertem Regler.	141
Abbildung 7.26:	Amplitudenverhältnis in a) und Phasenverschiebung in b) bei einem Frequenzdurchlauf während der Regelung von Dyno 1 - geringe Schwingmasse - mit optimiertem Regler und inversem Kinetik Modell.....	142
Abbildung 7.27:	Darstellung des Mini-HiL Prüfstands. Die Beschreibung der nummerierten Teilsysteme ist in Anhang A2 gegeben.....	144
Abbildung 7.28:	Simulationsmodell der Validierungskonfiguration am Mini-HiL Prüfstand.....	145
Abbildung 7.29:	Simulierte Sprungantwort in a) und gestelltes Drehmoment in b) mit Regler-Parametern basierend auf dem Verfahren von Ziegler und Nichols.....	146

Abbildung 7.30:	Gemessene und simulierte Sprungantwort für Dyno 1 als Überlagerung in a) und Verlauf der Drehmomente in b). Ermittelt mit den Regler-Parametern aus Optimierung 2.....	148
Abbildung 7.31:	Überlagerung der Drehzahlverläufe des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahlen in b), sowie die Detailansicht des in a) rot markierten Bereichs in c).	149
Abbildung 7.32:	Amplitudenverhältnis in a) und Phasenverschiebung in b) bei einem Frequenzdurchlauf während der Regelung von Dyno 1 mit optimiertem Regler.....	151
Abbildung 7.33:	Drehzahlabweichung beim Auftreten einer Störgröße in a), gestellte Drehmomente und externe Störgröße in b).	152
Abbildung 8.1:	Boxplots der Antworten zu den einzelnen Fragen aus Tabelle 8.1, basierend auf 11 Teilnehmenden. Eingeteilt in fünf Teilnehmende der Gruppe 1 und sechs in Gruppe 2.	156
Abbildung 8.2:	Überlagerung der Sprungantworten basierend auf den manuell ermittelten Regler-Parametern in a) und basierend auf den automatisch ermittelten in b) der fünf Anwendenden aus Gruppe 1.	157
Abbildung 8.3:	Überlagerung der Sprungantworten basierend auf den manuell ermittelten Regler-Parametern in a) und basierend auf den automatisch ermittelten in b) der sechs Anwendenden aus Gruppe 2.	158

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2.1:	Berechnungstabelle für die Regler-Parameter basierend auf der kritischen Verstärkung und Periodendauer nach Ziegler und Nichols (1942).	23
Tabelle 2.2:	Berechnungstabelle für die Regler-Parameter basierend auf einer Annäherung des Systems als $PT1$ -Glied nach Ziegler und Nichols (1942).	24
Tabelle 2.3:	Berechnungstabelle für die Regler-Parameter nach dem Verfahren von Chien Hrones und Reswick (Chien et al., 1952).	25
Tabelle 2.4:	Benötigte Berechnungsdauer der verschiedenen Optimierungsverfahren (Rojas et al., 2021, S. 53).....	36
Tabelle 2.5:	Auflistung verschiedenen Veröffentlichung zum Thema Kostenfunktionen	38
Tabelle 2.6:	Typische Parameter der drei Modellstufen (Dresig & Holzweißig, 2011, S. 9)	41
Tabelle 5.1:	Verwendete Kriterien, Randbedingungen und mögliche Sicherheitsbedingungen der Kostenfunktion.	74
Tabelle 6.1:	Untersuchter Parameterraum für den Vergleich der verschiedenen Optimierungsalgorithmen.	85
Tabelle 6.2:	Verwendete Optimierungs- und Simulationsparameter für den Vergleich der Optimierungsverfahren.	86
Tabelle 6.3:	Standardabweichungen zu den ermittelten Regler-Parametern der drei Optimierungsverfahren.	89
Tabelle 6.4:	Kostenfunktion und zugehörigen Kennwerten der drei Optimierungsverfahren	89
Tabelle 6.5:	Berechnungsdauer der drei Optimierungsverfahren	90
Tabelle 7.1:	Parameter zum diskreten Modell des Mehrmassenschwingers.	113
Tabelle 7.2:	Regler-Parameter, Anstiegszeit und ITSE-Kriterium der Optimierungen für Dyno 2 des Power Pack Prüfstands.....	118
Tabelle 7.3:	Regler-Parameter, Anstiegszeit und ITSE-Kriterium der Optimierungen für Dyno 1 des Power Pack Prüfstands.....	132
Tabelle 7.4:	Regler-Parameter, Anstiegszeit und ITSE-Kriterium der Optimierungen für Dyno 1 des Mini-HiL Prüfstands.....	147

Tabelle 8.1:	Fragebogen der Studie zur Anwendbarkeit.....	154
--------------	--	-----

Abkürzungsverzeichnis

P	Proportional (Regler)
PI	Proportional-Integral (Regler)
PD	Proportional-Differenzial (Regler)
PID	Proportional-Integral-Differenzial (Regler)
SiD	System in Development
SuI	System under Investigation
MiL	Model-in-the-Loop
SiL	Software-in-the-Loop
XiL	X-in-the-Loop
PMSM	Permanentmagnet-Synchronmotor
ITAE	Integraler zeitbewerteter Betragsfehler
ITSE	Integraler zeitbewerteter quadratischer Fehler
WS	Weighted Sum (Gewichtete Summe)
NBI	Normal Boundary Intersection
NNC	Normalized Normal Constraint
SAR	Sukzessiv approximierender Analog-Digital-Wandler
ACO	Ant Colony Optimization (Ameisenalgorithmus)
PSO	Particle Swarm Optimization (Partikelschwarmoptimierung)
GA	Genetischer Algorithmus
DS	Downhill-Simplex-Verfahren
IK	Inverse Kinetik
Sim	Simulation

Formelverzeichnis

u_p	Proportionaler Term
u_I	Integraler Term
u_D	Derivativer Term
K_p	Proportionaler Verstärkungsfaktor
K_I	Integraler Verstärkungsfaktor
K_D	Derivativer Verstärkungsfaktor
$K_{p,krit}$	Kritischer proportionaler Verstärkungsfaktor
K_S	Stationäre Verstärkung
K_x	Platzhalter für einen beliebigen Verstärkungsfaktor
K_x	Menge in der ein Verstärkungsfaktor K_x liegen kann
I_{zone}	Drehzahlbereich in dem der I-Anteil des PID-Reglers aktiv ist
T_u	Verzugszeit
T_n	Nachstellzeit
T_v	Vorhaltezeit
T_t	Totzeit
T_g	Ausgleichszeit
T_{osc}	Schwingperiode
$e, e(t)$	Fehlersignal eines Reglers (engl.: error)
$y, y(t)$	Ausgangsgröße eines geregelten Systems
$w, w(t)$	Eingangsgröße eines geregelten Systems
$M, M(t)$	Drehmoment
t	Zeit
dt	Ableitung nach der Zeit
t_r	Anstiegszeit
t_s	Einschwingzeit
h_o	Prozentuales Überschwingen
h_U	Prozentuales Unterschwingen

M_k	Drehmoment das auf den Körper k wirkt
$k_{T,k}$	Federsteifigkeit einer masselosen Feder k
J_k	Drehträgheitsmasse eines Körpers k
Q_{ITAE}	Kosten des integralen zeitbewerteten betragsmäßigen Fehlers
Q_{ITSE}	Kosten des integralen zeitbewerteten quadratischen Fehlers
Q_{Noise}	Rausch-Kriterium
$F(x, \dots, x_n), F(\bar{p})$	Mehrdimensionale Kostenfunktion
x, x_i	Kennwert
x_{ref}	Referenz Kennwert
$f_i(x)$	Teil-Kostenfunktion des Kennwertes x
g	Prozentuale geforderte Veränderung von $f_i(x)$
α_i	Gewichtungsfaktor einer Kostenfunktion
A	Menge aller Hauptkriterien
B	Menge aller Nebenkriterien
r	Anzahl der Randbedingungen
n	Anzahl der Kennwerte der Kostenfunktion
s	Eingangsgröße für Stabilitätsgrenzen
\bar{p}	n-dimensionaler Lösungsvektor
U	Utopia-Ebene
$\bar{\Phi}$	Ankerpunkte einer Utopia Ebene
$\bar{\beta}$	Hilfsvektor des NBI-Verfahrens
\bar{m}_{DS}	Mittelpunkt eines Simplex
\bar{e}_{DS}	Hilfspunkt für das DS Verfahren
\bar{r}_{DS}	Hilfspunkt für das DS Verfahren
\bar{c}_{DS}	Hilfspunkt für das DS Verfahren
β_{DS}	Kontraktion des DS Verfahren (typisch 0,5)
γ_{DS}	Expansion des DS Verfahren (typisch 2)
α_{DS}	Reflexion des DS Verfahren (typisch 1)
σ_{DS}	Komprimierung des DS Verfahren (typisch 0,5)

$\omega_{A,k}^2$	Eigenkreisfrequenzen eines Teilsystems k des Typs A
$\omega_{B,k}^2$	Eigenkreisfrequenzen eines Teilsystems k des Typs B
ω	Winkelgeschwindigkeit
$\dot{\omega}$	Winkelbeschleunigung

1 Einleitung

Prüfstände sind in den Entwicklungsprozess eines Produktes fest integriert und werden zu unterschiedlichen Zwecken eingesetzt. Einer dieser Zwecke ist die Validierung von durch den Kunden oder Anwendenden geforderten Produkteigenschaften. Dies geschieht oft erst spät im Entwicklungsprozess. Ein Trend um diesem Effekt entgegen zu wirken ist das Frontloading. Dabei wird versucht, die Validierung zu einem früheren Zeitpunkt in der Produktentwicklung anzustoßen. Zu diesem Zeitpunkt besteht meistens noch kein Gesamtsystem und die Validierung findet zunächst in Teilsystemen statt. Albers fasst dies unter dem Konzept der kontinuierlichen Validierung zusammen. Das bedeutet, dass von Anfang an Validierungselemente in dem Produktentstehungsprozess parallel zur Produktsynthese eingebaut werden (Albers, Behrendt, Klingler & Matros, 2016). Um trotzdem die Wechselwirkungen in einem späteren Gesamtsystem abbilden zu können, werden für die Untersuchungen hochdynamische Komponentenprüfstände verwendet, welche in der Lage sind entsprechende Wechselwirkungen durch gemischt physisch-virtuelle Modelle abzubilden. Bei der Verwendung virtueller Modelle wird ein Teil des Gesamtsystems durch echtzeitfähige Simulationen abgebildet. Diese Simulationen interagieren mithilfe von Koppelsystemen mit den physischen Komponenten auf dem Prüfstand (Pinner, Jost, Schmid & Albers, 2015). Ein Koppelsystem ist so definiert, dass es keinen ungewünschten Einfluss auf das dargestellte Gesamtsystem haben darf. Im Kontext von Validierungsumgebungen für die Untersuchung rotatorischer Systeme bilden die Elektromotoren des Prüfstands ein solches Koppelsystem. Hierbei ist nicht nur der physische Aufbau, das heißt die Motoren mit den zugehörigen Umrichtern und Verkabelungen als Koppelsystem zu begreifen, die Software / Modellkomponenten des Motors sind ebenfalls Teil des Koppelsystems. Damit die Koppelsysteme möglichst ideal betrieben werden können, muss die Dynamik des Prüfstands auf das zu untersuchende System abgestimmt werden. Die physische Gestalt der Motoren kann nicht ohne Weiteres angepasst werden und ein großer Teil dieser Software wird durch den Hersteller definiert. Die für den Betrieb erforderlichen Regler sowie deren Parameter sind hingegen ein Teil des Koppelsystems, das mit relativ geringem Aufwand verändert werden kann. Neben einer Implementierung des Reglers selbst müssen lediglich die Regler-Parameter eingestellt werden. Unter dem Einstellen wird die zahlenmäßige Anpassung der einzelnen Verstärkungen (K_P, K_I, K_D) verstanden. Damit das Koppelsystem die gewünschten Wechselwirkungen in vollem Umfang abbilden kann, ist eine Anpassung der Regler und deren Parameter an den Aufbau und an das jeweilige Validierungsziel

anzustreben. Besonders beim Einsatz modularer Prüfstände, welche für wechselnde zu untersuchende Systeme eingesetzt werden, kann hierdurch ein positiver Einfluss auf das Verhalten der Validierungsumgebung genommen werden.

Das Anpassen der Regler-Parameter wird jedoch oft erst durchgeführt, wenn die spezifische Validierungskonfiguration in Betrieb genommen wurde und bei ersten Untersuchungen Probleme oder Einschränkungen im geplanten Betrieb aufgetreten sind. Zu diesem Zeitpunkt ist eine Anpassung eher als Problemlösung zu betrachten und kann oft bedingt durch fehlendes Fachwissen im Bereich der Einstellung von Reglern, nicht direkt vom den Entwicklern der Validierungskonfiguration durchgeführt werden. Fachpersonal, welches das Erfahrungswissen zur Einstellung der Regler besitzt, ist hingegen oft nicht mit den spezifischen Eigenschaften des Aufbaus und dem Validierungsziel vertraut. Bedingt durch die so aufkommenden und notwendigen Abstimmungen zwischen den einzelnen Personen kann es zu erheblichen Verzögerungen in der Validierung kommen. Daher sollte eine Betrachtung der Regler-Parameter bereits frühzeitig beim Entwickeln der Validierungskonfiguration in Betracht gezogen werden. Die frühe Festlegung von Regler-Parametern stellt eine Herausforderung für viele Anwendende dar und ist alles andere als trivial (Rojas, Arrieta & Vilanova, 2021). Moderne Methoden arbeiten häufig mit komplexen mathematischen Formulierungen, die aufgrund von fehlendem domänenspezifischem Fachwissen nicht jedem Anwendenden zugänglich sind. In dieser Arbeit soll daher eine neue Methode zur Optimierung von Regler-Parametern entwickelt werden, die es der anwendenden Person ermöglicht, moderne Optimierungsverfahren zu nutzen, ohne komplexe mathematische Formulierungen der Validierungskonfiguration und dem Anwendungsziel dieser zu erstellen. Die Methode soll bereits angewandt werden können, wenn noch kein physischer Aufbau der Validierungskonfiguration besteht, um ein frühzeitiges Einbeziehen der Regler-Parameter in die Entwicklung der Validierungskonfiguration zu ermöglichen.

Diese Arbeit ist in 8 Kapitel gegliedert. Im Anschluss an diese Einleitung wird der Stand der Forschung betrachtet. Hierbei liegt der Fokus auf der physischen Modellbildung von technischen Systemen und deren gemischt-physische Validierung. Für eine solche Validierung werden PID-Regler eingesetzt und diese an das jeweilige System-in-Development (SiD) angepasst. Daher werden Optimierungsverfahren für die Regler-Parameter betrachtet und erklärt. In Kapitel 3 werden die Forschungslücke und die Zielsetzung basierend auf dem Stand der Forschung beleuchtet und die zentrale Hypothese dieser Arbeit aufgestellt. In Kapitel 4 wird ein Verfahren zur Modellbildung von Validierungskonfigurationen vorgestellt. Im Anschluss daran wird hergeleitet, wie sich ein Systemverhalten mathematisch ausdrücken lässt, damit in Kapitel 6 dieses in Kombination mit einem

Modell als ein Optimierungsziel genutzt werden kann. Hierbei werden unterschiedliche Optimierungsverfahren aufgezeigt und Vor- beziehungsweise Nachteile diskutiert. In Kapitel 7 werden beispielhafte Umsetzungen der Methode an realen gemischt physisch-virtuellen Validierungskonfigurationen aufgezeigt. Abgeschlossen wird diese Arbeit mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick.

2 Grundlagen und Stand der Forschung

Diese Arbeit ist im Kontext der Karlsruher Schule für Produktentwicklung (KaSPro) zu verstehen und befasst sich daher tiefgehend mit deren Elementen im Kontext der Validierung. Ein Übertrag auf andere Systeme ist stets gegeben. Jedoch beruhen einige vorausgesetzte Rahmenbedingung bezüglich der Infrastruktur und genutzten Methoden sowie Prozessen auf der KaSPro. Spezifischer befasst die Arbeit sich mit der Einstellung von Regler-Parametern für hochdynamische Prüfstände für die Untersuchung rotatorischer Systeme im Kontext des IPEK-X-in-the-Loop-Ansatzes (IPEK-XiL-Ansatz). In diesem Kapitel werden die notwendigen Grundlagen und der aktuelle Stand der Forschung aufgearbeitet.

Begonnen wird mit der Modellbeschreibung technischer Systeme, um ein Verständnis für die genutzten Modellbildungsverfahren aufzubauen. Nachfolgend wird der Validierungsprozess in der Produktentwicklung betrachtet. Der Fokus liegt auf dem IPEK-XiL-Ansatz, den darin enthaltenen Koppelsystemen und deren Auswirkungen auf die Validierungskonfiguration. In Kapitel 2.2 wird auf die Grundstruktur von Reglern eingegangen und anschließend wird vorgestellt, wie diese parametrisiert werden. Um die Einstellverfahren für Regelkreise tiefgehend zu verstehen, wird nachfolgend die Sprungantwort eines Systems genauer betrachtet und entsprechende Kennwerte aufgezeigt. Abgeschlossen wird das Hauptkapitel mit der Betrachtung bestehender Optimierungsverfahren.

2.1 Validierung im Produktentwicklungsprozess

2.1.1 IPEK-X-in-the-Loop-Ansatz

Bei der Entwicklung von Validierungskonfigurationen muss stets das zu untersuchende Gesamtsystem und dessen Umgebung berücksichtigt werden. Diese Grundidee stammt ursprünglich aus dem Bereich der Steuergeräteentwicklung und wurde 1988 durch Power et al. (1988) vorgestellt. Der Grundgedanke lag darin in der Entwicklung von Steuergeräten für Verbrennungsmotoren, Regelungsmodelle mit physischen Teilsystemen zu verbinden und so eine Machbarkeit des Konzepts zu zeigen. Aus diesem Grundgedanken entwickelten sich weitere Ansätze zur Unterstützung von Validierungsaktivitäten. Die bekanntesten sind der Hardware-in-the-Loop-Ansatz (HiL), der Software-in-the-Loop-Ansatz (SiL) und der Model-in-the-Loop-Ansatz

(MiL). Der Hardware-in-the-Loop-Ansatz wurde bereits auf eine Vielzahl von weiteren Systemen erweitert und wird an vielen Stellen im Produktentwicklungsprozess genutzt.

„Der IPEK-X-in-the-Loop-(IPEK-XiL)-Ansatz nach Albers und Düser (2010) [...] greift diese etablierten Ansätze auf, integriert die jeweiligen Vorteile und erweitert diese konsequent um die Belange der Mechanik beziehungsweise Mechatronik sowie der Entwickler aus unterschiedlichen Fachdisziplinen“ (Albers et al., 2016, S. 559). Der so geschaffene Ansatz beschreibt somit „das grundlegende Verständnis in der Validierung eines Teilsystems, dieses in das Gesamtsystem, die Umwelt und auch evtl. weitere interagierende Systeme wie beispielsweise den Fahrer einzubinden“ (Albers et al., 2016, S. 559). Der Zusammenhang der hierfür notwendigen Elemente ist in Abbildung 2.1 am Beispiel der Antriebsstrangentwicklung aufgezeigt. Das in der Entwicklung befindliche System wird mit weiteren Teilsystemen in Wechselwirkung gesetzt. Diese Teilsysteme werden als *Connected Systems* bezeichnet. Ziel ist es, die Wechselwirkungen zwischen den Systemen abzubilden. Denn nach Albers et al. gilt: „Um die wirkliche Funktionsweise eines Teilsystems validieren zu können, muss dies jedoch dennoch in Wechselwirkung mit dem Übersystem erfolgen, da die Validierung gemäß den Definitionen die Bedarfserfüllung überprüfen soll – diese wird meist durch das Gesamtsystem und nicht durch einzelne Teilsysteme erreicht, zudem werden sehr häufig Funktionen nicht durch einzelne Teilsysteme erfüllt, sondern durch den Systemverbund (Albers et al., 2016, S. 559).“



Abbildung 2.1: Elemente und Zusammenhänge des IPEK-X-in-the-Loop-(XiL)-Ansatzes auf Basis von Albers und Düser (2010).

Die Einschränkung der bestehenden Ansätze (HiL, SiL, MiL) bezüglich einer rein virtuellen Einbindung wird aufgehoben. Es ist also möglich, Teile des zu untersuchenden Systems physisch abzubilden. Der Umfang der abgebildeten Wechselwirkungen ist stets an das aktuelle System und das Validierungsziel anzupassen. Außerdem kann das zu untersuchende System auf unterschiedlichen Systemebenen vorliegen. So ist beispielsweise eine Integration auf Gesamtsystemebene, aber auch auf Wirkflächenebene möglich. Abbildung 2.2 zeigt diese Zusammenhänge für die unterschiedlichen Ebenen am Beispiel der Fahrzeugentwicklung.

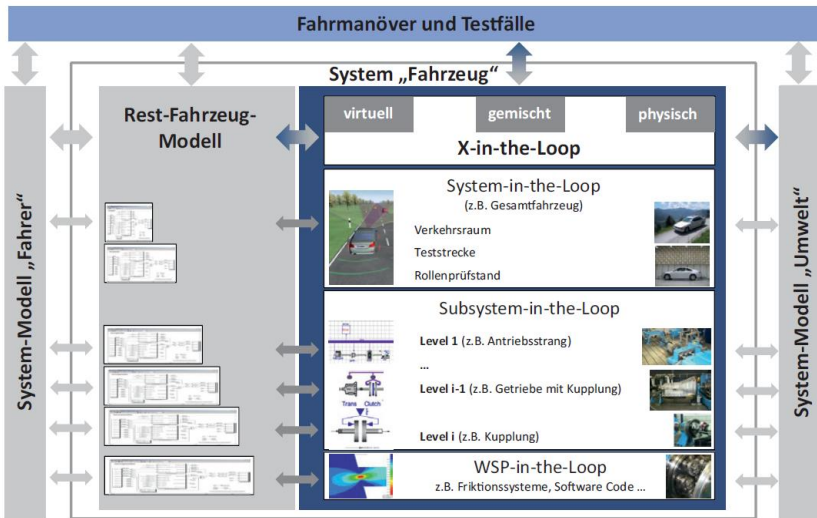


Abbildung 2.2: IPEK-X-in-the-Loop-Framework auf Basis von Albers und Düser (2010) und Albers et al. (2016).

Die möglichen Systemebenen des zu untersuchenden Systems („X“) werden aufgezeigt sowie die Möglichkeiten, dieses virtuell, physisch oder auch gemischt virtuell-physisch darzustellen. Letzteres ist auch für die *Connected Systems* in selbiger Art und Weise möglich (Albers et al., 2016).

Da der Fokus dieser Arbeit auf der Ausprägung von Validierungskonfigurationen in Form von Antriebsstrangprüfständen liegt, soll eine weitere Darstellung des IPEK-XiL-Ansatzes aufgezeigt werden: Abbildung 2.3 zeigt eine entsprechende Darstellung für eine beispielhafte Validierungskonfiguration. Die einzelnen Elemente innerhalb der Grafik stellen die Teilsysteme dar. Diese sind durch die roten Linien in Beziehung zueinander gesetzt. Zusätzlich ist die Abbildung in vier Quadranten aufgeteilt. Die vertikale Unterteilung differenziert zwischen dem zu untersuchenden beziehungsweise entwickelnden System (beziehungsweise des SiD) und den *Connected Systems*. Hierbei ist das X aus dem IPEK-XiL-Ansatz als das zu untersuchende beziehungsweise zu entwickelnde System zu verstehen. Die horizontale Trennung unterscheidet zwischen virtuellen und physischen Teilsystemen. Es ist ersichtlich, dass Teile der *Connected Systems* physisch aber auch virtuell abgebildet sind. Somit hat der Ingenieur im ersten Schritt keine Einschränkung in der Wahl darin, welche Elemente physisch und welche virtuell abgebildet werden sollen. Die Validierungskonfiguration unterliegt jedoch

Restriktionen, die sich vor allem aus dem Übergang von der physischen zur virtuellen Domäne und vice versa ergeben. In Abbildung 2.3 sind diese Übergänge durch die blauen Kästen gekennzeichnet. Hierbei handelt es sich um Koppelsysteme, die einen solchen Übergang ermöglichen. Ein detailliere Erklärung folgt in Kapitel 2.1.2.

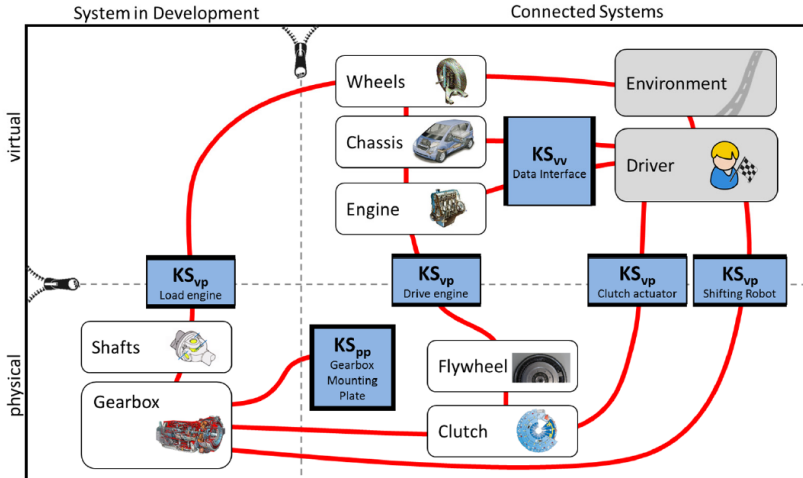


Abbildung 2.3: Beispiel für eine Validierungskonfiguration, dargestellt als Modell der IPEK-XiL-Architektur auf Basis von Albers, Mandel et al. (2018).

Diese Art der Darstellung einer Validierungskonfiguration erlaubt es, effizient alle abgebildeten Teilsysteme und deren Wechselwirkungen darzustellen und schnell zwischen dem zu untersuchenden System und den Restsystemen beziehungsweise der Umgebung zu differenzieren.

2.1.2 Physisch-Virtuelle Koppelsysteme

Wie zuvor aufgezeigt, benötigt es spezielle Lösungen, um Teilsysteme über die verschiedenen Domänen einer Validierungskonfiguration hinweg zu verbinden. Ziel ist es, bedarfsgerecht intelligente und wechselwirkungsspezifische Systeme zu erarbeiten. Die hierfür eingesetzten Systeme werden als Koppelsysteme bezeichnet. Pinner definiert den Begriff wie folgt:

„Modelle und Koppelsysteme sind Teil von Validierungsumgebungen. Modelle (virtuelle, physische oder gemischte) repräsentieren relevantes Systemverhalten

bei der Durchführung von Validierungsaktivitäten. Koppelsysteme können notwendig sein, um Modelle miteinander zu verbinden. Wenn der Output eines Modells als Input für ein weiteres Modell dient, sind Koppelsysteme all jene Systeme, die zwischen den Modellen angeordnet sind.“ (Pinner, 2017, 112ff.)

Koppelsysteme dienen folglich dazu, Modelle miteinander zu verbinden und deren Interaktion zu ermöglichen. Diese Verbindung wird auch als Koppelfunktion bezeichnet. Ziel ist es, die Modelle und deren Funktion nicht zu verändern, sondern lediglich eine Kompatibilität zu gewährleisten (Pinner, 2017, S. 102). In dieser Arbeit sind Koppelsysteme, die zwischen der physischen und virtuellen Domäne arbeiten, von Interesse. Diese werden im Nachfolgenden mit K_{VP} für Koppelsystem-virtuell-physisch bezeichnet. Eine Darstellung zu einem entsprechend formalisierten Modell eines solchen Koppelsystems ist in Abbildung 2.4 gegeben. Das System übersetzt in einem mehrstufigen Prozess virtuelle Eingangsgrößen in physische Ausgangsgrößen und umgekehrt. Das Koppelsystem selbst nimmt keine Zuordnung zur physischen oder virtuellen Domäne des IPEK-XiL Frameworks vor. Es befindet sich quasi innerhalb der Trennlinie der beiden Domänen und ist für die Transformation der Signale zuständig. Diese Transformation läuft in mehreren Ebenen ab. Jede dieser Ebenen hat einen Einfluss auf den Signalfuss und kann somit zu einem gewünschten oder ungewünschten Modellverhalten führen (Pinner et al., 2015, S. 105). In Abbildung 2.4 ist eine kurze Beschreibung der einzelnen Ebenen gegeben. Nachfolgend werden nur die beiden Ebenen Aktuatormodelle und Sensormodelle weiter betrachtet. Für eine detaillierte Beschreibung soll an dieser Stelle auf die Dissertation von Pinner (Pinner, 2017, S. 104–110) verwiesen werden.

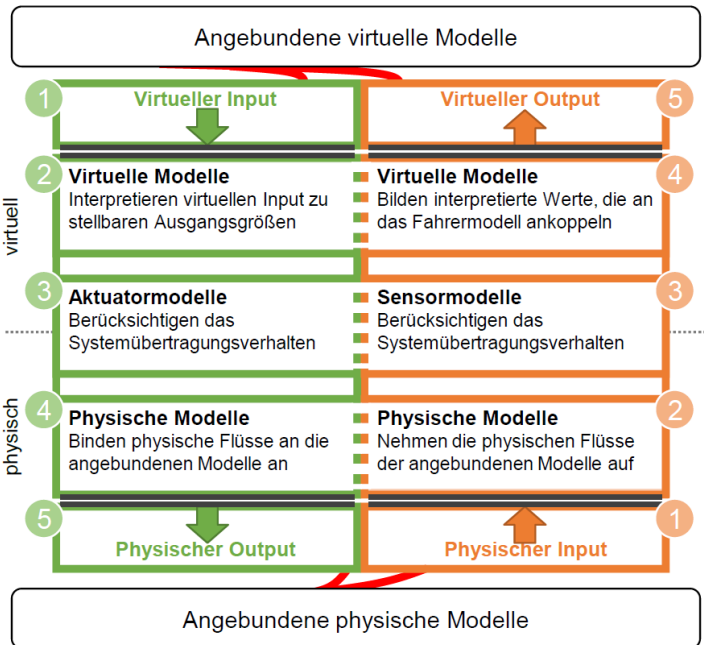


Abbildung 2.4: Beschreibungsmodell für ein physich-virtuelles Koppelsystem nach Pinner et al. (2015)

Aktuatoremodelle

Auf dieser Ebene wird versucht, das Verhalten des eigentlichen Aktuators abzubilden und gegebenenfalls bei unerwünschtem Verhalten zu kompensieren. Hier können Umrechnungen von Koordinatensystemen, Kinematiken oder ähnlichen Verfahren stattfinden. Bei einer Linearspindel kann beispielsweise die Zielposition in eine notwendige Umdrehungszahl umgerechnet werden. Auf dieser Ebene gibt es eine Vielzahl an unterschiedlichen Einflüssen. Kompensationen sind beispielsweise über Kalibrierkurven oder Ähnliches möglich. Totzeiten hingegen sind nicht kompensationsfähig auf dieser Ebene. Hierfür müsste eine vorausschauende Regelstrategie implementiert werden.

Sensormodelle

Sensormodelle sind ähnlich zu Aktuatoremodellen zu sehen. Auch diese haben das Ziel das Übertragungsverhalten des Koppelsystems zu berücksichtigen. Ein

typisches Beispiel ist eine nichtlineare Kalibrierkurve eines Kraftsensors. Es besteht aber auch die Möglichkeit komplexere Funktionen wie beispielsweise Kinematiken oder Geometriegrößen zu kompensieren.

Mithilfe des Beschreibungsmodells nach Pinner lassen sich viele Eigenschaften von Koppelsystemen darstellen und analysieren. Das Ziel die Aktuatormodelle beziehungsweise Sensormodelle gegenüber den angebundenen Systemen unsichtbar zu machen, ist ein wichtiger Grundgedanke für XiL-Validierungsumgebungen. Gerade bei der Kopplung virtueller und physischer Teilsysteme ist dies eine nicht triviale Aufgabe. Ein Übergang zwischen den Domänen ist jedoch oft notwendig, da Teile des Restsystems physisch abgebildet werden müssen. In einem solchen Fall besteht die Möglichkeit das Restsystem innerhalb einer Torsionsfeder oder innerhalb einer Drehmasse aufzuteilen (vergleiche Kapitel 2.6). Berger et al. zeigen zwei potenzielle Möglichkeiten auf. Abbildung 2.5 zeigt diese Schnitte dargestellt als Koppelsysteme. Es ist zu erkennen, dass bei einem Schnitt innerhalb einer Drehmasse eine Drehzahl als Information aus der virtuellen in die physische Domäne weitergegeben werden muss.

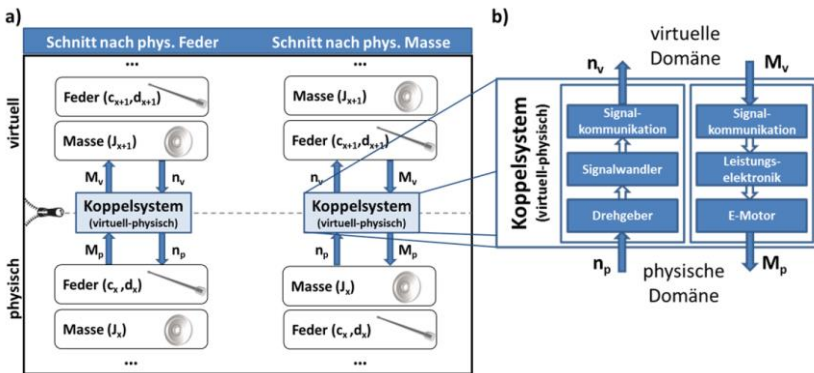


Abbildung 2.5: Schnittmöglichkeiten beim Übergang zwischen der physischen und virtuellen Domäne a) und eine beispielhafte Ausprägung eines solchen Übergangs in Form von den beteiligten Teilsystemen b) (Berger, Boog & Ott, 2016).

Dies ist nicht auf direktem Weg realisierbar, da ein Elektromotor nicht die Möglichkeit besitzt, eine Drehzahl aufzuprägen. Daher muss ein zusätzlicher Drehzahlregler implementiert werden. Dieser bringt einen nicht vernachlässigbaren Systemeinfluss mit sich. So zeigt beispielsweise Galm (2015, S. 69), dass durch die Integration

eines solchen Ansatzes in einer gegebenen Validierungskonfiguration mit einem im Umrichter implementierten Regelkreis die Dynamik der betrachteten Validierungskonfiguration auf Schwingungen mit max. 15 Hz beschränkt wird. Alternativ kann der Übergang zwischen den Domänen direkt nach einer virtuellen Drehmasse erfolgen. Hierdurch ergibt sich als Stellgröße für das Koppelsystem ein Drehmoment und keine Drehzahl. Dies ist jedoch nicht immer zielführend und beschränkt die Entwickelnden in den Gestaltungsmöglichkeiten der Validierungskonfiguration.

2.1.3 Testfalldefinition

Eine Validierungskonfiguration ohne zugehörigen Test beziehungsweise Testfall gibt keine Aufschlüsse über das zu untersuchende System. Unter einem Test wird nach Ebel (Ebel, 2015, S. 136) die Ermittlung von Systemeigenschaften eines zu untersuchenden Systems verstanden, um diese mit zuvor definierten Zielen, Anforderungen und Hypothesen abzugleichen. Dabei umfasst ein Test stets einen Testfall, eine Testumgebung und eine Interpretation der Ergebnisse. Die Testumgebung beinhaltet alle für die Durchführung des Tests notwendigen physischen und virtuellen Modelle, sowie etwaige Originale. Ziel ist es somit, einen Test zu definieren, der möglichst zielgerichtet Aussagen über das gewünschte Systemverhalten zulässt. Dafür kann die Abbildung von realen Anwendungen zielführend sein. Im Sinne der Effizienz gilt dies nicht immer. Nach Albers et al. (Albers et al., 2016, S. 555) kann auch ein anwendungsferner Testfall Aussagen über die Validität eines Systems zulassen. Die Herausforderung liegt also darin, einen optimalen Kompromiss hinsichtlich Validierungsaufwand und Sicherheit zu finden (Albers et al., 2016).

2.2 Drehzahl-Regler in Validierungsumgebungen rotatorischer Systeme

Seit ihrer Einführung sind Proportional-Integral-Differenzial-Regler (PID-Regler) die häufigste Lösung in verschiedenen Anwendungen der Prozessregelung. Dieser Erfolg ist hauptsächlich auf deren Einfachheit zurückzuführen. Durch die große Verbreitung der Regler haben sich viele Ansätze ergeben, um diese zu parametrieren. Ein PID-Regler besteht aus drei Termen. Dem proportionalen Term $u_p(t)$ (P-Anteil), dem integralen Term $u_i(t)$ (I-Anteil) und dem derivativen Term $u_d(t)$ (D-Anteil). Alle Terme sind zeitlich abhängig und ergeben in Kombination:

$$u(t) = u_p(t) + u_I(t) + u_D(t) = K_p \left(e(t) + \frac{1}{T_n} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_v \frac{d}{dt} e(t) \right) \quad 2.1$$

Oder als Übertragungsfunktion ausgedrückt:

$$u(s) = K_p \left(1 + \frac{1}{T_n s} + T_v s \right) e(s) \quad 2.2$$

Hierbei beschreibt $e(t)$ die aktuelle Abweichung zwischen dem Soll- und Ist-Wert des Regelkreises und $u(t)$ die Stellgröße des Reglers. Diese Art der Darstellung wird als idealer PID-Regler bezeichnet. Nachfolgend werden kurz die drei Terme (u_p , u_I , u_D) des Reglers erklärt.

Proportionaler Term

Der proportionale Term ist in nahezu allen Formen des PID-Reglers vertreten und wird mit der nachfolgenden Formel berechnet.

$$u_p(t) = K_p e(t) \quad 2.3$$

K_p steht für die Regler-Verstärkung. Der proportionale Anteil ist nur von dem aktuellen Fehler im Regelkreis abhängig und wird nur zu null, wenn auch der Fehler zu null anstrebt.

Integraler Term

Der integrale Anteil, im folgenden I-Anteil genannt, erzeugt eine Stellgröße, die proportional zur akkumulierten Regelabweichung ist. Die Berechnungsvorschrift ist gegeben durch

$$u_I(t) = \frac{K_p}{T_n} \int_0^t e(\tau) d\tau. \quad 2.4$$

Hierbei steht T_n für die Nachstellzeit. Eine alternative Darstellung fasst die beiden Konstanten T_n und K_p zu einem neuen Term $K_I = \frac{K_p}{T_n}$ zusammen. Der integrale Anteil kann als eine Art Gedächtnis des Reglers verstanden werden.

Derivativer Term (abgeleiteter Term)

Der abgeleitete Term, im folgenden D-Anteil genannt, des PID-Reglers ist proportional zur Änderung im Fehler des Regelkreises. Folglich wird der Anteil zu null, sobald keine Änderung im Fehler vorliegt. Berechnet wird der Anteil durch

$$u_D(t) = K_p T_v \frac{d}{dt} e(t), \quad 2.5$$

hierbei steht T_v für die Vorhaltezeit. Ähnlich wie bei dem integralen Anteil besteht eine alternative Darstellungsform, die K_p und T_v zu einem neuen Term $K_D = K_p T_v$ zusammenfasst. Der D-Anteil kann bei verrauschten Messgrößen innerhalb des Prozesses zu Rauschen in der Stellgröße führen. Allgemein führt der D-Anteil zu einer besseren Stabilität des Regelkreises. Die Komplexität beim Einstellen des Parameters führt jedoch oft dazu, dass dieser von der anwendenden Person nicht verwendet wird. Dies liegt vorrangig daran, dass dieser von Totzeiten in Regelkreisen zu Instabilitäten führen können (Vilanova & Visioli, 2012).

Die aufgezeigten Formen und Darstellungen der einzelnen Terme sind nur ein Auszug aus den in der Industrie verwendeten Formen. Ein Vergleich der verschiedenen Formen und deren Einfluss wurde durch Chong durchgeführt (Ang, Chong & Li, 2005).

2.2.1 Typische Regelkreise

Um den Einsatzort von PID-Reglern für hochdynamische Drehzahlregler tiefergehend zu verstehen, soll der typische kaskadierte Regelkreis eines PMSM betrachtet und erklärt werden. Der gesamte Regelkreis besteht aus einem Drehzahlregler, gefolgt von einem Drehmomentregler, dem Wechselrichter und dem eigentlichen Motor. An den Motor können auf mechanischer Ebene beliebige Teilsysteme angebunden sein. Eingangsgröße des Drehzahlreglers ist die Differenz aus der derzeitigen Soll-Winkelgeschwindigkeit $w(t)$ und der aktuellen Winkelgeschwindigkeit $y(t)$ des Motors. Ausgang des Drehzahlreglers ist ein Soll-Drehmoment $M(t)$, welches mit einem zusätzlichen externen Drehmoment $M_{Soll}(t)$ an den Drehmomentregler übergeben wird. Dieser bestimmt die notwendigen Ströme (I_d, I_q) , um das entsprechende Drehmoment einzustellen und gibt die Werte an die Leistungselektronik weiter. Diese stellt anschließend die drei Statorströme (u, v, w) des Motors. In Abbildung 2.6 a) werden die beschriebenen Zusammenhänge als ein Blockschaltbild dargestellt.

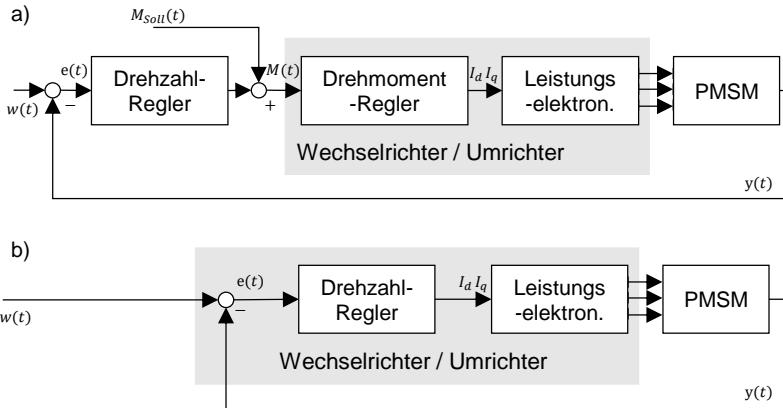


Abbildung 2.6: Drehzahlregelkreis eines Permanentmagnet-Synchronmotors (PMSM) mit direktem Stromregler a) und kaskadierter Drehzahlregelkreis einer PMSM b).

Bei dem beschriebenen Regelkreis befinden sich der Drehmoment-Regler meist innerhalb der Leistungselektronik und die Schnittstelle nach außen bildet das Soll-Drehmoment. Eine weitere Art des Regelkreises ist in Abbildung 2.6 b) gegeben. Bei diesem bestimmt der Drehzahlregler direkt die notwendigen Ströme (I_d, I_q) und gibt diese an die Leistungselektronik weiter. Diese Art der Reglerstruktur wird in dieser Arbeit nicht weiterverfolgt, da die Implementierung eines PID-Reglers auf den Echtzeitsystemen der Validierungskonfiguration einen tieferen Eingriff in dessen Verhalten ermöglicht. Je nach Validierungskonfiguration wird eine andere Leistungselektronik genutzt, weshalb nicht von einer allgemeingültig verwendbaren Reglerstruktur ausgegangen werden kann. Folglich ist eine Übertragbarkeit der Regler-Parameter nicht gesichert. Bei einer Verwendung der Drehmomenten-Schnittstelle des Umrichters kann hingegen stets die gleiche Reglerstruktur genutzt werden.

2.2.2 Erweiterungen von PID-Reglern

Basierend auf der vorgestellten Standard-Struktur von PID-Reglern wurde diese mit unterschiedlichen Erweiterungen versehen, um die Regelgüte zu erhöhen. Im Laufe dieser Arbeit wird vor allem auf zwei Erweiterungen zurückgegriffen. Diese werden nachfolgend kurz erläutert.

Bei großen Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Wert im Regelkreis kann es zu Situationen kommen, in der die Annäherung an den Sollwert sehr zeitintensiv ist. Während dieser Zeit bleibt der Fehler des Regelkreises stets positiv und der I-Anteil wird zu einem immer größeren Term integriert. Im Extremfall kann der I-Anteil allein den maximalen Stellwert des Reglers überschreiten. In einem solchen Fall steigt der I-Anteil weiterhin an, ohne eine schnellere Annäherung an den Sollwert zu erreichen. Trotz eines Überschreitens des Sollwerts verbleibt die Ausgangsgröße des Reglers, bedingt durch den hohen I-Anteil, positiv. Somit beschleunigt das System weiter. Eine mögliche Konsequenz ist, dass das System deutlich über den Sollwert überschwingt.

Um diesen Effekt zu unterbinden, gibt es verschiedene sogenannte *Anti-Windup* Strategien. In dieser Arbeit wurde die Deaktivierung des I-Anteils bei einer zu hohen Abweichung gewählt. Die Grenzen des deaktivierten Bereichs sind ein weiterer Parametersatz, der eingestellt werden kann. Formel 2.6 zeigt die Umsetzung als Gleichung.

$$u_I(t) = \begin{cases} K_I \int_0^t e(\tau) d\tau, & \forall |e(t)| < e_{Grenzwert} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad 2.6$$

Als weitere Maßnahme wird der I-Anteil deaktiviert, sobald eine Änderung im Sollwert vorliegt. Dies verbessert ebenfalls ein Überschwingen des Reglers, bei langsamen Rampen im Sollwert-Verlauf. Die final genutzte Form des I-Anteils ist in Formel 2.7 gegeben.

$$u_I(t) = \begin{cases} K_I \int_0^t e(\tau) d\tau, & \forall |e(t)| < e_{Grenzwert} \cup \forall dw(t) = 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad 2.7$$

Beim Übergang zwischen den Modi des I-Anteils wird dieser stets auf null zurückgesetzt.

2.2.3 Vorsteuerung / Inverse Kinetik

PID-Regler basieren auf einem geschlossenen Regelkreis und reagieren lediglich auf den aufkommenden Abweichungen zwischen dem Soll- und Ist-Wert eines Systems. Als Konsequenz besitzt der Regelkreis stets eine gewisse Verzögerung / Totzeit. Basierend auf dem Wissen über das zu regelnde System kann diese Eigenschaft zumindest teilweise kompensiert werden. Hierfür wird der Regler mit einer sogenannten Vorsteuerung kombiniert. Diese nutzt Wissen bezüglich der

Kinetik des Systems, um eine Stellgröße bei einer Änderung des Sollwerts zu berechnen. Die so berechnete Stellgröße reagiert innerhalb von einem Rechenschritt – die genaue Zeit ist abhängig von der verwendeten Taktzeit – auf die Änderung des Sollwerts und ist daher deutlich schneller als der Regler alleine. Außerdem kann es durch die fehlende Rückkopplung der Strecke zu keinen ungewollten Schwingungen im System kommen. Daher trägt die Vorsteuerung zu einem besseren Ansprechverhalten des Reglers bei, ohne die Stabilität von diesem zu beeinflussen. Abbildung 2.7 zeigt einen entsprechenden Regelkreis zur Veranschaulichung.

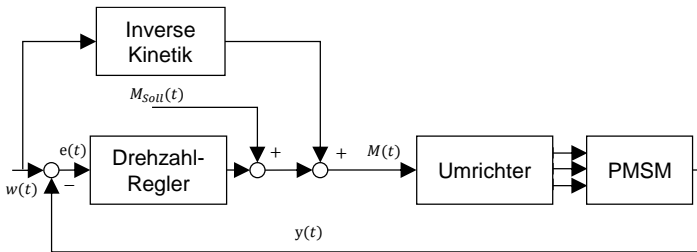


Abbildung 2.7: Kaskadierter Drehzahlregelkreis einer PMSM kombiniert mit einer Vorsteuerung.

2.3 Sprungantwort und ihre Kennwerte

Um die dynamischen Eigenschaften von Systemen zu charakterisieren, bestehen eine Vielzahl an möglichen Untersuchungen. Ein weitverbreiteter Ansatz ist die Sprungantwort. Dieser beschreibt die Antwort eines Systems, welches am Eingang mit der Sprungfunktion angeregt wird. Je nach Charakteristik des Systems prägen sich individuelle Antworten aus, die direkten Rückschluss auf Eigenschaften des Systems bieten. Wird ein System einem Impuls ausgesetzt, werden in dem System alle Frequenzen angeregt. Die Anregungsamplitude nimmt antiproportional zur Frequenz ab. Hierdurch ergibt sich die Möglichkeit das Systemverhalten unabhängig von der Frequenz des Eingangssignals zu betrachten. Da bei der Auslegung von Regelkreisen nicht nur das Verhalten bei Störungen relevant ist, wird anstelle eines Impulses als Eingangssignal die Sprungfunktion genutzt. Diese stellt ebenfalls eine Anregung mit unendlich vielen Frequenzen und gleichzeitig eine andauernde Änderung des Eingangssignales dar. In Abbildung 2.8 werden einige beispielhafte Sprungantworten für Systeme unterschiedlicher Ordnung gezeigt.

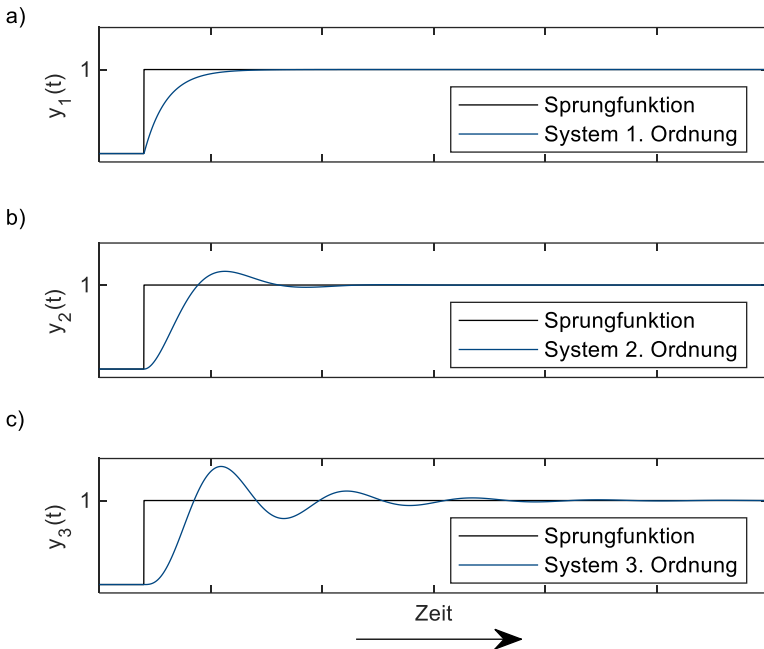


Abbildung 2.8: Beispielhafte Sprungantworten von Systemen verschiedener Ordnung. System 1. Ordnung in a), System 2. Ordnung in b) und System 3. Ordnung in c).

Basierend auf diesen Sprungantworten lassen sich Kennwerte zur Beschreibung des Systems berechnen. Diese ermöglichen es, einen Teil der Systemdynamik als Skalar auszudrücken. Bei den Kennwerten handelt es sich um etablierte Standardwerte, die in gängigen Lehrbüchern tiefergehend erklärt werden (siehe (DIN IEC 60050-351:2014-09)). Nachfolgend soll ein Überblick über die in dieser Arbeit genutzten Kennwerte und deren Berechnungsvorschriften gegeben werden.

Anstiegszeit (Rise time)

Die Anstiegszeit ist definiert als die Zeit die ein System benötigt, um einen Pegelwechsel zwischen zwei definierten Werten zu erreichen. Als typische Werte werden hier 10 % und 90% des Zielwerts gewählt.

$$\begin{aligned}t_r &= t_1(y = y_1) - t_0(y = y_0) \\y_1 &= 0,9 \cdot w_{final} \\y_0 &= 0,1 \cdot w_{final}\end{aligned}\tag{2.8}$$

Einschwingzeit (Settling time)

Die Einschwingzeit beschreibt das Zeitintervall, das ein System benötigt, bis alle Werte nach einer geforderten Änderung innerhalb eines definierten Fehlerbandes liegen. Für dieses Fehlerband werden meist $\pm 10\%$ angenommen.

$$t_s = t \left(\left| \frac{y(t) - w_{final}}{w_{final}} \right| < 0.1 \right) - t_{sprung}\tag{2.9}$$

Überschwingen (Overshoot)

Unter Überschwingen wird im Allgemeinen das unerwünschte Überschreiten eines Zielwertes nach einer geforderten Änderung verstanden. Nach diesem Überschreiten nähert sich der Wert dem finalen Wert an.

Nicht jedes System zeigt in seiner Sprungantwort ein Überschwingen (vergleiche Abbildung 2.8, System 1. Ordnung). In einem solchen Fall wird der Wert als null angenommen. Der Wert für das Überschwingen wird meist prozentual im Vergleich zum Zielwert angegeben.

$$h_o = 100 \frac{\max(y(t) - y_{final})}{y_{final}}\tag{2.10}$$

Unterschwingen (Undershoot)

Äquivalent zum Überschwingen beschreibt ein Unterschwingen das Unterschreiten des Sollwerts nach dem ersten Überschreiten des Sollwerts. Auch hier gilt, dass nicht jedes System ein Unterschwingen im Systemverhalten aufweist.

$$h_u = 100 \frac{\min(y(t) - y_{final})}{y_{final}}, t > t_{\text{Überschwingen}}\tag{2.11}$$

Integraler zeitbewerteter Betragsfehler (ITAE)

Das ITAE-Kriterium (engl.: integral of time weighted absolute value of error) kann als Flächenintegral zwischen dem Soll- und Ist-Wert interpretiert werden. Zusätzlich wird das Flächenintegral mit dem Produkt der Zeit erweitert. Abweichungen zu einem späteren Zeitpunkt werden also stärker gewichtet.

$$Q_{ITAE} = \int_{t_0}^{\infty} |y(t) - w_{final}| t dt, \quad t_0 = \text{Zeitpunkt des Sprungs} \quad 2.12$$

Integraler zeitbewerteter quadratischer Fehler (ITSE)

Das ITSE-Kriterium (engl.: integral of time weighted squared error) kann äquivalent zum ITAE-Kriterium als Flächenintegral zwischen dem Soll- und Ist-Wert eines Systemverhaltens interpretiert werden. Im Gegensatz zum ITAE wird jedoch nicht der betragsmäßige Fehler integriert, sondern das Quadrat des Fehlers. Hierdurch werden hohe Abweichungen stärker bewertet als beim ITAE.

$$Q_{ITSE} = \int_{t_0}^{\infty} (y(t) - w_{final})^2 t dt, \quad t_0 = \text{Zeitpunkt des Sprungs} \quad 2.13$$

Abbildung 2.9 zeigt die vorgestellten Kennwerte in grafischer Form anhand einer einzelnen Sprungantwort eines Systems 3. Ordnung.

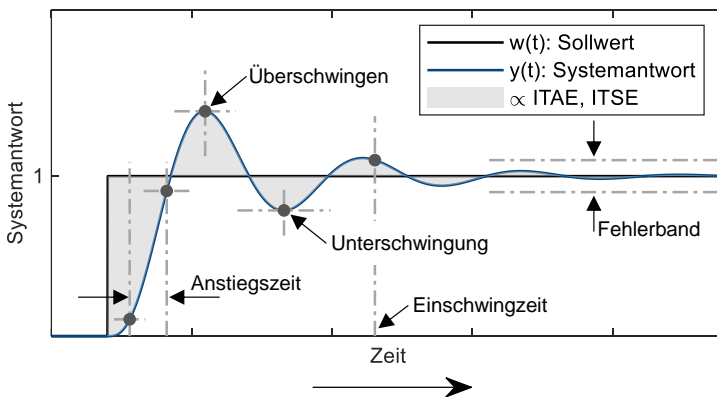


Abbildung 2.9: Exemplarische Sprungantwort mit markierten Kennwerten.

2.4 Verfahren zur Einstellung von Reglern

Bei der Einstellung von PID-Reglern sind die einzelnen Parameter sowohl von dem zu regelnden System als auch von dem geplanten Manöver abhängig. Im Laufe der Zeit wurden verschiedene Methoden entwickelt, um passende Einstellungen für die Regler-Parameter zu finden. Nachfolgend wird eine Auswahl vorgestellt; die einen Überblick über die verschiedenen Verfahren gibt. Anschließend werden die Schwachstellen der einzelnen Verfahren analysiert.

2.4.1 Meta- / Heuristische Verfahren

Unter Metaheuristiken werden im Allgemeinen Algorithmen verstanden, die zu einer näherungsweise Lösung für Optimierungsprobleme führen. Hierbei ist der Algorithmus selbst nicht problemspezifisch. Im allgemeinen Sprachgebrauch werden diese Vorgehensweisen auch oft „Faustformelverfahren“ genannt. Zur Einstellung von PID-Reglern bestehen hierzu mehrere Vorgehen, die unter die Metaheuristiken fallen. Nachfolgend werden die zwei gängigsten dieser Verfahren vorgestellt.

Methode von Ziegler und-Nichols

Diese Methode ist eines der ersten Verfahren zum Einstellen von Regler-Parametern. Sie wurde im Jahr 1942 von John Ziegler und Nathaniel Nichols (1942) entwickelt und basiert auf Versuchen an verschiedenen physischen Systemen. Zunächst werden alle Regler-Parameter zu null gesetzt und anschließend der P-Anteil langsam erhöht. Nach jeder Erhöhung wird ein Sprung im Sollwert gefordert und die Systemantwort beobachtet. Wenn das System mit einer nicht mehr abklingenden Oszillation antwortet, gilt der aktuelle P-Anteil als die kritische Verstärkung ($K_{P,krit}$) und die Versuche werden beendet. Nachfolgend ist zusätzlich eine Darstellung des Vorgehens als Pseudo-Code gegeben.

Algorithmus: Ziegler & Nichols**Eingang:** $system(K_p, K_I, K_D)$ inclusive eines PID-Reglers**Ausgang:** Regler-Parameter (K_p, K_I, K_D) basierend auf der kritischen Verstärkung $K_p, K_I, K_D = 0$ $schwingung = 0$ $schrittweite = 0,01$ **while** ($schwingung == 0$) $K_p = K_p + schrittweite$ $systemAntwort = Sprungantwort(system(K_p, 0, 0))$ **If** $SchwingungenDetektieren(systemAntwort)$ $schwingung = 1$ **end****end** $K_{p,krit} = K_p$ $T_{osc} = Periode(systemAntwort)$ $K_p, K_I, K_D = berechneParameter(K_{p,krit}, T_{osc}, Reglertyp)$

Nachdem die Versuche durchgeführt wurden, können aus der kritischen Verstärkung und der Periode (T_{osc}) der Oszillationen die Regler-Parameter berechnet werden. In Tabelle 2.1 werden die Berechnungsvorschriften für die einzelnen Verstärkungsfaktoren in Abhängigkeit des gewünschten Reglers beziehungsweise gewünschten Verhalten des Reglers aufgezeigt.

Tabelle 2.1: Berechnungstabelle für die Regler-Parameter basierend auf der kritischen Verstärkung und Periodendauer nach Ziegler und Nichols (1942).

Regler-Typ	K_p	T_n	T_v	K_I	K_D
P	$0,50 K_{p,krit}$	–	–	–	–
PI	$0,45 K_{p,krit}$	$0,80 T_{osc}$	–	$0,45 K_{p,krit}/T_{osc}$	–
PD	$0,80 K_{p,krit}$	–	$0,125 K_{p,krit}$	–	$0,100 K_{p,krit} T_{osc}$
PID	$0,60 K_{p,krit}$	$0,50 T_{osc}$	$0,125 K_{p,krit}$	$1,20 K_{p,krit}/T_{osc}$	$0,075 K_{p,krit} T_{osc}$

In einer zweiten Variante der Methode wird die Regelstrecke mithilfe eines PT_1 -Gliedes angenähert. Die notwendigen Parameter können experimentell aus einer

Sprungantwort ermittelt werden (siehe Abbildung 2.10). Es werden die Totzeit (T_t), die stationäre Verstärkung (K_s) und die Ausgleichszeit (T_g) benötigt.

Tabelle 2.2: Berechnungstabelle für die Regler-Parameter basierend auf einer Annäherung des Systems als PT_1 -Glied nach Ziegler und Nichols (1942).

Reglertyp	K_P	T_n	T_v	K_I	K_D
P	$1,0/K_s T_g/T_t$	–	–	–	–
PI	$0,9/K_s T_g/T_t$	$3,33 T_t/K_p$	–	K_p/T_i	–
PID	$1,2/K_s T_g/T_t$	$2,00 T_t/K_p$	$0,5 T_t K_p$	K_p/T_i	$K_p T_n$

Einstellregeln nach Chien, Hrones und Reswick

Dieses Verfahren wurde von Chien et al. (1952) entwickelt und gilt als Weiterentwicklung der Methode nach Ziegler und Nichols. Im Gegensatz zum Verfahren nach Ziegler und Nichols kann das Verfahren auch bei Systemen höherer Ordnung angewandt werden. Außerdem wird zwischen Führungs- und Störgrößen-Reglern unterschieden. Ähnlich wie beim zweiten Verfahren nach Ziegler und Nichols müssen von dem System die folgenden Parameter bekannt sein; die stationäre Verstärkung (K_s), die Verzugszeit (T_u) und die Ausgleichszeit (T_g). In Abbildung 2.10 ist eine exemplarische Sprungantwort mit den entsprechenden Kennwerten dargestellt. Die Kennwerte werden aus einer Wendetangente der Sprungantwort berechnet. Die Verzugszeit (T_u) wird über die Totzeit (T_t) angenähert und beschreibt den Schnittpunkt der Wendetangente mit der Zeitachse. Die Ausgleichszeit (T_g) beschreibt den Schnittpunkt der Wendetangente mit der stationären Verstärkung (K_s). Diese kann als der Wert der Sprungantwort im Unendlichen angenähert werden. In Tabelle 2.3 sind die zugehörigen Berechnungsvorschriften aufgelistet.

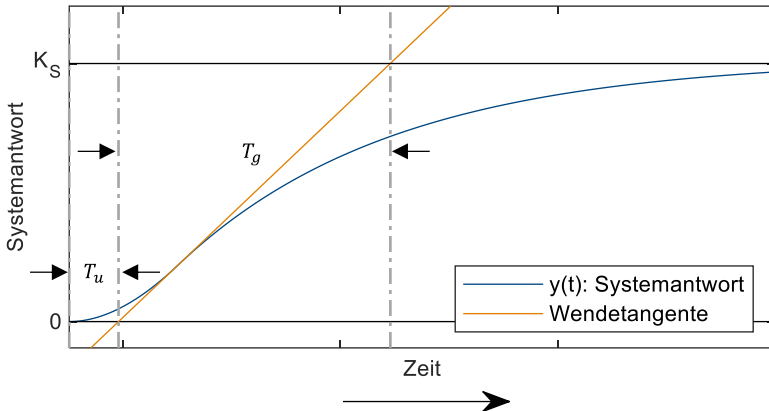


Abbildung 2.10: Exemplarische Sprungantwort mit Parametern für das Verfahren nach Chien, Hrones und Reswick.

Tabelle 2.3: Berechnungstabelle für die Regler-Parameter nach dem Verfahren von Chien Hrones und Reswick (Chien et al., 1952).

Regler-Typ	Störungsgrößen			Führungsgrößen		
	K_P	T_n	T_v	K_P	T_n	T_v
P	$0,30 T_g / T_u K_s$	–	–	$0,30 T_g / T_u K_s$	–	–
PI	$0,60 T_g / T_u K_s$	$4,0 T_u$	–	$0,35 T_g / T_u K_s$	$1,2 T_u$	–
PID	$0,95 T_g / T_u K_s$	$2,4 T_u$	$0,42 T_u$	$0,60 T_g / T_u K_s$	$1,0 T_u$	$0,50 T_u$

2.4.2 Analytische Methoden

Analytische Optimierungsmethoden dienen dazu, ein bestimmtes Zeitverhalten des geschlossenen Regelkreises zu erhalten. Dieses gewünschte Regelverhalten wird durch einen vorgegebenen Satz von Polstellen oder allgemeiner durch die Definition eines Referenzmodells festgelegt. Der Regler erfüllt seine Funktion, wenn der geschlossene Regelkreis dieses Referenzmodell nachbildet. Diese Ansätze stammen aus den frühen Arbeiten zum algebraischen Reglerentwurf in einer allgemeineren Umgebung von Ragazzini und Franklin. (Ragazzini & Franklin, 1958, S. 252–265).

Zur analytischen Optimierung der Regler-Parameter gibt es eine Vielzahl an unterschiedlichen Ansätzen. Im Allgemeinen wird jedoch versucht die Polstellen des geschlossenen Regelkreises so zu platzieren, dass dieser zuvor definierte Verhalten abbildet. Durch die Restriktion im Aufbau von PID-Reglern ist jedoch mit einer festen Anzahl an Polen und Nullstellen zu arbeiten. Dies schränkt die Freiheit in der Modellierung ein. Eine Konsequenz hieraus ist die Betrachtung von nur dominanten Polen. Dies führt dazu, dass meistens nur Streckenmodelle erster und zweiter Ordnung betrachtet werden.

Basierend auf der fehlenden Möglichkeit beziehungsweise der Einschränkung auf Strecken maximal zweiter Ordnung sollen die analytischen Methoden im Kontext von rotatorischen Validierungsumgebungen nicht weiter betrachtet werden. Alleine die Modellbildung wäre hierdurch zu aufwendig. Für weiterführende Literatur wird daher auf einige Beispiele verwiesen.

- Regelungstechnik 1 - Lineare und Nichtlineare Regelung, Rechnergestützter Reglerentwurf (Schulz, 2007)
- Regelung von Antriebssystemen (Schröder, 2015)
- PID Control in the Third Millennium (Vilanova & Visioli, 2012)

2.4.3 Mehrziel-Optimierung

Im Allgemeinen wird unter einer Mehrziel-Optimierung ein Verfahren verstanden, welches zum Lösen eines spezifischen Problems mehrere Kostenfunktionen gleichzeitig optimieren muss. Die Kostenfunktionen stehen oft im Konflikt zueinander und basieren auf derselben Systemantwort. Mathematisch kann das Problem mit der folgenden Kostenfunktion beschrieben werden.

$$F(\bar{p}) = [F_1(\bar{p}), F_2(\bar{p}), F_3(\bar{p}), \dots, F_n(\bar{p})] \quad 2.14$$

Hierbei sind $F_n(\bar{x})$ die Teilkostenfunktionen, $F(\bar{p})$ die Gesamtkosten und $\bar{p} = [p_1, p_2, \dots, p_n]$, $\bar{p} \in \mathbf{P}$ ein n -dimensionaler Lösungsvektor. \mathbf{P} beschreibt den zulässigen Lösungsraum. Ein solches Problem besitzt meist keinen Lösungsvektor \bar{p} , der alle Teil-Kostenfunktionen $F_n(\bar{p})$ gleichzeitig optimiert. In einem solchen Fall wird nach einem Pareto-Optimum gesucht. Dieses definiert sich nach Marler und Arora (2004, S. 371) wie folgt.

Ein Punkt $\bar{p}^* \in \mathbf{P}$, ist Pareto-optimal, wenn kein weiterer Punkt existiert, $\bar{p} \in \mathbf{P}$, für den $F(\bar{p}) \leq F(\bar{p}^*)$ und $F_1(\bar{p}) \leq F_1(\bar{p}^*)$ für mindestens eine Teilkostenfunktion gilt.

Als weitere schwächere Definition wird von Marler und Arora außerdem folgende gegeben.

Ein Punkt $\bar{p}^* \in \mathbf{P}$, ist schwach Pareto-optimal, wenn kein weiterer Punkt existiert, $\bar{p} \in \mathbf{P}$, für den $F(\bar{p}) \leq F(\bar{p}^*)$ gilt.

Die Menge aller möglichen Pareto-optimalen Punkten wird als Pareto-Front bezeichnet. Um Lösungen auf dieser Pareto-Front zu finden, bestehen verschiedene Lösungsstrategien. Die einfachste Variante durchsucht den gegebenen Lösungsraum, wobei stets nur ein Parameter variiert wird. Dieses Vorgehen ist hauptsächlich für Probleme mit einer skalaren Kostenfunktion gedacht und wird nicht weiter betrachtet. Für Probleme mit mehrdimensionalen Kostenfunktionen bestehen zwei Lösungsmöglichkeiten. Zum einen gibt es Methoden, die ein Vorbild in der Natur suchen, dies sind die genetischen Algorithmen, zum anderen existieren deterministische Methode. Zu diesen zählen zum Beispiel die gradientenbasierten Verfahren. Gradientenbasierte Verfahren zählen zu den eher klassischen Optimierungsverfahren. Sie basieren darauf, dass der Gradienten (Verlauf) einer Kostenfunktion betrachtet wird, um den Verlauf dieser abzuschätzen und so ein Optimum zu finden. Es wird also ein einzelner Skalar als Optimierungsziel benötigt. Daher müssen Mehrziel-Optimierungen in eine solche Formulierung überführt werden. Nach Marler und Arora (2004) werden hierfür verschiedene Verfahren genutzt, welche nachstehend vorgestellt werden.

Gewichtete Summe (Weighted Sum, WS)

Das einfachste Verfahren, eine gewichtete Summe, soll hier kurz vorgestellt werden: Formel 2.15 zeigt die mathematische Formulierung. Die Kosten der einzelnen normierten Teil-Kostenfunktionen $f_i(\bar{p})$ werden mit einer skalaren Größe α_i multipliziert und anschließend aufsummiert. Die Summe aller Gewichte α_i ergibt 1.

$$F(\bar{p}) = \sum_{i=1}^k \alpha_i f_i(\bar{p}) \quad 2.15$$

Die Normierung hat zum Ziel die Relevanz aller Teil-Kostenfunktionen in Relation zueinander zu setzen und hat somit einen erheblichen Einfluss auf die Form der gefundenen Pareto-Front. Basierend auf diesem Verfahren wird das mehrdimensionale Optimierungsproblem in ein eindimensionales überführt und es können klassische Optimierer genutzt werden. Zur Überführung in ein eindimensionales Problem sind noch deutlich mehr Verfahren verfügbar. Eine Auflistung von Veröffentlichungen zu diesem Thema ist in Kapitel 2.5 gegeben.

Normal Boundary Intersection (NBI)

Normal Boundary Intersection ist eine Vorgehensweise, bei der das Mehrziel-Optimierungsproblem in ein skalares Optimierungsproblem überführt wird, um eine gleichmäßige Pareto-Front zu erhalten. Das Verfahren wurde von Das und Dennis (1998) vorgestellt. Begonnen wird mit einer sogenannten Utopia-Ebene (U) die durch mehrere Ankerpunkte ($\bar{\phi}$) definiert wird.

$$U = \bar{\phi} \bar{\beta} \tag{2.16}$$

Wobei $\bar{\beta}$ wie folgt definiert ist

$$\bar{\beta} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{bmatrix} \tag{2.17}$$

und $\bar{\phi}(:, i) = F(\bar{p}_i^*) - F(\bar{p}^*)$ gilt. $F(\bar{p}^*)$ ist der Wert der Kostenfunktion am Utopia-Punkt. In Abbildung 2.11 wird das Vorgehen an einem zweidimensionalen Problem illustriert. In Schwarz ist die Utopia-Ebene mit den zugehörigen Ankerpunkten \bar{A}_1 , \bar{B}_1 und zwei beispielhaften optimalen Punkten \bar{P}_1 (Schwarz), \bar{P}_2 (Blau) dargestellt. Die Ankerpunkte werden jeweils als ein Minimum der Teil-Kostenfunktionen definiert.

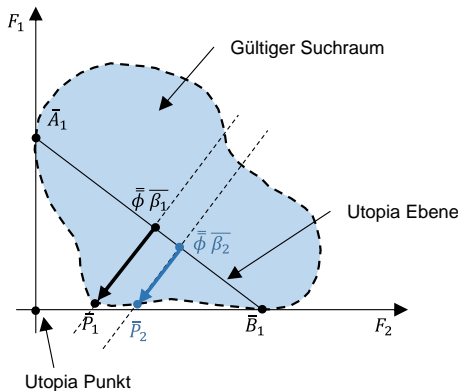


Abbildung 2.11: Zweidimensionales Optimierungsproblem mit Utopia-Ebenen und den zugehörigen Ankerpunkten (\bar{A}_1 , \bar{B}_1) und zwei beispielhaften Pareto-optimalen Punkten (\bar{P}_1 , \bar{P}_2). In Anlehnung an Das und Dennis (1998).

Die Summe der Alpha-Werte muss eins ergeben. Im Zweidimensionalen kann die Ebene als eine Gerade zwischen zwei Punkten visualisiert werden. Zum Finden der Pareto-Front wird mithilfe von β eine Gerade definiert, die senkrecht auf der Utopia-Ebene steht. Anschließend wird der Punkt mit maximalem Abstand zur Utopia-Ebene und gleichzeitig minimalem Abstand zum Utopia-Punkt auf der Geraden gesucht. Anschließend wird ein neuer Wert für β definiert und der nächste Punkt gesucht. Somit wird das Problem in kleine Teile zerlegt, die jeweils gelöst werden können. Durch geeignete Wahl von β kann so die Pareto-Front gefunden werden.

Das Verfahren zeigt Schwächen bei Optimierungsräumen, die Hinterschnitte besitzen. Bei solchen kann es dazu kommen, dass ein lokales anstelle eines globalen Maximums gefunden wird.

Das Verfahren wurde an vielen Stellen eingesetzt, um Regelkreise einzustellen. Als ein Beispiel seien Stehr, Graeber et al. (2003) genannt, die analoge Schaltkreise mit diesem Verfahren optimieren.

Normalized Normal Constraint (NNC)

Dieses Verfahren wurde von Messac et al. (2003) vorgestellt und kann als eine Erweiterung des NBI angesehen werden. Die Utopia-Ebene wird ähnlich wie beim NBI definiert. Auf dieser wird wieder ein Punkt festgelegt und eine zur Utopia-Ebene senkrechte Gerade durch diesen Punkt gelegt. Anschließend wird jedoch nicht auf dieser Geraden nach einem optimalen Punkt gesucht, sondern in dem Suchraum, der sich aus dem Schnitt aus der Geraden mit dem ursprünglichen Suchraum ergibt.

Anschließend muss in diesem neuen Suchraum nur eine der Teil-Kostenfunktionen optimiert werden. Durch diese Umformulierung des Problems ergeben sich vor allem Eigenschaften, die beim Finden einer Lösung mithilfe von numerischen Verfahren von Nutzen sind (Messac et al., 2003).

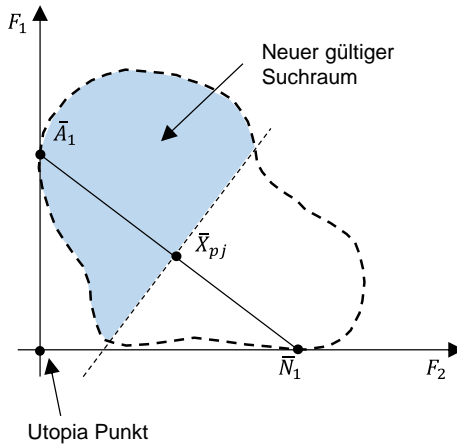


Abbildung 2.12: Zweidimensionales Optimierungsproblem mit Utopia-Ebenen und den zugehörigen Ankerpunkten (\bar{A}_1 , \bar{N}_1) und dem daraus neu generierten partiellen Suchraum. In Anlehnung an Messac et al. (2003).

Downhill-Simplex-Verfahren (DS)

Das Downhill-Simplex-Verfahren wurde im Jahr 1965 von John Nelder und Roger Mead entwickelt und zählt zu den nichtlinearen Optimierungsverfahren (Nelder & Mead, 1965). Das Verfahren vergleicht mehrerer Punkte, um basierend auf den Kosten an den jeweiligen Stellen einen Gradienten zu schätzen und anschließend den schlechtesten Punkt entlang des Gradienten zu verschieben beziehungsweise zu ersetzen. Die einzelnen Punkte werden als ein Simplex¹ definiert. Die Bestimmung des neuen Punktes mit dem der Schlechteste ersetzt wird läuft wie folgt ab:

- Aus allen Punkten \bar{p} außer dem Schlechtesten (\bar{p}_N) wird der Mittelpunkt des Simplex bestimmt:

$$\bar{m}_{DS} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \bar{p}_i \tag{2.18}$$

¹ Als Simplex oder n-Simplex ist das einfachste n-dimensionale Volumen bezeichnet, das aus n+1 Punkten aufgespannt wird. Ein dreidimensionales Simplex (3-Simplex) bildet beispielsweise ein Tetraeder.

- Anschließend wird der schlechteste Punkt an dem neu ermittelten Mittelpunkt reflektiert und der neue Punkt \bar{r}_{DS} bestimmt:

$$\bar{r}_{DS} = \bar{m}_{DS} + \alpha_{DS}(\bar{m}_{DS} - \bar{p}_N) \quad 2.19$$

- Wenn \bar{r}_{DS} besser ist als der beste Punkt (\bar{p}_0) des Simplex, wird ein weiterer Punkt (\bar{e}_{DS}) als Expansion ermittelt und anschließend (\bar{p}_N) durch den Besseren der beiden Punkte ersetzt. Danach beginnt das Verfahren von vorne.

$$\begin{aligned} \bar{e}_{DS} &= \bar{m}_{DS} + \gamma_{DS}(\bar{m}_{DS} - \bar{p}_N) \\ \bar{p}_N &= \min(F(\bar{r}_{DS}), F(\bar{e}_{DS})) \end{aligned} \quad 2.20$$

- Wenn \bar{r}_{DS} besser ist als der zweitschlechteste Punkt, wird der schlechteste Punkt durch \bar{r}_{DS} ersetzt und das Verfahren beginnt von vorne.
- Wenn keiner der vorherigen Schritte erfolgreich war, wird der neue Punkt \bar{c}_{DS} als kontrahierter Punkt berechnet. Hierfür wird \bar{h}_{DS} als Hilfsgröße zum Besseren der beiden Punkte \bar{p}_N und \bar{r}_{DS} definiert. Wenn \bar{c}_{DS} besser ist als der schlechteste Punkt (\bar{p}_N) wird \bar{c}_{DS} übernommen und das Verfahren beginnt von vorne.

$$\bar{c}_{DS} = \bar{h}_{DS} + \beta_{DS}(\bar{m}_{DS} - \bar{h}_{DS}) \quad 2.21$$

- Falls keiner der vorherigen Schritte erfolgreich war, liegt ein besserer Punkt wahrscheinlich innerhalb des Simplex und dieser wird komprimiert.

$$\bar{p}_i = \bar{p}_i + \sigma_{DS}(\bar{p}_0 - \bar{p}_i) \quad \forall i \in [1, n] \quad 2.22$$

Die in dem Verfahren genutzten Parameter $(\alpha, \gamma, \beta, \sigma)$ legen fest wie sich das Simplex dem Optimum annähert. Als Typische Werte haben sich die folgenden entwickelt:

$$\alpha = 1, \gamma = 2, \beta = \frac{1}{2}, \sigma = \frac{1}{2} \quad 2.23$$

2.4.4 Maschinelles Lernen / Machine Learning

Maschinelles Lernen ist ein Teilbereich der künstlichen Intelligenz (KI) und versucht Maschinen dazu zu befähigen, automatisiert Muster und Zusammenhänge in Daten zu erkennen. Basierend auf diesen Zusammenhängen werden Entscheidungen abgeleitet. Viele der genutzten Algorithmen basieren auf Vorbildern aus der Natur.

So werden beispielsweise Teile der Evolution oder das Verhalten von Tiergruppen abgebildet. Dafür haben sich unterschiedliche Ansätze entwickelt. Die ersten Implementierungen gehen auf die 1950er Jahre zurück, in denen erste Vorschläge von Alan M. Turing (1950) aufgestellt wurden.

Genetischen Algorithmen (GA)

Die Genetischen Algorithmen basieren auf der Genetik und der natürlichen Selektion. Ihre Hauptmerkmale lassen sich wie folgt zusammenfassen (Simon, 2013):

- Es wird versucht, die sexuelle Fortpflanzung einer biologischen Population zu simulieren.
- Die Individuen haben eine endliche Lebensspanne.
- In jeder Generation entstehen durch zufällige Mutationen einige neue Merkmale der Population.
- Es besteht eine positive Korrelation zwischen der Fähigkeit zu überleben und der Fähigkeit sich zu vermehren.

Genetische Algorithmen nehmen die Natur als Vorbild und bilden die Fortpflanzung durch Kreuzung der besten Individuen einer Population ab. Somit können nur die am besten angepassten Individuen ihr Genom an die nächste Generation weitergeben. Dieser "Fitness"-Wert wird als die Kostenfunktion betrachtet, die minimiert werden soll. (Mitchell, 1995)

Die ersten Anwendungen genetischer Algorithmen für PID-Regler gehen auf die frühen 1990er zurück. So zeigen Porter et al. (1992) erstmals die Vorteile genetischer Algorithmen für Mehrziel-Optimierungen im Kontext von PID-Reglern auf. Wang und Kwok (Wang & Kwok, 1992) veröffentlichen im gleichen Jahr eine ausführliche Implementierung für digitale PID-Regler. Sie weisen die Umsetzbarkeit und die Vorteile der Methoden anhand mehrerer Beispiele in Form von verschiedenen Übertragungsfunktionen nach. Als Kostenfunktion wird das ITSE-Kriterium (siehe Kapitel 2.3) herangezogen. Bei einem Vergleich der Ergebnisse mit Regler-Parametern basierend auf der Methode nach Ziegler und Nichols stellen die Autoren eine Verbesserung im Regelverhalten dar.

Mitsukura et al. (1997) stellen ein Beispiel vor, in dem als Kostenfunktion ein Polynom höherer Ordnung genutzt wird, um die Kosten gezielt an Prozesseigenschaften anzupassen. Als Beispiel wird die Optimierung eines

Hammerstein-Modells² durchgeführt und die Ergebnisse ebenfalls mit Regler-Parametern, basierend auf der Methode von Ziegler und Nichols, verglichen. Auch Mitsukura et al. kommen zu dem Ergebnis, dass genetische Algorithmen einen effizienten und robusten Weg für die Optimierung von Regler-Parametern darstellen können.

In neueren Ansätzen werden komplexere Kostenfunktionen herangezogen. So zeigen zum Beispiel Tiwari et al. (2014) einen Ansatz für eine Kostenfunktion, die eine Summe aus den Kennwerten Überspringen, Ausschwingzeit und Anstiegszeit bildet. Anschließend führen sie Optimierungen an mehreren Übertragungsfunktionen unterschiedlicher Ordnung durch. In einem Vergleich mit klassischen Optimierungsmethoden zeigen sie eine Verbesserung der Regelkreise.

Zhou et al. (2011) geben einen Gesamtüberblick über die Verwendung von evolutionären Algorithmen zur Mehrziel-Optimierung. Sie kommen zu dem Schluss, dass die Verwendung dieser zwar bereits durchgeführt wurde, sich jedoch noch in einer frühen Phase befindet. Die Autoren fassen die gegenwärtigen Herausforderungen bei der Anwendung wie folgt zusammen:

- Die derzeitigen Verfahren sind Pareto-Dominanz-basiert, Dekompositionsbasiert und Indikator-basiert. Die Stärken und Schwächen dieser Verfahren sollten gründlich untersucht werden. Einige neue Verfahren oder Kombinationen dieser könnten in naher Zukunft auftauchen. Diese Verfahren werden auch andere, neue Forschungsfragen und Möglichkeiten aufwerfen.
- Der Zweck von Mehrziel-Optimierungen mit genetischen Algorithmen ist es, anstelle einer einzelnen Lösung eine Menge von Pareto-optimalen Lösungen zu approximieren. Die Verteilung der Lösungen kann Regelmäßigkeiten aufweisen. Eine Untersuchung dieser Eigenschaften für die effiziente Erzeugung von neuen Generationen stellt einen neuartigen potenziellen Untersuchungsgegenstand dar.
- Die Interaktion mit den Entscheidungsträgern / Anwendenden wurde als ein sehr wichtiger Forschungszweig identifiziert. Es sollten gemeinsame Forschungsbestrebungen aus den Bereichen des evolutionären Programmierens, der Entscheidungswissenschaften, der Softwareentwicklung und Psychologie erfolgen. Forschungsergebnisse

² Das Hammerstein-Modell ist eine nach Adolf Hammerstein benannte spezielle Modellform für nichtlineare dynamische Systeme. Charakteristisch ist die Struktur, bestehend aus der Reihenschaltung einer statischen Nichtlinearität vor einem linearen zeitinvarianten dynamischen System. Das Hammerstein-Modell ist sowohl für Eingrößen- als auch für Mehrgößensysteme definiert.

aus diesen kombinierten Bereichen würden die Verbreitung von entsprechenden Optimierungsverfahren vorantreiben.

- Die Komplexität der Handhabung einer Mehrziel-Optimierung hat wachsende Aufmerksamkeit auf sich gezogen. Aufgrund der Mehrdimensionalität ist es nicht zwangsläufig möglich, eine endliche Menge von Lösungen zu verwenden, um die Pareto-Front eines generischen Problems zu approximieren. Die Einbindung des Anwenders in die Definition des Lösungsraumes kann hier eine geeignete Strategie darstellen.
- Zum Thema dynamische und verrauschte Mehrziel-Optimierung wurden einige grundlegende Fragen noch nicht ausreichend untersucht. Um einen effizienten Algorithmus zu entwickeln, muss möglicherweise zuerst untersucht werden, wie Rauschen und dynamische Umgebungen modelliert oder klassifiziert werden können.

Ameisenalgorithmus (Ant Colony Optimization, ACO)

Der Ameisenalgorithmus basiert auf dem Verhalten von Ameisen bei der Futtersuche. Diese sind in der Lage den kürzesten Weg zwischen dem Nest und der Futterquelle zu finden, indem sie einen chemischen Botenstoff produzieren und diesen entlang des Weges abgeben. Somit ist es der Population möglich, den Weg zu identifizieren, den die meisten Ameisen nutzen. Dorigo et al. (2006) haben einen Algorithmus nach diesem Vorbild entwickelt:

“these ants deposit pheromone on the ground in order to mark some favourable path that should be followed by other members of the colony. Ant colony optimization (ACO) exploits a similar mechanism for solving optimization problems”

Der Algorithmus wird mit einer festen Anzahl von „künstlichen Ameisen“ initialisiert und diesen ein zufälliger Pfad vorgegeben. Der Pfad entspricht den Werten der Entscheidungsvariablen. Jedem dieser Pfade wird dann ein künstliches Pheromon, entsprechend dem Wert der Kostenfunktion, zugewiesen. Der Algorithmus sortiert anschließend nach und nach die Pfade mit wenig Pheromonen aus und nähert sich so der optimalen Lösung.

Varol und Bingul (2004) adaptieren den ACO für die Optimierung eines PID-Reglers und zeigen mithilfe verschiedener Kostenfunktionen, darunter der integrale betragsmäßige Fehler (IAE) und der integrale quadratische Fehler (ISE), die Fähigkeit des Algorithmus. In ihrer Arbeit stellen sie zusätzlich eine neue Kostenfunktion vor, die eine Systemantwort zu einer Wunsch-Trajektorie hin optimiert. Sie zeigen, dass eine entsprechende Optimierung im Vergleich zu beispielsweise der Methode nach Ziegler und Nichols die verschiedenen Kostenfunktionen stets verbessert werden konnten. Um die Robustheit der

Ergebnisse zu testen wurden die ermittelten Regler-Parameter anschließend für Beispielsystem mit leicht veränderten Übertragungsfunktionen eingesetzt. Die optimierten PID-Regler konnten trotz der veränderten Systeme stets die geforderten Sollwerte einregeln und das Optimierungsverfahren ist folglich robust gegenüber geringen Schwankungen im Übertragungsverhalten des zu optimierenden Systems.

Partikelschwarmoptimierung (Particle Swarm Optimization, PSO)

Bei der Partikelschwarmoptimierung wird versucht, das Verhalten von großen Tiergruppen (Schwärmen) abzubilden. Ein einzelnes künstliches Tier im Schwarm wird als Partikel bezeichnet. Eine initiale Menge an Partikeln wird zufällig im gültigen Lösungsraum verteilt. Anschließend beginnen die einzelnen Partikeln zur derzeit besten Lösung hinzuströmen. Das Besondere an dem Algorithmus ist die Betrachtung der vorherigen Position jedes Partikels und der Interaktionen mit allen anderen Partikeln (Eberhart & Shi, 2001). Ursprünglich wurde der Ansatz von Kennedy und Eberhart (1995) entwickelt. Diese vergleichen das Verhalten mit dem eines Vogelschwarms, welcher sich ohne klaren Anführer zu bewegen scheint.

Zwe-Lee (2004) nutzt diesen Algorithmus, um den PID-Regler eines Spannungsreglers (Automatic Voltage Regulator, AVR) einzustellen. Hierbei vergleicht er die Ergebnisse mit denen einer ähnlichen Optimierung, bei der ein GA verwendet wurde und kommt zu dem Schluss, dass im Vergleich der PSO eine effizientere Optimierung zulässt. Zur Betrachtung der Effizienz wurden sowohl der Berechnungsaufwand als auch die Konvergenz der Optimierungsverfahren herangezogen.

Vergleich der unterschiedlichen Optimierungsverfahren

Rojas (Rojas et al., 2021, S. 51–53) gibt einen Überblick über die einzelnen Methoden und stellt einen Vergleich mit unterschiedlichen zu optimierenden Übertragungsfunktionen vor. Hierbei wurden für jede Methode 100 Durchläufe durchgeführt und analysiert. Es konnte gezeigt werden, dass alle Methoden zu einem hinreichend guten Ergebnis im gegebenen Lösungsraum kommen. Ein Vergleich der benötigten Berechnungszeit lässt jedoch Unterschiede erkennen. Tabelle 2.4 zeigt eine Übersicht. Es ist zu erkennen, wie vor allem die PSO eine deutlich geringere Anzahl an Funktionsaufrufen benötigt. Die insgesamt benötigte Rechenzeit zeigt jedoch, dass diese mit der des GA-Verfahrens nahe zusammen liegt. Die Ursache hierfür ist wahrscheinlich die relativ aufwendige Berechnung des Schwarmverhaltens im Vergleich zur Selektion und Mutation des GA-Verfahrens.

Tabelle 2.4: Benötigte Berechnungsdauer der verschiedenen Optimierungsverfahren (Rojas et al., 2021, S. 53).

Methode	Iterationen		Funktionsaufrufe	Berechnungsdauer		
	Mean	Max		Durch.	Max.	Std.-Dev.
GA	125	125	6300	0,073 s	0,078 s	0,001 s
ACO	135	135	6750	0,118 s	0,125 s	0,001 s
PSO	148	253	2974	0,060 s	0,072 s	0,002 s

Cespedes et al. (2016) vergleichen ebenfalls die verschiedenen von der Natur inspirierten Optimierungsverfahren. Sie kommen zu dem Schluss, dass alle Verfahren dazu in der Lage sind, eine gute Lösung zu finden. Für die PSO wurden ebenfalls am wenigsten Funktionsaufrufe und für genetische Algorithmen am wenigsten Iterationen benötigt.

2.5 Kostenfunktion

Wie zuvor beschrieben, benötigt die computergestützte Optimierung ein Optimierungsziel. Dieses wird im Allgemeinen über eine Kostenfunktion (Fitnessfunktion, Cost-function) definiert. Das Ziel der Optimierung ist es diese Kostenfunktion zu minimieren. Generell kann zwischen einer mehrdimensionalen und einer skalaren Kostenfunktion unterschieden werden. Bei mehrdimensionalen Kostenfunktionen muss ein entsprechender Optimierungsalgorithmus genutzt werden. Eindimensionale Kostenfunktionen überführen die einzelnen Teil-Kostenfunktionen in eine skalare Größe und geben diese anschließend an einen Optimierungsalgorithmus weiter. Bedingt durch das Ziel dieser Arbeit beschränkt sich dieses Kapitel auf Kostenfunktionen, die auf das jeweilige System angepasst/adaptiert werden können. Statische Kostenfunktionen beziehen das jeweilige Systemverhalten nur einmalig – bei der Entwicklung – mit ein. Durch die ständigen Änderungen der Validierungskonfiguration ist dies nicht zielgemäß und wird nicht betrachtet.

Bei mehrdimensionalen Kostenfunktionen können die einzelnen Kennwerte direkt an den Optimierungsalgorithmus übergeben werden. Eine Übersicht der verschiedenen möglichen Kennwerte wurde in Kapitel 2.3 aufgezeigt. Bei der Überführung in eine eindimensionale Kostenfunktion bedarf es der Definition eines mathematischen Zusammenhangs zwischen den einzelnen Kennwerten. Trotz der häufigen Anwendung von computergestützten Optimierungen im Bereich von Regler-Parametern gibt es bisher wenig Ansätze für adaptierbare Kostenfunktion.

In Tabelle 2.5 ist eine Auflistung von beispielhaften Veröffentlichungen und den verwendeten Kostenfunktionen und Optimierungsalgorithmen gegeben.

Gaing (2004) nutzt eine relativ einfache Funktion mit nur einem Parameter zur Optimierung von Spannungsreglern mithilfe von einem PSO-Algorithmus. Die Kostenfunktion ist hier durch

$$F_{Gaing} = (1 - e^{-\beta})(\Delta h + e_{\infty}) + e^{-\beta}(t_s - t_r) \quad 2.24$$

gegeben. Durch β kann das Ziel des Optimierers verschoben werden. Bei Werten die unterhalb von 0,7 ($e^{-0,7} \approx 0,5$) liegen, dominiert der rechte Teil der Summe und die Differenz zwischen Anstiegs- und Ausschwingzeit wird von der Optimierung fokussiert. Bei Werten oberhalb von 0,7 überwiegt der Einfluss der Summe aus Δh und e_{∞} . Die Kostenfunktion lässt sich somit auch als gewichtete Summe der einzelnen Kriterien verstehen. Wobei die Gewichte über eine Exponentialfunktion gekoppelt sind.

Zamani et al. (2009) nutzen ebenfalls einen PSO-Algorithmus zur Optimierung eines Spannungsreglers. Die Autoren stellen eine neue Kostenfunktion vor. Diese basiert auf verschiedenen Kriterien aus dem Zeitbereich und dem Frequenzraum.

$$F_{Zamani} = g_1 M_P + g_2 t_r + g_3 t_s + g_4 e_{\infty} + \int_0^T (g_5 |e(t)| + g_6 u^2(t)) dt + \frac{g_7}{PM} + \frac{g_8}{GM} \quad 2.25$$

Die beiden Kriterien aus dem Frequenzbereich sind Phase margin (PM) und Gain margin (GM). Hierbei handelt es sich um etablierte Kennwerte aus dem Bereich der elektrischen Verstärker. Eine detaillierte Erklärung ist in (Ogata, 2010) gegeben. Basierend auf den einzelnen Gewichtungen (g_i) kann die anwendende Person frei über die Verhältnisse der einzelnen Kriterien bestimmen. Zamani et al. stellen einige Berechnungen mit unterschiedlichen Gewichten vor, geben aber kein Vorgehen an, mit dem die Werte ermittelt wurden. Die Gewichte unterschieden sich um mehrere Größenordnungen.

Tabelle 2.5: Auflistung verschiedenen Veröffentlichung zum Thema Kostenfunktionen

Quelle	Kosten-funktion	Optimierungs-verfahren	Thema
(Valluru & Singh, 2018)	ISE	PSO (erweitert)	Performance investigations of APISO tuned linear and nonlinear PID controllers for a nonlinear dynamical system
(Bingul & Karahan, 2018)	ISE, ITSE	PSO	Comparison of PID and FOPID controllers tuned by PSO and ABC algorithms for unstable and integrating systems ...
(Killingsworth & Krstic, 2005)	ISE	Extremum Seeking (ES)	Auto-tuning of PID controllers via extremum seeking
(Fan & Joo, 2009)	Gewichtetes Integral	GA	Design for Auto-tuning PID Controller Based on Genetic Algorithms
(Zhang, Zhuang, Du & Wang, 2009)	Gewichtetes Integral	GA (erweitert)	Self-organizing genetic algorithm based tuning of PID controllers
(Sahib & Ahmed, 2016)	Gewichtete Summe	PSO	A new multiobjective performance criterion used in PID tuning optimization algorithms
(Gaing, 2004)	Gewichtete Summe	PSO	A particle swarm optimization approach for optimum design of PID controller in AVR system
(Mitsukura et al., 1997)	Gewichtete Summe	GA	A Genetic Tuning Algorithm of PID Parameters
(Varol & Bingul, 2004)	Vorgabe einer Trajektorie	ACO	A New PID Tuning Technique Using Ant Algorithm

Sahib und Ahmed (2016) stellen ebenfalls einen neuen Ansatz für eine Kostenfunktion vor und erweitern die Kostenfunktion von Zamani et al. (2009). Ziel ist es, die Unterschiede in der Höhe und Größenordnung der einzelnen Gewichtungen zu eliminieren und so der anwendenden Person das Verhältnis leichter zugänglich zu machen. Um die einzelnen Gewichte zu skalieren, wurden diese mithilfe einer Pareto-Front gewichtet.

Lieslehto (2001) stellt eine anpassbare Kostenfunktion vor, die fünf einzelne Kennwerte mithilfe von Bereichen in Teilkosten überführt und die Gesamtkosten anschließend als das Maximum aus den Teilkosten definiert.

$$F_{Lieslehto} = \max ([f_1, \dots, f_i]) \forall i \in [1,5] \quad 2.26$$

Die Teilkosten werden über zwei, von der anwendenden Person vorgegebene, Grenzwerte (l_{A_i} , l_{R_i}) definiert. l_{A_i} beschreibt Lösungen, die ein akzeptables Verhalten aufweisen und l_{R_i} Lösungen, die inakzeptabel sind und abgewiesen werden. Formel 2.27 zeigt die entsprechende mathematische Formulierung.

$$f_i = \begin{cases} 0, & \text{wenn } x > l_{A_i} \\ \frac{l_{A_i} - x_i}{l_{A_i} - l_{R_i}}, & \text{sonst} \\ 1, & \text{wenn } x < l_{R_i} \end{cases} \quad 2.27$$

Durch diese bereichsweise Definition ergeben sich maximale Kosten von eins und minimale Kosten von null. Die minimalen Kosten können nur erreicht werden, wenn alle einzelnen Kriterien oberhalb der Akzeptanz-Schwelle (l_{A_i}) liegen. Liegt hingegen mindestens ein Kriterium unterhalb der abweisenden Schwelle (l_{R_i}), werden die Gesamtkosten maximal.

2.6 Modellbildung technischer Systeme

2.6.1 System- und Modelltheorie

Die Modelltheorie geht auf das Jahr 1973 (Stachowiak, 1973; zitiert nach Ropohl, 1978) zurück und versucht die Zusammenhänge zwischen einzelnen Systembestandteilen zu beschreiben. Die Theorie befasst sich mit der „Formulierung und Ableitung jener allgemeinen Prinzipien [...], die für Systeme überhaupt gelten (Ropohl, 1978)“. Hierunter fallen auch die funktionalen,

strukturalen und hierarchischen Eigenschaften von Systemen, welche damit die Grundlage für die Modellbildung in heutigen Validierungsaktivitäten bilden. Gerade die Verflechtung dieser Eigenschaften und damit die Abbildung von Wechselwirkungen sind maßgeblich für die Modellbildung und die Modellgüte. Die Abbildung dieser Wechselwirkungen ist einer der elementaren Aspekte heutiger Closed-Loop Validierungsmethoden wie dem IPEK-XiL-Ansatz und wurde erstmalig von Bertalanffy (1972) beschrieben.

Nach Stachowiak (Stachowiak, 1973) lässt sich der Modellbegriff in drei Hauptmerkmale, namentlich Abbildungsmerkmal, Verkürzungsmerkmal und pragmatischen Merkmal unterteilen. Unter dem *Abbildungsmerkmal* wird im Allgemeinen verstanden, dass ein Modell stets ein Original abbildet. Dieses Original kann wiederum ein Modell sein. Das Merkmal besitzt also einen fraktalen Charakter.

Das *Verkürzungsmerkmal* besagt, dass Modelle im Allgemeinen nicht alle Attribute des Originals erfassen, sondern eben nur die, die dem Modellerschaffer als relevant erscheinen (Stachowiak, 1973, S. 132).

Das *pragmatische* Merkmal drückt aus, dass Modelle ihren Originalen nicht immer eindeutig entsprechen, sondern sie erfüllen eine „Ersatzfunktion für bestimmte Subjekte, innerhalb bestimmter Zeitintervalle und mit Einschränkung auf bestimmte Operationen“ (Stachowiak, 1973, S. 132).

2.6.2 Berechnungsmodelle mechanischer Systeme

Berechnungsmodelle für mechanische Systeme in der Maschinendynamik können auf unterschiedlichste Arten aufgebaut werden. Die Art der Modellbildung hängt stets von dem Ziel der Modellbildung ab. Nach Dresig und Holzweißig (Dresig & Holzweißig, 2011) lassen sich für mechanische Systeme drei Modellstufen definieren. Eine höhere Stufe stellt eine größere Realitätsnähe dar:

1. System starrer Körper
2. Lineares Schwingungssystem (freie Schwingung oder Zwangserregung)
3. Nichtlineares System (Reibung, Spieldurchläufe, ...)

Bei der Auswahl der Modellstufe für das Berechnungsmodell sind stets das Verkürzungsmerkmal und das pragmatische Merkmal im Blick zu halten, sodass vorerst möglichst mit einem sogenannten Minimalmodell begonnen werden sollte (Dresig & Holzweißig, 2011).

Nach Dresig und Holzweißig muss beim Erstellen von Modellen im Kontext der Maschinendynamik eine Struktur gewählt werden. Anschließend wird das

Gesamtmodell durch die Kopplung einzelner Elemente aufgebaut. Als ein Vorschlag werden folgende Elemente definiert:

- Massen: Speicherung kinetischer Energie,
- Federn: Speicherung potenzieller Energie,
- Dämpfern: Wandlung von mechanischer Energie in Wärmeenergie und
- Erregern: Energiezufuhr aus Energiequelle.

Um die einzelnen Elemente beschreiben zu können, müssen diese mit Parametern versehen werden. Die Anzahl und Art der Parameter unterscheiden sich je nach Art der Modellbildung. Die Parameter- und Freiheitsgradanzahl bilden die wesentlichen Merkmale für Berechnungsmodelle (Dresig & Holzweißig, 2011). In Tabelle 2.6 ist eine Liste an beispielhaften Elementparametern und den daraus berechenbaren Parametern gegeben.

Tabelle 2.6: Typische Parameter der drei Modellstufen (Dresig & Holzweißig, 2011, S. 9)

Modelstufe	Gegebene Parameter	Berechenbare Größe
1	geometrische Abmessungen (Längen, Winkel, Übersetzungsverhältnisse), Masseparameter, kinematische Bewegungsabläufe und/oder Antriebskraftgrößen	reduziertes Trägheitsmoment, Geschwindigkeit und Beschleunigung der Starrkörperbewegungen, Gelenk- und Lagekräfte, Fundamentbelastung, Antriebs- oder Bremsmoment
2	Längs- und Drehfederkonstanten, Biegesteifigkeit, Materialkennwerte, zeitliche Erregerkraftverläufe, Fourierkoeffizienten bei periodischer Erregung, zeitliche Veränderung der Parameter	Eigenfrequenzen und Eigenformen, Zeitverläufe der Kraft- und Bewegungsgrößen bei erzwungenen Schwingungen, Resonanzstellen höherer Ordnung (kritische Drehzahlen), Ortskurven, Instabilitätsbereiche parametererregter Schwingungen, Tilgung
3	geschwindigkeitsabhängige Lagerdaten (Ölfilm-Einfluss), Reibwerte, Kennlinien der Motor- und Bremsmomente, nichtelastisches Materialverhalten (viskos, plastisch), nichtlineare geometrische und stoffliche Kennwerte	nichtlineare Schwingungen, selbsterregte Schwingungen, Kombinationsresonanzen, Grenzykel, Wechselwirkungen zwischen Schwingungssystemen und Energiequelle, amplitudenabhängige Eigenfrequenzen, nichtlineare Wechselwirkungen

2.6.3 Diskrete Massen-Feder-Systeme

Bei der Verwendung diskreter Modelle ist der Rechenaufwand im Vergleich zu kontinuierlichen Modellen als gering anzusehen. Rotatorische Antriebssysteme lassen sich in den meisten Fällen in diskrete Modelle überführen. Das Ergebnis einer solchen Überführung bildet eine Schwingerkette³ aus Drehmassen und masselosen Federn. Abbildung 2.13 zeigt eine beispielhafte Schwingerkette mit den zugehörigen physikalischen Größen, bestehend aus drei Drehmassen und zwei Federn.

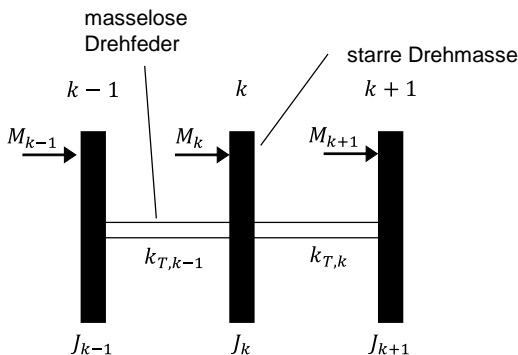


Abbildung 2.13: Beispielhafte Schwingerkette aus drei Drehmassen und zwei Federn. In Anlehnung an Dresig und Fidlin (2014, S. 196).

Die drei Drehmassen (Schwarz) stellen kinetische Energiespeicher dar und die dazwischenliegenden Federn (Weiß) sind als potenzielle Energiespeicher zu sehen. An den Drehmassen können äußere Drehmomente angreifen. Diese können sowohl eine zeitliche Abhängigkeit besitzen aber auch weiteren Änderung, zum Beispiel durch Systemgrößen (Drehwinkel, Drehgeschwindigkeit) unterliegen.

Liegen die notwendigen Parameterwerte für die Teilsysteme nicht explizit vor, müssen diese möglichst genau ermittelt werden. Hierbei gilt es den Modellbildungsaufwand gering zu halten und wenn möglich eine einfache Berechnung heranzuziehen. Bei der Entwicklung von Validierungsumgebungen können in den meisten Fällen direkt CAD-Programme zur Berechnung der Drehmassen genutzt werden. Bei der Verwendung von Zukaufteilen können

³ Schwingerketten sind Berechnungsmodelle kettenförmig verbundener Elemente, z. B. aneinander gekoppelte masselose Federn und starre Massen [...] Dresig und Holzweißig (2011, S. 236).

Kennwerte aus Datenblättern herangezogen werden oder es muss auf eine experimentelle Untersuchung zurückgegriffen werden.

2.6.4 Reduktionsverfahren nach Rivin und Di

Basierend auf dem vorgestellten Modellbildungskonzept nach Dresig ist es möglich, die meisten der aufkommenden Antriebsstränge beziehungsweise Aufbauten von Validierungskonfiguration mit rotierenden Elementen mit verhältnismäßig geringem Rechenaufwand abzubilden. Um diesen weiter zu reduzieren, kann es hilfreich sein, die Freiheitsgrade des Modells weiter zu reduzieren. Von Rivin (1966) wurde eine entsprechende Methode vorgestellt und diese von Di (1974) erweitert. Grundlage ist eine bereits diskretisierte Darstellung der Torsionsschwingerkette beziehungsweise des Antriebsstrangs. Bei der ersten Diskretisierung können steife Teilsysteme mit sehr hohen Eigenfrequenzen bereits als starre Körper angenommen und zusammengefasst werden.

Begonnen wird damit, die Torsionsschwingerkette in einzelne Teilsysteme mit jeweils einem Freiheitsgrad aufzuteilen und die gesamte Kette wird auf zwei unterschiedliche Arten zerlegt (siehe Abbildung 2.14). Beim Teilsystem des Typs A liegt eine einzelne Drehmasse zwischen zwei Torsionsfedern und beim Typ B liegt eine Torsionsfeder zwischen zwei Drehmassen.

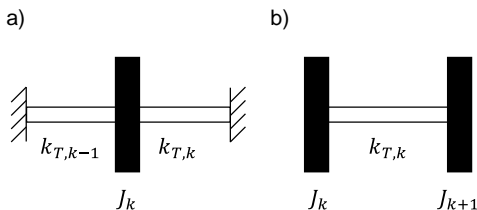


Abbildung 2.14: Teilsysteme basierend auf der Zerlegung nach Rivin und Di. Einzelne Drehmasse zwischen Federn (Typ A) in a) und Feder zwischen zwei Drehmassen (Typ B) in b). In Anlehnung an Dresig und Fidlin (2014, S. 166).

Wird eine Torsionsschwingerkette mit n Drehmassen nach diesem Verfahren zerlegt, ergeben sich n Teilsysteme des Typs A und $n - 1$ des Typs B. Anschließend kann für jedes der Teilsysteme die Eigenkreisfrequenz berechnet werden. Für Systeme des Typs A gilt die Formel 2.28 und für Systeme des Typs B, Formel 2.29.

$$\omega_{Ak}^2 = \frac{k_{Tk-1} + k_{Tk}}{J_k} \quad 2.28$$

$$\omega_{Bk}^2 = \frac{k_{Tk}(J_k + J_{k+1})}{J_k J_{k+1}} \quad 2.29$$

Nach Berechnung aller Eigenkreisfrequenzen wird die höchste dieser ausgewählt. „Diese markiert gewissermaßen das steifste Teilsystem innerhalb der Schwingerkette. Deshalb wird an dieser Stelle eine partielle Reduktion vorgenommen“ (Dresig & Fidlin, 2014, S. 167). Je nachdem, ob die Frequenz durch ein Teilsystem des Typs A oder des Typs B zugeordnet werden kann, erfolgt die Reduktion durch Aufteilung der Drehmasse auf die beiden benachbarten oder durch Aufteilung der Federkonstante. Vergleich Abbildung 2.15.

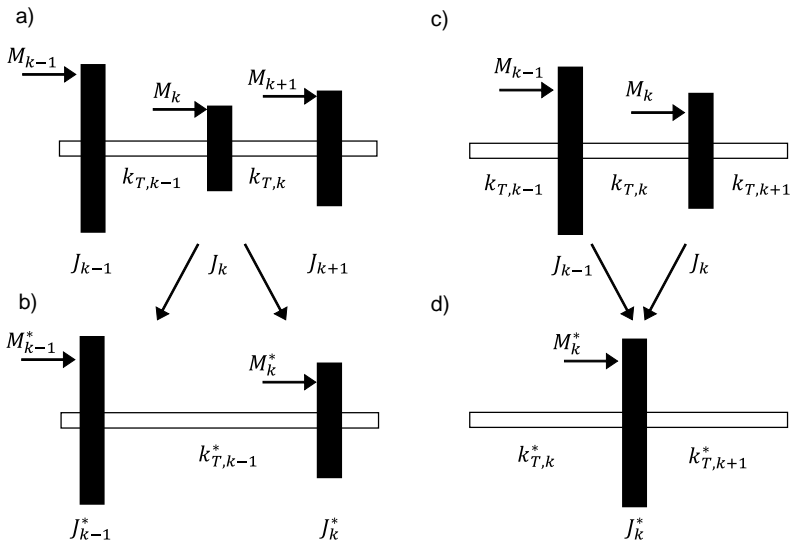


Abbildung 2.15: Reduktionsschritte nach Rivin und Di für die Teilsystemtypen. Von a) nach b) für Teilsysteme des Typs A und von c) zu d) für Teilsysteme des Typs B. In Anlehnung an (2014, S. 168).

Zur Berechnung der neuen Drehmassen beziehungsweise Federsteifigkeiten ergeben sich für Teilsystem vom Typ A folgende Berechnungsvorschriften:

$$J_{k-1}^* = J_{k-1} + \frac{k_{Tk-1}J_k}{k_{Tk-1} + k_{Tk}}; J_k^* = J_{k+1} + \frac{k_{Tk}J_k}{k_{Tk-1} + k_{Tk}} \quad 2.30$$

$$k_{Tk-1}^* = \frac{k_{Tk-1}k_{Tk}}{k_{Tk-1} + k_{Tk}} \quad 2.31$$

$$M_{k-1}^* = M_{k-1} \frac{k_{Tk-1}M_k}{k_{Tk-1} + k_{Tk}}; M_k^* = M_{k+1} \frac{k_{Tk}M_k}{k_{Tk-1} + k_{Tk}} \quad 2.32$$

Für Systeme vom Typ B ergibt sich:

$$J_k^* = J_k + J_{k+1} \quad 2.33$$

$$\frac{1}{k_{Tk}^*} = \frac{1}{k_{Tk-1}} + \frac{J_{k+1}}{J_k + J_{k+1}} \frac{1}{k_{Tk}}; \frac{1}{k_{Tk+1}^*} = \frac{1}{k_{Tk+1}} + \frac{J_k}{J_k + J_{k+1}} \frac{1}{k_{Tk}} \quad 2.34$$

$$M_k^* = M_k + M_{k+1} \quad 2.35$$

Nach der Reduktion entsteht eine neue Torsionsschwingerkette, deren Freiheitsgrad um eins verringert wurde. “[...] es ändern sich alle Eigenfrequenzen und Eigenformen geringfügig, erfahrungsgemäß die niederen Eigenfrequenzen am wenigsten“ (Dresig & Fidlin, 2014, S. 168). Dieser Schritt wird solange wiederholt, bis ein System mit gewünschtem Freiheitsgrad vorhanden ist. Als Anhaltspunkt kann hier die höchste auftretende Eigenkreisfrequenz herangezogen werden. Diese sollte stets über den zu untersuchenden Phänomenen liegen. Außerdem wird empfohlen die Reduktion zu beenden, wenn die höchste Eigenfrequenz der Teilsysteme nicht mindestens viermal höher ist als die höchste Eigenfrequenz des Gesamtsystems (Dresig & Fidlin, 2014, S. 169).

3 Forschungsbedarf und Zielsetzung

3.1 Motivation und Forschungsbedarf

Die Validierung technischer Systeme ist ein zentraler Aspekt in deren Entwicklung und eine frühzeitige Validierung zur Absicherung von Teilfunktionen ist anzustreben. Da zu einem frühen Zeitpunkt der Entwicklung nur bedingt physische Prototypen vorhanden sind, muss auf Ansätze wie den IPEK-XiL-Ansatz zur gemischt physisch-virtuellen Validierung zurückgegriffen werden. Wie im vorherigen Kapitel aufgezeigt, können Systemwechselwirkung auch über die Grenze zwischen der virtuellen und physischen Domäne hinweg abgebildet werden. Um dies zu ermöglichen, wird mithilfe geeigneter Modelbildungsverfahren ein echtzeitfähiges Simulationsmodell der virtuellen Teilsysteme erstellt und auf spezieller Hardware implementiert. Bedingt durch den Übergang zwischen der virtuellen und physischen Domäne ergibt sich die Notwendigkeit eines Koppelsystems. Bei einem idealen Koppelsystem würde dieses keinen Einfluss auf die angrenzenden Teilsysteme haben und gegebenenfalls eigene Einflüsse durch geeignete Kompensationsmaßnahmen ausgleichen. Wie gezeigt, ist dies jedoch nur bedingt möglich und es bilden sich in vielen Fällen dennoch Wechselwirkungen aus, die nicht kompensiert werden können. Ein solches Verhalten wird beispielsweise durch Regelkreise innerhalb der Koppelsysteme verursacht. Dies ist auch bei rotorischen PID-Drehzahlreglern für PMSM der Fall. Der Stand der Forschung hat gezeigt, dass diese die Dynamik des Systems stark beeinflusst und so teilweise einen Einsatz deutlich erschweren.

PID-Regler sind eine der am weitesten eingesetzten Regler-Architekturen bei industriellen Anwendungen, so auch bei Drehzahlreglern von PMSM. Der Stand der Forschung hat den Bedarf nach Optimierungsverfahren für die Einstellung von PID-Parametern gezeigt. Es wurden eine Vielzahl an unterschiedlichen Verfahren zur Optimierung erarbeitet. Die frühesten – heute noch häufig angewandten – Verfahren arbeiten mit heuristischen Vorgehensstrategien. Diese führen das System oft an eine Stabilitätsgrenze und sind durch einen hohen manuellen Aufwand gekennzeichnet. Neuere mathematische Verfahren arbeiten mit mehreren Zielparametern und versuchen diese in Pareto-Fronten zu vereinen. Andere überführen diese Mehrziel-Optimierung in skalare Optimierungen, um klassische Optimierer nutzen zu können. Außerdem wurden Machine Learning Methoden als fähiger Ansatz zur Optimierung aufgezeigt. Diese arbeiten mit einer Vielzahl an unterschiedlichen Kostenfunktionen, die meist speziell für ein System entwickelt

werden. Unabhängig vom gewählten Optimierungsverfahren muss von dem zu optimierenden System ein Modell abgeleitet werden. Dafür wird meist auf Übertragungsfunktionen zurückgegriffen, da diese eine schnelle Berechnung ermöglichen, jedoch eine erhebliche Vereinfachung des Systemverhaltens darstellt. Effekte wie beispielsweise Sensorrauschen können durch eine Übertragungsfunktion nur sehr begrenzt abgebildet werden.

3.2 Forschungslücke

Bei der Verwendung von Validierungsumgebungen für die Produktentwicklung – im speziellen bei der Prototypen-Entwicklung – sind Entwicklungszeiten oft sehr kurz und es kommt zu ständig wechselnden Validierungskonfigurationen. Diese Konfigurationen werden oft von einem kleinen Team erstellt und umgesetzt. Ein Beispiel hierfür sind die im Rahmen der Karlsruher Schule für Produktentwicklung genutzten Laboren und den daran enthaltenen Validierungsumgebungen. In solchen Fällen sind Fachleute aus dem Bereich der Regelungstechnik selten vertreten. Beobachtungen und Befragungen haben gezeigt, dass in solchen Anwendungsfällen oft keinerlei Optimierung des Regelkreises durchgeführt oder auf veraltete Optimierungsverfahren zurückgegriffen wird. Diese können bei mangelnder Erfahrung zu schlechten Ergebnissen in der Güte des Regelkreises führen. Die im Stand der Forschung aufgezeigten mathematischen Methoden bedürfen hingegen tiefgehendem Verständnis und sind für fachfremde nur bedingt anwendbar. Hohes Potenzial haben hingegen die Verfahren aus dem Bereich des Machine Learning. Wie der Stand der Forschung gezeigt hat, wurden diese für eine Vielzahl von Anwendungen erfolgreich genutzt. Die Anwendung erfolgte aber auch hier oft durch stark spezialisierte Fachkräfte. Es fehlt hingegen an einer Implementierung solcher Verfahren, die von eben jenen Personen angewendet werden können, die im Rahmen der KaSPro eine Validierungskonfiguration entwickelt haben. Gerade der Aspekt der verwendeten Modellbildung in den aufgezeigten Anwendungsbeispielen stellt hier eine Herausforderung dar. Durch die zunehmende Zugänglichkeit zu Modellbildungsumgebungen, die auf physikalischen Modellbildungen basieren, ist es möglich, viele Systemeigenschaften bereits mit geringem Vorwissen in der eigentlichen Implementierung der Modelle abzubilden. Basierend auf der angestiegenen Rechenleistung moderner Computer ist eine detaillierte Simulation der Systeme innerhalb kurzer Zeit möglich. Daher kann der Bedarf einer Kombination der Optimierungsverfahren und der physikalischen Modellbildung identifiziert werden. Außerdem bedarf es einer robust formulierten Kostenfunktion, die anwendungsübergreifend wiederverwendet werden kann.

3.3 Forschungshypothesen

Die Kombination aus Modellbildung und computergestützter Optimierungsverfahren bietet das Potenzial Regler-Parameter automatisiert zu ermitteln. Bestehende Verfahren beruhen oft auf detailliertem Wissen bezüglich der Modellbildung und Programmierung. Durch die Neugestaltung einiger Aspekte kann diese komplexe Aufgabe einem größeren Personenkreis zugänglich gemacht und somit die Optimierung von Regler-Parametern vereinfacht werden. Folglich beschäftigt sich diese Arbeit mit der nachfolgenden zentralen Hypothese.

H	Durch die Nutzung eines modellbasierten Optimierungsverfahrens lässt sich ein optimierter Regler-Parametersatz für rotatorische Regelkreise finden, ohne dass die anwendenden Person Kenntnis über das eigentliche Optimierungsverfahren besitzen muss.
----------	---

Um die aufgestellte Hypothese zu untersuchen, werden zunächst Teilschritte definiert und zu jedem dieser eine eigene Forschungsfrage aufgestellt. Diese sollen in den nachfolgenden Kapiteln beantwortet werden. Jedes der Kapitel definiert die notwendigen Teilschritte, die zur Beantwortung der Fragen durchgeführt werden müssen. Abgeschlossen werden die Kapitel mit kurzen Diskussionskapiteln. Abbildung 3.1 zeigt den Zusammenhang zwischen den einzelnen Forschungsfragen und dem Aufbau der einzelnen Kapitel.

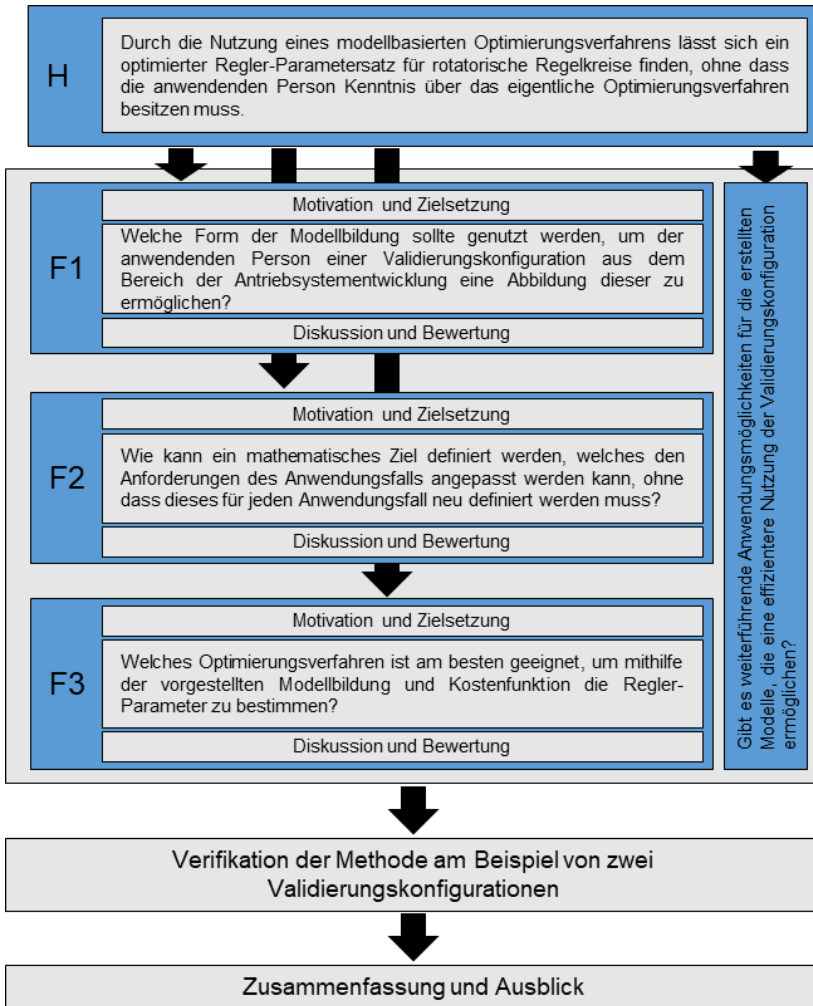


Abbildung 3.1: Forschungsdesign mit der zentralen Hypothese und den Forschungsfragen.

4 Erstellen einer mathematischen Beschreibung einer Validierungskonfiguration

Eine Optimierung der Regler-Parameter durch Computer ist nur dann möglich, wenn eine mathematische Beschreibung des Problems erstellt werden kann. Die Gängigste Art zur Beschreibung der mechanischen Komponenten ist in Kapitel 2.6.2 aufgezeigt. Hierbei handelt es sich im Grunde um eindimensionale Mehrmassenschwinger die aus Torsionsfedern und Massenträgheiten zusammengesetzt werden. Die in dieser Arbeit betrachteten Validierungskonfigurationen bestehen jedoch nicht allein aus physischen Massenträgheiten und Federn, die abgebildet werden müssen. Zusätzlich müssen Elemente betrachtet werden, die sich nicht in parameterkonzentriert Form darstellen lassen. Zu diesen zählen zum Beispiel das Übertragungsverhalten der in Kapitel 2.1.2 beschriebenen Koppelsysteme. Die umfänglichste Art diese Elemente und deren Wechselwirkungen abzubilden, ist eine Differenzialgleichung (DGL) des Gesamtsystems. Für eine solche können die Regler-Parameter ebenfalls durch mathematische Operationen ermittelt werden (siehe Kapitel 2.4.2). Die Erstellung einer Differenzialgleichung ist jedoch für reale System meist sehr komplex und teilweise nicht möglich. Bedingt durch die Zielgruppe der zu entwickelnden Methode ist die Verwendung einer DGL zudem nicht zielführend. Daher soll in diesem Abschnitt für die Forschungsfrage F1 eine Lösung erarbeitet werden.

Forschungsfrage F1:

F1	Welche Form der Modellbildung sollte genutzt werden, um der anwendenden Person einer Validierungskonfiguration aus dem Bereich der Antriebssystementwicklung eine Abbildung dieser zu ermöglichen?
-----------	--

Ergebnisse dieses Kapitels sind teilweise in Form einer Gesamtübersicht in folgender Veröffentlichung publiziert:

- „A Method for User-Friendly PID-Parameter Optimization for Highly Dynamic Component Test Benches“ (Wolter & Albers, 2020)

Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden die entsprechenden Stellen nicht gesondert gekennzeichnet.

4.1 Motivation und Zielsetzung

Je detaillierter ein System mathematisch beschrieben werden kann, desto besser sind die Ergebnisse der Optimierung auf das reale System übertragbar. Nach dem Grundsatz des Pragmatismus aus Kapitel 2.6 ergibt sich stets ein Kompromiss zwischen Modellierungsaufwand, in Form von Zeit und Kosten, und Nutzen. Die Modellbildung von unbekanntem Teilsystemen und dessen Komponenten ist nicht trivial, da zum Beispiel Systemverständnis zu diesen fehlt. Daher soll eine Methode entwickelt werden, die es Anwendenden, die sich nicht mit der Modellbildung von Validierungskonfigurationen beschäftigen ermöglicht, eine mathematische Beschreibung der Validierungskonfiguration zu erstellen. Die zwei nachfolgenden Teilforschungsfrage wurden aufgestellt und werden in den nachfolgenden Kapiteln beantwortet.

F1.1	Welche Art der mathematischen Beschreibung (DGL, 1D-Simulation, ...) soll für die Methode genutzt werden?
-------------	---

F1.2	Wie kann der Modellbildungsaufwand von der anwendenden Person zu Fachkräften der Modellbildung verlagert werden?
-------------	--

4.2 Definition und Auswahl eines Modellbildungsverfahrens

Bevor die eigentliche Modellbildung betrachtet werden kann, muss eine Modellbildungssprache und die zugehörige Programmierumgebung festgelegt werden. Zunächst wird das Profil der Anwendenden analysiert und daraus Anforderungen an die Modellbildungssprache abgeleitet. Da die Methode vorrangig von Anwendenden genutzt werden soll, die sich nicht zwangsläufig mit der Modellbildung von Validierungskonfigurationen beschäftigen, kann kein tiefgehendes Wissen in der Modellbildung vorausgesetzt werden. Es ist daher eine Modellbildungsart zu wählen, die einer Person mit enger Erfahrung im Bereich der Modellbildung zugänglich ist. Zusätzlich zu den Randbedingungen der anwendenden Person ergeben sich weitere Randbedingungen aus dem Optimierungsverfahren selbst.

4.2.1 Fähigkeitsprofil der Anwendenden

Die nachfolgenden Randbedingungen bezüglich des Fähigkeitsprofils der anwendenden Person wurden aufgrund von Befragungen von Fachpersonen aus

dem Bereich der Entwicklungsprüfstände im Speziellen aus dem Bereich der KaSPro und der Analyse von bisherigen Verfahren aus dem Stand der Forschung sowie deren Schwachstellen abgeleitet.

- Es kann kein Wissen über das dynamische Verhalten des Prüfstands vorausgesetzt werden. Das Wissen der anwendenden Person über die Dynamik beschränkt sich auf das SiD beziehungsweise System unter Investigation (Sul) und den zugehörigen Anwendungsfall.
- Wissen bezüglich der Modellbildung des Prüfstands kann nicht vorausgesetzt werden. Die anwendende Person ist in der Lage die für das Untersuchungsziel relevanten Parameter, mit den ein Modell gebildet werden kann, zu definieren.
- Mechanisches Verständnis bezüglich des Prüfstands und des SiD ist tiefgehend vorhanden. Wissen bezüglich mechanischer Grundgrößen und deren Einfluss auf Systemwechselwirkungen ist vorhanden. Beispiele für solche Größen sind die Massenträgheit, Federsteifigkeiten und Reibungszahlen¹. Die Größen müssen nicht direkt bekannt sein. Vielmehr wird ein Verständnis über deren Einfluss und Ermittlungsmöglichkeiten vorausgesetzt.
- Verständnis für grafische Programmiersprachen (Simulink, Simscape, LabView) ist vorhanden. Die anwendende Person kann sich in diesen eigenständig zurechtfinden und die Modelle erweitern. Diese Anforderung beruht auf der Verwendung grafischer Programmiersprachen für die Programmierung des Prüfstands selbst.

4.2.2 Randbedingungen auf Basis des Optimierungsproblems

Basierend auf der geplanten Optimierung ergeben sich allgemeingültige Randbedingungen, die unabhängig vom zu optimierenden System definiert werden können.

- Eine eindimensionale Modellbildung der Validierungskonfiguration ist ausreichend, da ein eindimensionaler Regelkreis optimiert werden soll. Mehrdimensionale Schwingungen haben Auswirkungen auf das Systemverhalten und Einflüsse auf interne Größen wie beispielsweise Reibungszahlen. Taumelbewegungen haben beispielsweise einen Einfluss auf die Massenträgheit und damit auf das Beschleunigungs- und

¹ Das Forschungsgebiet der Tribologie ist nicht trivial und die Möglichkeit Reibungsphänomene abzubilden ist ein aktuelles Forschungsthema. Im Kontext dieser Arbeit werden relative simple Reibungsmodelle genutzt. Diese basieren beispielsweise auf Berechnungsmodellen von Lagerherstellern. Bei komplexen Aufbauten zur Untersuchung von Reibungsphänomenen muss die genannte Randbedingung gegebenenfalls neu bewertet werden.

Drehzahlverhalten der Komponente. Diese Effekte spielen aus Sicht des PID-Reglers jedoch meistens eine untergeordnete Rolle, da sie nur einen geringen Einfluss auf die Drehzahl haben und deshalb vernachlässigt werden können. In Extremfällen, in denen sich beispielsweise sehr hohe Unwuchten oder Biegemoden ausbilden, sollte dies erneut bewertet werden.

- Eine geringe Berechnungszeit der Modelle ist anzustreben. Je nach Optimierungsverfahren, welches zu einem späteren Zeitpunkt definiert wird, können sehr viele Iterationsschritte der Simulation benötigt werden.
- Die Modellbildungsumgebung muss eine direkte Kopplung mit dem Optimierungsalgorithmus ermöglichen. Der Optimierungsalgorithmus muss die Möglichkeit besitzen die Regler-Parameter des Modells zu verändern. Außerdem muss auf die Simulationsergebnisse zurückgegriffen werden können.

4.2.3 Vorgegebene Randbedingungen

Die vorgestellten Randbedingungen ergeben sich aus der Anwendung und dem Optimierungsverfahren. Diese allein bieten weiterhin einen nahezu unendlichen Lösungsraum und werden folglich weiter eingeschränkt. Daher werden einige weitere Randbedingungen definiert.

- Eine auskonstruierte Validierungskonfiguration ist vorhanden. Für die Modellbildung müssen Systemeigenschaften analysiert und abgebildet werden. Die relevanten Parameter lassen sich aus CAD-Modellen extrahieren. Das CAD-Programm ist nicht relevant. Eine abstrahierte Betrachtung ist mit entsprechendem CAD Modell ebenfalls möglich.
- Die Anwendenden haben Zugang zu Wissen über die mechanischen Eigenschaften der verwendeten Sensoren und Standard-Maschinenelemente. Sollten die entsprechenden Daten nicht vorliegen, müssen diese experimentell ermittelt werden. Die Ermittlung solcher Daten wird hier nicht weiter betrachtet.
- Die Wiederverwendbarkeit und Kombination bestehender Modelle müssen möglich sein. Auf Blackbox-Modelle wird daher verzichtet. Die Wiederverwendbarkeit senkt die Hemmschwelle zur Anwendung einer Methode. Im Sinne des Wissensspeichers ist ebenfalls eine zentrale Daten- und damit verbundene Wissensablage anzustreben.

4.2.4 Festlegen des Modellbildungsverfahrens und der Modellbildungsumgebung

Abgeleitet aus dem Fähigkeitsprofil der anwendenden Person und den Randbedingungen können potenzielle Modellbildungsumgebungen ausgewählt und

eventuelle Wechselwirkungen zwischen der Umgebung und dem Modellbildungsverfahren betrachtet werden. Basierend auf dieser Analyse wird die final verwendete Modellbildungsumgebung festgelegt.

Ausgehend von dem mechanischen Wissen der anwendenden Person, dem vorhandenen CAD-Modell und der eindimensionalen Modellbildung bietet sich eine physikalische Modellbildungssprache an, die mindestens eindimensionale Systeme abbilden kann. Bedingt durch die möglicherweise geringen Vorkenntnisse in der Modellbildung in Kombination mit dem Grundwissen der grafischen Programmierung der anwendenden Person sollte die Modellbildungsumgebung ebenfalls auf einer grafischen Oberfläche basieren. Die Umgebung sollte zugleich in der Lage sein Teilsysteme zu kapseln. So kann eine direkte Zuordnung zwischen den CAD- und Simulationsmodellen erfolgen. Dies unterstützt zugleich einen Grundgedanken der Produktentwicklung im Sinne der KaSPro - die Möglichkeit zur Wiederverwendbarkeit von Teilmodellen. Basierend auf diesen beiden Eigenschaften empfiehlt sich zudem eine Umgebung, die Bibliothekskonzepte ermöglicht.

Diese Anforderungen werden weiterhin von einer Vielzahl an Modellbildungsumgebungen erfüllt. In dieser Arbeit wurde die Software MATLAB mit den Erweiterungen Simulink und Simscape genutzt. Diese erfüllt alle Anforderungen und bietet eine Kopplung zwischen den Modellen und der internen Skriptsprache, was die Nutzung eines Optimierungsalgorithmus vereinfacht.

4.3 Vorgehen zur Erstellung eines Modells

Basierend auf der Modellbildungsumgebung kann ein Vorgehen zur Erstellung eines Modells hergeleitet werden. Es ist nicht das Ziel den Anwendenden vorzuschreiben, wie ein Modell zu erstellen ist, sondern einen Rahmen zu schaffen, in dem dieser sich eigenständig bewegen kann.

Wie zuvor definiert, ist der Ausgangspunkt zum Erstellen des Modells eine fertige, in CAD abgebildete Konstruktion der Validierungskonfiguration. Diese umfasst die mechanischen Kennwerte wie Massenträgheiten und Massen. Basierend auf diesen Daten kann die Konstruktion in ein diskretes Massen-Feder-Modell überführt werden. Da die Dynamik des Systems betrachtet werden soll und viele Komponenten nicht-lineare Eigenschaften aufweisen, wird von Dresig (2011, S. 9) die Modellbildungsstufe 3 empfohlen. Wenn bekannt, sollten also nicht-lineare Effekte aus zum Beispiel Reibung abgebildet werden. Anschließend kann das diskrete Massen-Feder-Modell mit dem in Kapitel 2.6.4 vorgestelltem Verfahren von

Rivin und Di reduziert werden, um den Berechnungsaufwand zu verringern. Ergebnis ist eine Torsionsschwingerkette, die mit äußeren Drehmomenten belastet werden kann. Diese äußeren Drehmomente stellen die Anbindungspunkte der Drehzahlregler dar. Ein Motor wird somit als Drehmasse mit einem äußeren Drehmoment dargestellt.

Diese Abbildung der physischen Eigenschaften der Teilsysteme reicht jedoch nicht aus, um das Systemverhalten in der Simulation abzubilden. Es fehlen noch die Eigenschaften bezüglich der Signalübertragung von Sensoren und Stellgliedern. Zu diesen Eigenschaften zählen die Signalübertragungszeit, Abstraten, Übertragungsverhalten und Diskretisierungsstufen. Da diese Elemente als wiederverwendbar angesehen werden können, werden sie in einer Bibliothek angelegt. So muss die Modellbildung nur einmalig durchgeführt werden und kann von der anwendenden Person zu einem Modellbildungsingenieur verschoben werden. Der Modellbildungsaufwand der dynamischen Eigenschaften reduziert sich somit auf den Teilbereich des SiD. Jedoch gilt auch für dieses, dass eine Ablage in der Bibliothek hilfreich ist. So können nachfolgende Anwendende sich dem dokumentierten Wissen bedienen und die Modelle müssen gegebenenfalls neu parametrisiert werden. Zusammengefasst beschränkt sich die Aufgabe der anwendenden Person bei der Modellbildung auf eine Zusammenstellung der vorhandenen Bibliotheks-komponenten und die Modellerstellung des SiD und etwaiger Adaptionen. Für eine detailliertere Darstellung der Teilschritte wird an dieser Stelle auf die Anwendungsbeispiele in Kapitel 7 verwiesen.

4.4 Bibliothek für wiederverwendbare Teilsysteme und Standard-Elemente

Wie zuvor aufgezeigt, soll eine zentrale Bibliothek zur Wissensspeicherung erstellt werden. Zur Übersichtlichkeit und intuitiven Nutzung ist diese in physischen Teilsystemen, wie beispielsweise Sensoren, Motoren und mechanischen Elementen, untergliedert. So kann eine direkte Verknüpfung von dem Konstruktionsmodell und dem Simulationsmodell stattfinden. Um die Komplexität der Bibliothek zu verringern, sind einige Komponenten parametrisierbar angelegt.

Damit eine solche Bibliothek erstellt werden kann, müssen zunächst alle Standardelemente des jeweiligen Prüffeldes ermittelt und gegebenenfalls vermessen werden. Nachfolgend werden die grundlegenden Modellbildungsschritte für einige dieser Standardelemente erläutert. Die dargestellte Modellbildung stellt teilweise eine Vereinfachung der Systeme dar und eine detailliertere Modellbildung ist durchaus möglich. Es gilt jedoch das pragmatische Merkmal der Modellbildung.

Die dargestellten Modelle haben in dieser Arbeit ein gutes Verhalten in den genutzten Anwendungsfällen gezeigt. Für komplexere Situationen kann es jedoch zu Fällen kommen, in den die Modelle weiter detailliert werden müssen. Im Sinne des Wissenstransfers sollten erweiterte Modelle anschließend in die Bibliothek übertragen werden.

4.4.1 Maschinenelemente

Ein Großteil der Prüfstands aufgebauten im Bereich der Antriebstrangentwicklung besteht aus standardisierten Maschinenelementen. Zu diesen Elementen zählen unter anderem Wellenkupplungen, Ringspannelemente und Lager. Aus Sicht der Regler-Parametrierung besitzen diese Elemente die relevanten Eigenschaften Trägheit, Torsionssteifigkeit und Dämpfung. Daher werden die Elemente in der Bibliothek mit entsprechenden Elementen angelegt und parametrierbar gestaltet.

4.4.2 Drehzahlsensoren

Die Implementierung von Drehzahlsensoren basiert auf den internen Drehzahlsensoren von Simscape. Diese stellen einen idealen Sensor dar und besitzen kein Übertragungsverhalten oder physische Eigenschaften. Folglich wird eine Erweiterung des Drehzahlsensors durchgeführt, um die Eigenschaften eines realen Sensors abzubilden. In Abbildung 4.1 ist die Umsetzung in Simscape mit dem idealen Sensor und dem Teilsystem zur Manipulation des Signales dargestellt.

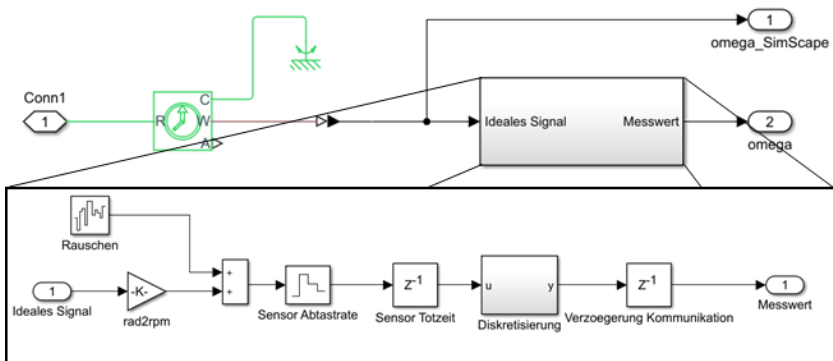


Abbildung 4.1: Simscape-Implementierung eines Drehzahlsensors.

Die Manipulation besteht aus einer Anpassung der Abtastrate, einer sensorinternen Totzeit, gefolgt von einer Diskretisierung und einer nachgelagerten Verzögerung im

Signalübertragungspfad. In der Diskretisierung wird eine Auflösung des Drehzahlwertes definiert und das verzögerte, aber bisher noch mit der Genauigkeit des genutzten Datentyps vorliegende Signal mit dieser Auflösung gerundet.

4.4.3 Drehmomentsensoren

Drehmomentsensoren werden äquivalent zu den Drehzahlsensoren aus einem Simscape internen, idealen Drehmomentsensor aufgebaut und anschließend durch Simulink-Bausteine dem Verhalten eines realen Sensors angenähert. Zusätzlich wird das dynamische Verhalten des Sensors mithilfe von zwei Massenträgheiten und einer Torsionssteifigkeit zwischen den Massenträgheiten abgebildet. Eine Darstellung der Implementierung wird in Abbildung 4.2 gezeigt. Zur Überführung des idealen Drehmomentsignals in das Signal eines realen Sensors, wird das Signal mit einem Rauschen, einer Totzeit und einer Diskretisierung beaufschlagt. Außerdem werden ein Tiefpassfilter und eine angepasste Abtastrate eingesetzt. Der Tiefpassfilter stellt das Verhalten der Auswerteeinheit des physischen Sensors dar. In dieser wird ebenfalls ein Tiefpassfilter eingesetzt, um die Messsignale zu glätten.

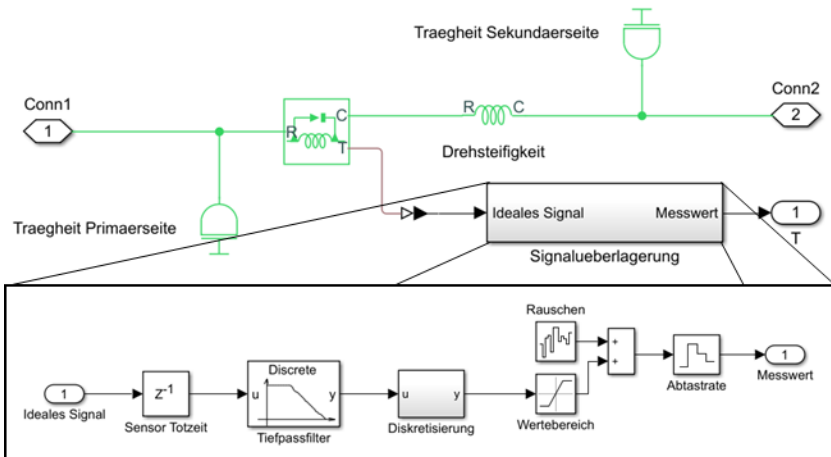


Abbildung 4.2: Simscape-Implementierung eines Drehmomentsensors.

4.4.4 Permanentmagnet-Synchronmotor (PMSM) inklusive Leistungselektronik

Ziel des Motormodells ist es, die dynamischen Eigenschaften des Motors möglichst realitätsnah abzubilden, ohne zu einem hohen Berechnungsaufwand zu führen. Es ist daher zum Beispiel nicht zielführend die einzelnen Schaltvorgänge innerhalb der Leistungselektronik abzubilden. Stattdessen wurde eine vereinfachte Modellbildung gewählt. Bei dieser werden die physischen Eigenschaften des Motors durch entsprechende Simscape-Bausteine und die hochfrequenten Vorgänge durch Übertragungsfunktionen abgebildet. Ausgehend von einer idealen Drehmoment-Quelle wird die Lagerreibung in Form einer Stribeck-Kurve² und die Rotorträgheit durch Simscape-Bausteine, welche in Abbildung 4.3 a) dargestellt sind, abgebildet.

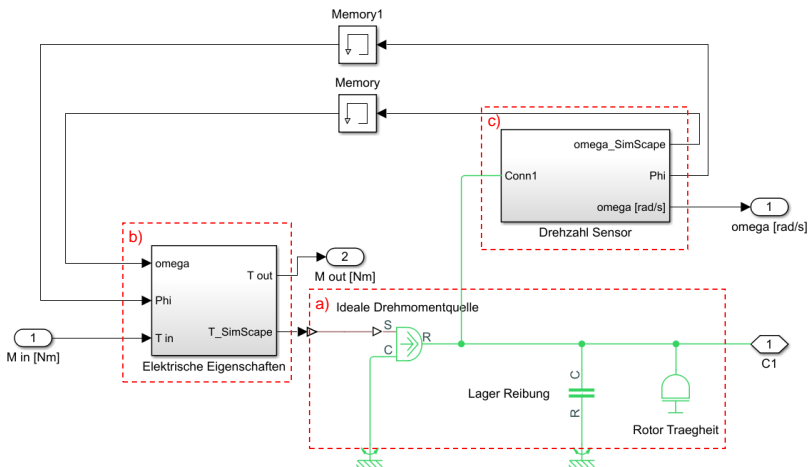


Abbildung 4.3: Verwendetes Simscape Model eines PMSM mit den physischen Eigenschaften abgebildet über Simscape-Bausteine in a), elektrische Eigenschaften in b) und einem Drehzahlsensor in c).

² Bei der Abbildung des Reibungsverhaltens sollte stets betrachtet werden wie groß dessen Einfluss auf das Gesamtsystem ist. Im vorgestellten Fall liegt das maximal ermittelte Reibmoment unter einem Prozent des Drehmomentes des Motors. Daher kann eine vergleichsweise simple Modellbildung genutzt werden. Liegt das Reibmoment hingegen deutlich näher an dem maximalen Drehmoment des Motors, kann es sinnvoll sein ein detaillierteres Modellbildungsverfahren in Form von zum Beispiel Kennfeldern zu nutzen.

Die elektrischen Eigenschaften, welche in Abbildung 4.3 b) dargestellt sind, bilden die dynamischen Effekte des Motors wie die Feldschwäche und das Drehmomenttrippel ab. Der verbaute und in Abbildung 4.3 c) dargestellte Drehzahlsensor wurde äquivalent zum vorherigen aufgezeigten Verfahren abgebildet. Abbildung 4.4 zeigt den Inhalt der elektrischen Eigenschaften aus Abbildung 4.3 b) im Detail. Die Implementierung des Übertragungsverhaltens erfolgt durch eine Diskretisierung des Sollwerts, einer Übertragungstotzeit und einer Übertragungsfunktion, zu sehen in Abbildung 4.4 Bereich a). Außerdem wird das gestellte Drehmoment mit einem Fehlersignal überlagert. Die enthaltenen Frequenzanteile in diesem Fehlersignal wurden mithilfe einer Fast-Fourier-Transformation aus Messdaten des physischen Systems ermittelt. Das Fehlersignal setzt sich aus Oberwellen und harmonischen des Motors sowie aus etwaigen Vorgängen innerhalb der Leistungselektronik zusammen. Eine detaillierte Zuordnung der einzelnen Effekte findet nicht statt. Nach der Überlagerung des Ausgabewertes der Übertragungsfunktion mit dem Fehlersignal wurde außerdem ein Feldschwächebereich, welcher in Abbildung 4.4 c) dargestellt ist, implementiert. Dieser bildet die Leistungsgrenze, in Form der maximal stellbaren Leistung, des Motors ab und reduziert das maximal stellbare Drehmoment bei hohen Drehzahlen. Das gestellte Drehmoment wird, angelehnt an das reale System, als rechnerische Größe aus der Leistungselektronik in Form des Luftspaltmomentes zurückgegeben. Die Übertragungstotzeiten und Signalaufösungen werden entsprechend dem realen System nachgebildet.

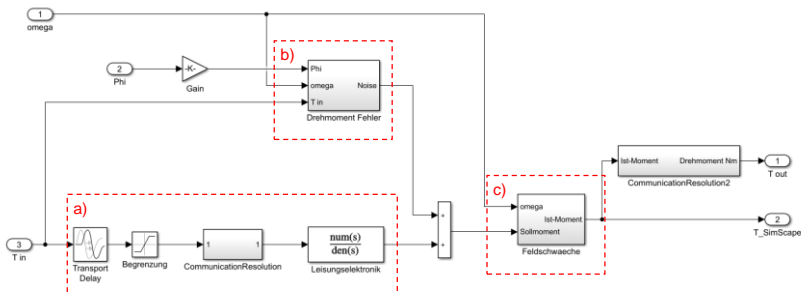


Abbildung 4.4: Verwendetes Simscape Modell der elektrischen Eigenschaften.

Wie beschrieben werden die Eigenschaften der Leistungselektronik mithilfe einer Übertragungsfunktion abgebildet. Um diese zu ermitteln, werden mit realen Motoren Drehmomentsprünge gemessen. Basierend auf den Messdaten dieser Sprünge wurden mithilfe von MATLAB Übertragungsfunktionen im Zustandsraum gebildet. In Abbildung 4.5 werden ein solcher Sprung und eine entsprechende Übertragungsfunktion gezeigt. In Abbildung 4.5 a) ist in Schwarz der geforderte

Sprung des Soll-Drehmomentes zu erkennen und in Blau die Systemantwort. Überlagert wird die Darstellung von der ermittelten Übertragungsfunktion in Orange. In Abbildung 4.5 b) ist zusätzlich die Abweichung zwischen den Messdaten und der Übertragungsfunktion dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die Übertragungsfunktion größtenteils eine Abweichung von wenigen Nm zur Messung hat und somit das Systemverhalten gut abbildet. Lediglich zu Beginn des Sprungs kommt es zu einer Abweichung. Diese ist wahrscheinlich auf einen Messfehler in Form von Rauschen zurückzuführen.

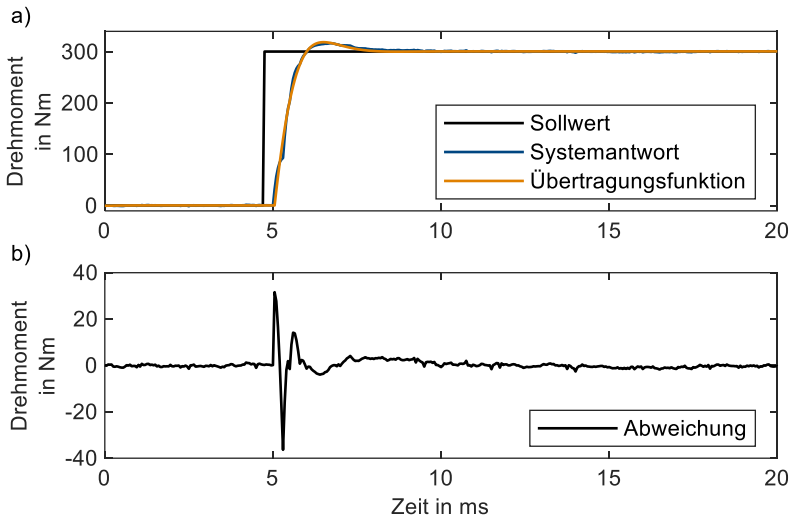


Abbildung 4.5: Drehmomenten-Sprung eines PMSM mit ermittelter Übertragungsfunktion in a) und Abweichung zwischen Systemantwort und Übertragungsfunktion in b).

Dieses Rauschen kann von der Übertragungsfunktion nicht abgebildet werden, da es deutlich zu hochfrequent ist. Zusätzlich ist in der Darstellung eine Totzeit zu Beginn des Sprungs zu erkennen. Diese wird im Simulationsmodell durch eine diskrete Signalverzögerung abgebildet und ist nicht in der Übertragungsfunktion implementiert.

4.5 Zusammenfassung

In diesem Kapitel konnte die Teilforschungsfrage 1.1 nach einer geeigneten Modellbildungsart beantwortet werden. Basierend auf einem definierten Fähigkeitsprofil wurden Anforderungen an die Modellbildung abgeleitet und eine geeignete Umgebung für diese ausgewählt.

Im Vergleich zum Stand der Forschung, in dem als Grundlage für die Optimierung der Regler-Parameter eine Übertragungsfunktion genutzt wird, wurde eine alternative Modellbildungsart vorgestellt. Ziel war es, eine Modellbildungsart zu nutzen, die es den Entwickelnden einer Validierungskonfiguration ermöglicht, ein Modell dieser aufzustellen. Durch die Verwendung eines physikalischen Modellbildungs-ansatzes kann eine direkte Verbindung zwischen Baugruppen oder Bauteilen und Teil-Modellen hergestellt werden. Dies ermöglicht es der anwendenden Person einen direkten Vergleich zwischen der CAD-Konstruktion und dem Simulationsmodell durchzuführen. Hierdurch wird der anwendenden Person eine intuitive Bearbeitung möglich und die Modellbildung kann ohne großes Vorwissen stattfinden. Dies ist allerdings an die Nutzung einer Bibliothek geknüpft. Anders ausgedrückt wird der Aufwand für die Erstellung des Modells von den Anwendenden zu entsprechenden Modellbildungsingenieuren verlagert. Dies bietet das Potenzial eine zentrale Datenverwaltung zu verwenden und so den Aufbau einer Wissensdatenbank zu fördern.

Das vorgestellte Modellbildungsverfahren nutzt in Teilbereichen ebenfalls Übertragungsfunktionen. Diese bilden im Gegensatz zum Stand der Forschung jedoch nur Teilaspekte eines einzelnen physikalischen Bauteils ab. Hier können theoretisch auch weitere Modellbildungsvarianten genutzt werden. Es ist jedoch darauf zu achten, dass die Schnittstellen über ein Teilsystem hinweg auf den physischen Schnittstellen des abzubildenden Systems beruhen. Sodass sich die Modellbildung aus Sicht der anwendenden Person auf die Kombination von physischen Teilsystemen beschränkt.

Durch die physikalische Modellbildung in Form von diskreten, einzelnen Modellen für Baugruppen kann eine Verknüpfung der Simulationsmodelle mit Tools aus dem Bereich des Modelbased Systems Engineering (MBSE) stattfinden. Dies ist jedoch nicht Teil dieser Arbeit. Hierdurch können weitere Eigenschaften, die nicht direkt für die Simulation relevant sind, abgebildet werden. Ein Beispiel für eine solche Anwendung wurde bereits verwirklicht und in Mandel et al. (2020) veröffentlicht.

Basierend auf der vorgestellten Modellbildungsart können eine Vielzahl von Prüfständen ohne weiteren Modellierungsaufwand abgebildet werden. Beispiele

werden in Kapitel 7 aufgezeigt. Für komplexere Elemente wie Motoren und die zugehörige Leistungselektronik wurden Modelle entwickelt und anpassbar gestaltet. Typische Sensoren sind angelegt und können bei Zukauf von neuen angepasst werden. Bei der Modellbildung wurden einige Vereinfachungen getroffen. Zur Wichtigsten zählt eine fehlende Temperatureabhängigkeit der Modelle. Falls Komponenten einem signifikanten Temperatureinfluss unterliegen, müssen die Modelle unter der späteren Zieltemperatur parametrisiert und der Prüfstand mit dieser betrieben werden. Ein Beispiel hierfür ist das Warmfahren von Kugellagern. Die Berechnungen von Reibmomenten für Kugellager gelten stets nur für einen kleinen Temperaturbereich von wenigen Grad Celsius. Allerdings muss die Abweichung durch eine Temperaturänderung immer im Kontext des Gesamtmodells betrachtet werden. Das Reibmoment eines Kugellagers kann sich beispielsweise durch eine Temperaturänderung um wenige mNm ändern. Wenn das Gesamtsystem hingegen mit mehreren Hundert Nm beaufschlagt wird, spielt diese kleine Änderung folglich eine untergeordnete Rolle.

Eine Einschränkung im Vergleich zum Stand der Forschung ist die im Vergleich zu einer Übertragungsfunktion um mehrere Größenordnungen höhere Berechnungszeit. So kann die Berechnungsdauer einer einzelnen Sprungantwort bei einer Simulationszeit von einer halben Sekunde bis zu 20 Sekunden betragen. Für die Optimierung der Regler-Parameter sind eine Vielzahl an Simulationen notwendig. Wie im Stand der Forschung aufgezeigt und im nächsten Kapitel diskutiert, sind bis zu 10.000 Simulationen für eine Optimierung notwendig. Die Berechnungszeit der physikalischen Modelle kann gesenkt werden, wenn das Verfahren von Rivin und Di zuvor genutzt wird, um die Komplexität zu verringern. Allerdings geht hierdurch die Verknüpfung zwischen CAD Konstruktion und Simulationsmodell verloren. Daher muss im Einzelfall entschieden werden, ob eine Reduktion zielführend ist.

Die erarbeiteten Modelle sind in der Lage Sensorrauschen abzubilden. Dies wäre mit einer Übertragungsfunktion nur begrenzt abbildbar. Eine Abbildung des Diskretisierungsrauschen benötigt bedingt durch die Sprünge eine Übertragungsfunktion mit unendlich vielen Termen. Gerade der D-Anteil des PID-Reglers ist jedoch empfindlich auf solche Diskretisierungen. Wird ein digital verrauschtes Signal abgeleitet, entstehen theoretisch unendlich hohe Stöße. In realen Systemen ist der Einfluss dieser Stöße durch die Numerik und diskrete Abtaststrategie der Regelungssysteme zwar beschränkt führt aber dennoch zu sehr hohen Ausschlägen. Da der D-Anteil direkt auf der Ableitung des Fehlers basiert, ist dieser empfindlich für solche Sprünge. Dies macht es in realen Anwendungen oft notwendig Filter einzusetzen, um eine Glättung der Ableitung zu gewährleisten. Die

Implementierung solcher Effekte durch Übertragungsfunktionen ist im Vergleich zum vorgestellten Verfahren nicht oder nur sehr begrenzt möglich.

Bedingt durch den Aufbau der Bibliothek verringert sich der Modellbildungsaufwand für die anwendende Person deutlich und die Teilforschungsfrage 1.2 kann als beantwortet angesehen werden. Ein Großteil der Modellbildung kann durch eine Rekombination bestehender Teilsysteme stattfinden. Die anwendende Person muss anschließend lediglich die Modellbildung des SiD durchführen, um zum vollständigen Simulationsmodell zu gelangen. Durch die Gestaltung des Konzepts ist anschließend eine Rückspeisung des neu erstellten Modells in die Modellbibliothek vorgesehen. Die Bibliothek dient als kontinuierlicher Wissensspeicher, somit kann bei einem erneuten Aufbau eines ähnlichen SiD ein bestehendes Modell als Grundlage genutzt werden.

Es lässt sich zusammenfassen, dass die physische Modellbildung vor allem im Hinblick auf Berechnungszeiten deutliche Nachteile mit sich bringt. Die Vorteile für die Anwendenden und das Wissensmanagement überwiegen im vorliegenden Fall jedoch. Ein Leitfaden für die Anwendenden wird in Kapitel 6.4 vorgestellt. Gerade die vereinfachte Modellbildung für die anwendende Person stellt sicher, dass die entwickelte Gesamtmethode ohne große Hürden angewandt werden kann. Dies ermöglicht der anwendenden Person einer Validierungskonfiguration eine Modellbildung dieser. Folglich konnte die Forschungsfrage 1 nach der Form der zu nutzenden Modellbildungsart beantwortet werden.

5 Mathematische Definition eines gewünschten Systemverhaltens

Motiviert aus dem Ziel einer automatisierten Optimierung der Regler-Parameter mithilfe der zuvor definierten mathematischen Beschreibung der Validierungskonfiguration bedarf es ebenfalls einer mathematischen Beschreibung des Optimierungszieles. Daher wird in dem nachfolgenden Kapitel eine Möglichkeit zur Zieldefinition in Form einer Kostenfunktion hergeleitet beziehungsweise diskutiert und somit die Forschungsfrage 2 bearbeitet.

Forschungsfrage F2:

F2	Wie kann ein mathematisches Ziel definiert werden, welches den Anforderungen des Anwendungsfalls angepasst werden kann, ohne dass dieses für jeden Anwendungsfall neu definiert werden muss?
-----------	--

5.1 Motivation und Zielsetzung

Für eine computergestützte Optimierung eines beliebigen Systems muss dem Computer zunächst das Problem beschrieben werden. Dies geschieht in Form von mindestens einem Kennwert, welcher die Güte des entsprechenden Parametersatzes darstellt. Wie im Stand der Forschung aufgezeigt, kann die Optimierung von Regler-Parametern mithilfe einer skalaren Kennzahl oder mit einer Pareto-Front beschreiben werden. Entsprechend besteht die Möglichkeit einer mehr-dimensionalen Kostenfunktion und einem entsprechenden Optimierer oder die Möglichkeit das mehrdimensionale Problem in ein skalares zu überführen. Da ein optimales Systemverhalten sowohl vom System als auch vom gewünschten Anwendungsfall abhängig ist, muss zunächst betrachtet werden, welche Kennwerte notwendig sind, um eine zielgerichtete Optimierung durchzuführen. In dem nachfolgenden Kapitel soll daher eine Funktion hergeleitet werden, die an das spezifische Validierungsziel und die zugehörige Validierungskonfiguration angepasst werden kann. Um diese Anpassung zu ermöglichen, werden die nachfolgenden drei Teilforschungsfragen analysiert und beantwortet.

F2.1	Ist eine mehrdimensionale oder eine eindimensionale Kostenfunktion anzustreben und wie wird diese aufgebaut?
-------------	--

F2.2	Wie kann die Kostenfunktion möglichst systemunabhängig gestaltet werden, um eine Wiederverwendbarkeit zu gewährleisten?
-------------	---

F2.3	Welche Kennwerte sind notwendig, um eine Optimierung abhängig vom benutzerdefinierten Optimierungsziel zu ermöglichen?
-------------	--

5.2 Dimension der Kostenfunktion

Wie im Stand der Forschung aufgezeigt, befassen sich viele Veröffentlichungen im Kontext der Optimierung von Regler-Parameter mit mehrdimensionalen Kostenfunktionen. Die Ursache hierfür liegt in der mehrdimensionalen Natur von Regel-Kreisen. Das Systemverhalten kann nicht ohne Weiteres mit nur einem Kennwert charakterisiert werden. Durch diese Mehrdimensionalität ergibt sich als Lösungsraum eine Pareto-Front, die selbst wieder eine unendliche Menge an äquivalent geeigneten Lösungen darstellt. Schlussendlich muss die anwendende Person eine Lösung aus dieser Menge auswählen und am gemischt physisch-virtuellen System umsetzen. Zum Finden jeder dieser Lösungen auf der Pareto-Front muss ein im besten Fall eindimensionales Optimierungsproblem gelöst werden. Andere Ansätze hingegen verfolgen sehr einfache Kostenfunktionen, die das Optimierungsproblem in eine skalare Größe überführen und meistens integrale Kennwerte (siehe Kapitel 2.3) heranziehen. Diese lassen sich aus einer beliebigen Systemantwort berechnen. Nachteil dieser Lösungen ist es, dass eine Anpassung der Kostenfunktion an das gewünschte Systemverhalten nicht möglich ist. Es gibt keinerlei Möglichkeiten das Verhalten zu einem Schwerpunkt hin zu beeinflussen. Eine weitere Möglichkeit, die bisher weniger untersucht wurde, ist es, dass mehrdimensionale Problem mithilfe von gewichteten Summen oder Ähnlichem in ein skalares Problem zu überführen. Die im Stand der Forschung aufgezeigten Lösungen sind speziell für einzelne Systeme ausgelegt. Ein Übertrag auf andere Systeme ist nicht direkt möglich. Zudem weisen die einzelnen Gewichtungsfaktoren teilweise erhebliche Unterschiede in der Ausprägung auf. Dies erschwert es Anwendenden ein Gefühl für die Einflüsse der Faktoren zu bekommen. Vorteil der eindimensionalen Kostenfunktionen ist ein deutlich verringerter Aufwand im

eigentlichen Optimierungsverfahren. Es kann direkt ein Minimum oder Maximum gesucht werden.

Die im Stand der Forschung aufgezeigten mehrdimensionalen Kostenfunktionen werden mit einer Übertragungsfunktion als Modellbildungsmethode kombiniert. Hierdurch ist der Aufwand für die Berechnung der Kosten für einen gegebenen Parametersatz sehr gering. In einem solchen Fall ist die Berechnung einer Pareto-Front durchaus sinnvoll und ermöglicht der anwendenden Person alle möglichen Optima zu betrachten. Basierend auf der Modellbildungsmethode, die im vorherigen Kapitel beschrieben wurde, ist der Aufwand zur Lösungsberechnung jedoch deutlich erhöht. Somit ergibt sich mit der heutigen Rechenleistung eines typischen Bürocomputers bei der Berechnung einer Pareto-Front erhebliche Berechnungszeiten von mehreren Tagen ergeben. Daher soll die Kostenfunktion als eindimensional aufgebaut werden. Diese soll jedoch weiterhin an das System und das Validierungsziel anpassbar gestaltet werden. Prinzipiell muss die anwendende Person vor Beginn der Optimierung definieren, welcher Punkt auf der Pareto-Front optimal ist, anstatt diesen nach der Optimierung auszuwählen. Die Kostenfunktion bildet somit eine Lösung aus dem n-dimensionalen Parameterraum auf einen Skalar ab und kann wie folgt definiert werden:

$$F(x_1, \dots, x_n): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}. \quad 5.1$$

In den nachfolgenden Kapiteln werden die Teilaspekte der Kostenfunktion und anschließend die Berechnung der Gesamtkosten vorgestellt.

Teile dieses Kapitels sind in Wechselwirkung mit Abschlussarbeiten entstanden. Es gibt keine direkte Übernahme der Ergebnisse. Die Abschlussarbeiten haben vielmehr für Denkanstöße und Ideen gesorgt. Im speziellen handelt es sich um die folgenden Arbeiten:

- „*Design of an adjustable cost function for a machine learning algorithm*“ (Bertram, 2019)
- „*System Identifikation und PID-Regler Optimierung im Kontext von rotatorischen Validierungsumgebungen mithilfe von Genetischen Algorithmen*“ (Dai, 2019)

Des Weiteren wurden die Ergebnisse dieses Kapitels teilweise in Form einer Gesamtübersicht in folgender Veröffentlichung publiziert:

- „*A Method for User-Friendly PID-Parameter Optimization for Highly Dynamic Component Test Benches*“ (Wolter & Albers, 2020)

Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden die entsprechenden Stellen nicht gesondert gekennzeichnet.

5.2.1 Normierung der Kennwerte

Um die Anpassbarkeit der Kostenfunktion an die jeweiligen Anforderungen der Anwendenden zu gewährleisten, müssen die einzelnen Kennwerte manipulierbar in die Gesamtkosten einfließen. Sahib und Ahmed (2016) verwenden hierfür die bereits angesprochene Summation der einzelnen gewichteten Kennwerte. Diese Gewichtung kann für Anwendende schwer zu fassen sein, da je nach SiD und Optimierungsziel andere Gewichte eingestellt werden müssen. Die Gewichte können sich um mehrere Größenordnungen unterscheiden. Um diesen Einfluss der Regelstrecke auf die Kostenfunktion zu eliminieren, können die einzelnen Kennwerte jeweils für eine Validierungskonfiguration normiert werden. Anschließend ergibt sich die Möglichkeit einer anwenderspezifischen Gewichtung der Kennwerte. Sahib und Ahmed (2016) schlagen eine Sensitivitätsanalyse der einzelnen Parameter mithilfe einer Pareto-Front vor. Dabei bleibt das Problem der Berechnung der Pareto-Front bestehen und wird lediglich an eine andere Stelle im Vorgehen verlagert. Bei dieser initialen Pareto-Front kann die Abtastgenauigkeit geringer gewählt werden, um Berechnungszeit einzusparen. Dennoch würde dieses Vorgehen zu einem erheblichen Anstieg in der Gesamtdauer führen und soll daher nicht genutzt werden. Als Alternative wurde eine Normierung und Verschiebung mithilfe von bekannten Kennwerten der gleichen Regelstrecke erarbeitet. Formel 5.2 zeigt eine solche Normierung. Zu jedem verwendeten Kennwert x_i muss ein Referenzwert $x_{i_{ref}}$ zugewiesen werden.

$$f(x_i) = f\left(\frac{x_i - x_{i_{ref}}}{x_{i_{ref}}}\right) \quad 5.2$$

Diese Referenzwerte können aus einem bereits bekannten Systemverhalten stammen. Der wahrscheinlichere Fall ist jedoch ein bisher unbekanntes Systemverhalten. Ein Vorgehen in einem solchen Fall ist in der Beschreibung der Gesamtmethode in Kapitel 6.3 gegeben. Durch die Normierung werden die Kennwerte von absoluten in relative Größen überführt. Folglich wird auch die Optimierung in eine relative Optimierung überführt.

5.2.2 Anpassbarkeit der Kennwerte an das Optimierungsziel

Um eine Anpassbarkeit der Kennwerte zu erreichen, werden die Kennwerte mit einem Gewichtungsfaktor α versehen und als Exponent einer Exponentialfunktion genutzt. Diese Exponentialfunktion wird genutzt, um sicherzustellen, dass die Teilkosten eines Kennwertes niemals null werden können. Dies ist der Fall, wenn nur die Normierung und Skalierung genutzt wird. Wird Formel 5.2 mit der

Exponentialfunktion und dem Faktor α erweitert ergibt sich Formel 5.3. Diese führt zu Teilkosten in Höhe von eins, wenn der Kennwert dem Referenzwert entspricht. Als Referenzwert kann theoretisch jeder beliebige Wert angenommen werden. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird stets ein Wert aus einem vorherigen Optimierungszyklus herangezogen (siehe Kapitel 6.3).

$$f_1(x, x_{ref}, \alpha) = e^{\alpha \frac{x - x_{ref}}{x_{ref}}} \quad 5.3$$

Weicht der Kennwert von dem Referenzwert ab, ergeben sich mit steigendem Kennwert zunehmende und mit sinkendem Kennwert fallende Teilkosten. Durch den Faktor α kann festgelegt werden, wie steil dieser Verlauf ist. In Abbildung 5.1 sind drei Verläufe für drei beispielhafte α_i Werte gegeben.

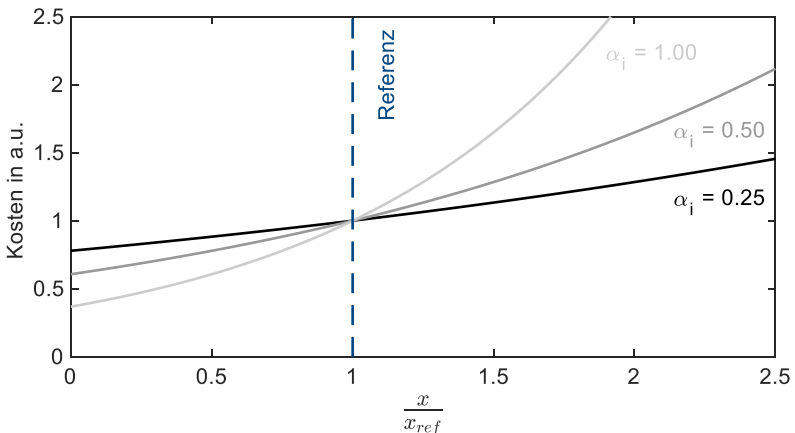


Abbildung 5.1: Verlauf der Teilkosten für einen Kennwert nach Formel 5.3 mit drei verschiedenen α_i Werten der Kostenfunktion.

Der gezeigte Ansatz zur Berechnung der Teilkosten lässt eine Gewichtung der Teilkosten zueinander zu, jedoch keine Verschiebung zu einem definierten Optimierungsziel hin. Diese Eigenschaft ist jedoch notwendig, um aktiven Einfluss auf das Systemverhalten nehmen zu können. Daher wird eine weitere Funktion zur Berechnung von Teilkosten eines einzelnen Kennwertes notwendig. In dieser wird der Referenzwert der Kostenfunktion mit dem Faktor g multipliziert. Dieser ermöglicht eine prozentuale Verschiebung des Referenzwertes. Außerdem wird der Exponent mit der Betragsfunktion erweitert. Aus diesen Anpassungen ergibt sich

$$f_2(x, x_{ref}, \alpha, g) = e^{\alpha \left| \frac{x-g \cdot x_{ref}}{x_{ref}} \right|} \tag{5.4}$$

als Kostenfunktion. Durch den Faktor g kann die anwendende Person ein Zielwert als prozentualen Wert im Vergleich zum Referenzwert vorgeben. Durch die Betragsfunktion bilden die Teilkosten einen talförmigen Verlauf aus. Abbildung 5.2 zeigt den entsprechenden Verlauf mit drei verschiedenen Gewichtungsfaktoren α_i und einer geforderten Änderung (g) von 0,6. Durch die Ausprägung des Tals wird der Optimierer dazu angeregt, den entsprechenden Kennwert in den vom Nutzer definierten Bereich zu bringen und kann somit nicht wie bei den bisherigen Teilkosten ein beliebig geringer Wert angestrebt werden.

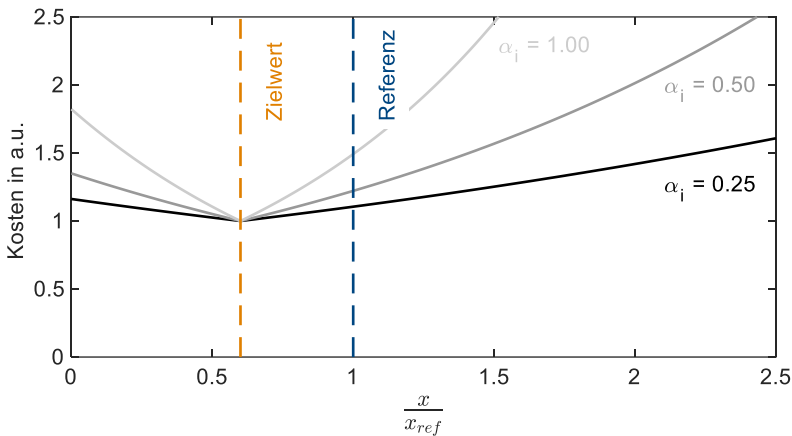


Abbildung 5.2: Verlauf der verschiebbaren Kostenfunktion für einen Kennwert nach Formel 5.4 mit drei verschiedenen α_i Werten der Kostenfunktion und einem Zielwert von $g = 0.6$.

Somit lassen sich die einzelnen Kennwerte an das jeweilige Optimierungsziel anpassen. Allerdings besteht noch kein Zusammenhang zwischen den Teilkosten und folglich existiert keine skalare Größe, die für die Optimierung genutzt werden kann.

5.2.3 Beschränkung des Lösungsraums durch Randbedingungen und Stabilitätsgrenzen

Die beschriebenen Funktionen zum Ermitteln der Teilkosten lassen eine Optimierung des Gesamtsystems zu, sind jedoch nicht in der Lage Randbedingungen oder Systemzustände aus dem Lösungsraum auszuschließen. Dies kann notwendig sein, um zum Beispiel ein schadenfreies Betreiben der Validierungskonfiguration zu gewährleisten. Solche Systemzustände können maximale Torsionswinkel von Wellen, maximale Drehmomente an Komponenten, maximale Drehzahlen und weitere Zustände umfassen. Um entsprechende Randbedingungen abzubilden, wird eine weitere Teilkostenfunktion aufgestellt, die einen sehr hohen Wert der Teilkosten erzeugt, wenn der Eingangswert größer null ist. Somit können Anwendende in den entsprechenden Modellen zum Beispiel Sicherheitsabfragen hinterlegen, die in der Optimierung berücksichtigt werden. In Formel 5.5 ist die entsprechende mathematische Formulierung aufgezeigt. Als Eingangsgröße dieser Kostenfunktion gilt im Vergleich zu den anderen Funktionen kein zuvor definiertes Kriterium x . Stattdessen wird eine neue Eingangsgröße s definiert. Diese kann entweder den Wert „Eins“ oder „Null“ annehmen.

$$f_3(s) = \begin{cases} \infty, & \forall s > 0 \\ 1, & \text{sonst} \end{cases} \quad 5.5$$

5.2.4 Zusammenhang der Gesamtkosten

Nachdem drei Berechnungsverfahren für die Teilkosten definiert wurden, muss entschieden werden, wie diese zu den Gesamtkosten zusammengefasst werden. Da noch kein Optimierungsverfahren ausgewählt wurde, wird nach Möglichkeit eine stetig differenzierbaren Kostenfunktion angestrebt. Die Kostenfunktion soll also keine Sprünge in ihrer Ableitung aufweisen, die aus der Kostenfunktion selbst entstehen. Viele Optimierungsverfahren nutzen die Steigung der unbekanntes mehrdimensionalen Fläche als ein Kriterium, um zu entscheiden welche Punkte als Nächstes getestet werden.

Um zu entscheiden, wie die Teilkosten für die einzelnen Kriterien berechnet werden, müssen diese Kategorien zugeordnet werden. Diese Zuordnung erfolgt basierend auf dem Anwendungsziel durch die anwendende Person. Dieser definiert ein Hauptkriterium und eine gewünschte prozentuale Veränderung g von diesem. Die Teilkosten des Hauptkriteriums werden anschließend mit der Teilkostenfunktion $f_2(x, x_{ref}, \alpha, g)$ berechnet. Alle verbleibenden Kennwerte werden als Nebenkriterien

angesehen und deren Teilkosten mit der Funktion $f_1(x, x_{ref}, \alpha)$ berechnet. Die Teilkosten der sicherheitskritischen Randbedingungen werden durch die Funktion $f_3(x)$ bestimmt. Anschließend werden die Teilkosten durch ein Produkt zu den Gesamtkosten verrechnet. Die mathematische Formulierung ergibt sich somit wie folgt:

$$F(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f_1(x_i, x_{i,ref}, \alpha_i) \times f_2(x_k, x_{k,ref}, \alpha, g) \times f_3(s),$$

5.6

$$i \in \mathbf{A}, k \in \mathbf{B}$$

$$\mathbf{A} = \{1, \dots, n\}, \quad \mathbf{B} = \{1, \dots, n\}, \quad \mathbf{A} \cap \mathbf{B}$$

Mit dieser Kostenfunktion wird das n-dimensionale Optimierungsproblem in ein skalares Problem überführt. Bisher wurden die einzelnen Gewichtungsfaktoren α_i in kein Verhältnis gesetzt. Prinzipiell besteht die Möglichkeit jedem Kennwert einen eigenen Gewichtungsfaktor zuzuweisen. Allerdings kann dies zu einer hohen Anzahl an unabhängigen Parametern führen, die folglich schwer zu definieren sind. Da das Optimierungsziel durch die anwendende Person bereits auf ein einzelnes Kriterium festgelegt ist, kann dieses genutzt werden, um die anderen Faktoren zu definieren. Zunächst wird dem Hauptkriterium ein Gewichtungsfaktor α_i von eins zugewiesen. Der Gewichtungsfaktor der Nebenkriterien wird anschließend mithilfe der gewünschten prozentualen Veränderung g wie folgt definiert:

$$\alpha_i = (1 - g).$$

5.7

Je höhere Werte für die prozentuale Veränderung angestrebt sind, desto geringere Gewichtungsfaktoren α ergeben sich für die Nebenkriterien. Durch diesen Zusammenhang wird dem Optimierungsverfahren Spielraum zum Lösen des Problems gegeben. Bei geringen Veränderungen des Hauptkriteriums soll das Optimierungsverfahren die Nebenkriterien möglichst konstant halten, bei großen Veränderungen können die Nebenkriterien stark variiert werden.

In einem letzten Schritt wird die Kostenfunktion noch mit Randbedingungen, die allgemeingültig sind, ergänzt. Diese werden nicht von den Anwendenden definiert, sondern sind für jedes System gleich. Dies können beispielsweise Kriterien sein, die die Systemstabilität fördern. Die entsprechenden Teilkosten werden ebenfalls über die Funktion $f_1(x, x_{ref}, \alpha)$ berechnet. Der Gewichtungsfaktor α ist jedoch unabhängig vom Optimierungsziel und wird zu 0,25 definiert. Der Wert 0,25 wurde empirisch ermittelt. Somit ergeben sich die Gesamtkosten für die Optimierung zur folgenden Formel:

$$\begin{aligned}
 F(x_1, \dots, x_n) &= \prod_{i=1}^n f_1(x_i, x_{i,ref}, \alpha_i) \times f_2(x_k, x_{k,ref}, \alpha, g) \times f_3(s) \\
 &\quad \times \prod_{i=1}^r f_1(x_i, x_{i,ref}, 0, 25), \quad i \in A, k \in B \\
 A &= \{1, \dots, n\}, \quad B = \{1, \dots, n\}, \quad A \cap B
 \end{aligned}
 \tag{5.8}$$

Die Anzahl aller Kriterien ist mit n gegeben und die Anzahl aller Randbedingungen mit r .

Durch die Nutzung eines Produktes als Zusammenhang zwischen den Teilkosten und der Verwendung von Exponentialfunktionen ergibt sich die Eigenschaft, dass die Gesamtkosten einen Wert von eins ergeben, wenn das Systemverhalten dem Referenz-Verhalten entspricht. Somit kann die anwendende Person leicht erkennen, wenn eine Verbesserung des Systemverhaltens erreicht wird. Zur Veranschaulichung ist in Abbildung 5.3 ein grafisches Beispiel für die Kostenfunktion, in Form einer Kostenfunktion mit zwei Kriterien und ohne Randbedingungen, gegeben. Es ist zu erkennen, wie sich die Teilkosten des Hauptkriteriums als ein Tal mit einem Minimum am Zielwert ausbilden. In der Dimension der Nebenkosten ist hingegen ein stetiger Abfall der Kosten zu erkennen.

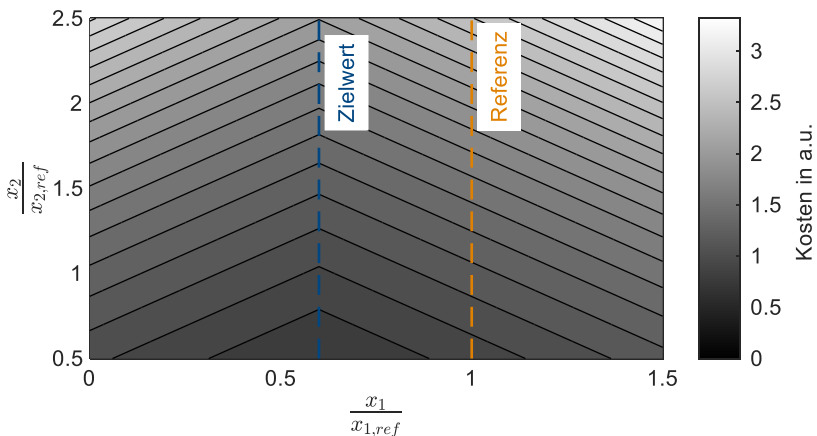


Abbildung 5.3: Beispielhafter Verlauf der Kostenfunktion für ein zweidimensionales Optimierungsproblem.

Dieses grundlegende Verhalten kann auch auf Räume mit höheren Dimensionen übertragen werden. Die Randbedingungen und Stabilitätsgrenzen sorgen dafür, dass Teile des Lösungsraums ausgeschlossen werden. So können sich zum Beispiel Bereiche mit sehr hohen Kosten ausbilden. Dies kann für eine Hügel-Tal-Struktur sorgen.

5.3 Randbedingungen bei der Ermittlung der Kennwerte

Um die Gesamtkosten berechnen zu können, muss definiert werden, welche Kriterien für die einzelnen Funktionen herangezogen werden. Grundlage sind die in Kapitel 2.3 beschriebenen Kennwerte, die aus einer Sprungantwort ermittelt werden. Als Kennwerte werden die in der nachfolgenden Tabelle aufgelisteten verwendet.

Tabelle 5.1: Verwendete Kriterien, Randbedingungen und mögliche Sicherheitsbedingungen der Kostenfunktion.

Haupt- beziehungsweise Nebenkriterien	Randbedingungen	Sicherheitsbedingungen
Überschwingen	ITSE-Kriterium	Anwenderspezifisch z.B.
Anstiegszeit	Rausch-Kriterium	Maximales Drehmoment
Ausschwingzeit		Maximaler Torsionswinkel
Rausch-Kriterium		...

Das ITSE-Kriterium wird neben den anderen Kennwerten herangezogen, um eine Systemstabilität zu gewährleisten. Durch den integrierten Zeitanteil wird sichergestellt, dass das System zum Ausschwingen kommt. Das Rausch-Kriterium ist ein Maß zur Bestimmung der Sprünge im Drehmoment und stellt dar, wie ruhig der Regelkreis arbeitet. Zur Berechnung wird die Summe über die betragsmäßigen, diskreten Änderungen im Drehmoment ΔM_{Motor} gebildet. Die nachfolgende Formel zeigt die zugehörige mathematische Formulierung.

$$Q_{Noise} = \sum |\Delta M_{Motor}| \tag{5.9}$$

Diese Erweiterung ist notwendig, um die Systemstabilität weiter zu erhöhen und einen ruhigen Lauf der Motoren zu gewährleisten. Wie in den späteren

Anwendungsbeispielen zu sehen ist, neigt das Optimierungsverfahren dazu hohe Spitzen im Drehmoment auszubilden. Da die Modellbildung die Realität verkürzt, können solche hochfrequenten Sprünge in der Simulation zu einem stabilen Verhalten führen. In den realen Systemen führen sie jedoch oft zu Instabilitäten. Eine Optimierung mit nur diesem Kennwert ist ebenfalls möglich. Dies kann zum Beispiel bei Anwendungen mit besonderer Anforderung an die Laufruhe des Systems hilfreich sein.

Für die Ermittlung der Kennwerte wird die simulierte Sprungantwort zusätzlich durch einen Tiefpass gefiltert. Die Filterung führt zu einer Glättung der diskret abgebildeten Drehzahlsignale. Diese Diskretisierung ist während der Simulation notwendig, um ein realistisches Verhalten des D-Anteils zu erhalten. Bei der nachgelagerten Kennwert-Ermittlung führt das stufige Signal jedoch zu einer relativ geringen Auflösung. Wird beispielsweise das Überschwingen betrachtet, können die Unterschiede zwischen einzelnen Simulationen geringer als die Auflösung des Drehzahlsensors sein. Folglich kann bei der Bestimmung der Kennwerte ohne Filterung keine Unterscheidung in der Güte der Systeme getroffen werden. Durch eine Filterung kann zumindest ein Teil der Informationen zurückgewonnen werden. In Abbildung 5.4 ist eine beispielhafte Sprungantwort mit diskretisiertem und gefiltertem Drehzahlsignal dargestellt. Wie Abbildung 5.4 a) zeigt, wird der grundlegende Verlauf der Sprungantwort nicht verändert. Die Diskretisierung des Drehzahlsignals sorgt für einem stufigen Signalverlauf. Die Detailansicht in Abbildung 5.4 b), welche den rot markierten Bereich aus in Abbildung 5.4 a) zeigt, ist zu erkennen wie die Diskretisierung die Auflösung des Überschwingens limitiert. Bei geringen Drehzahlsprüngen wird dieser Effekt zunehmend relevanter.

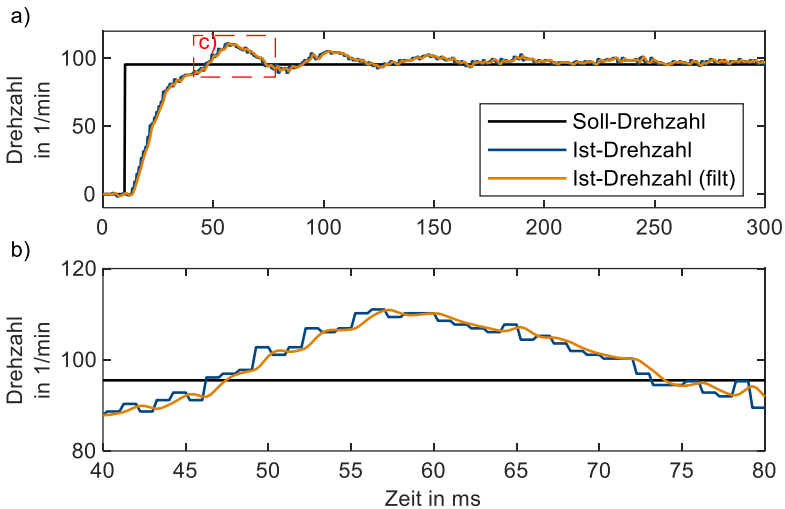


Abbildung 5.4: Exemplarische Sprungantwort mit gefiltertem und ungefiltertem Drehzahlsignal in a) und einen vergrößerten Bereich in b).

Für eine Optimierung sind feine Abstufungen der Kriterien hilfreich, da so geringe Systemveränderungen identifiziert werden können. Durch die Diskretisierung kann es zusätzlich zu Unstetigkeiten in der Kostenfunktion kommen. Dieser Effekt und dessen Auswirkungen werden in Kapitel 6.2 tiefergehend analysiert. Die Höhe einer geforderten Sprungantwort hat ebenfalls einen Einfluss auf das Systemverhalten und muss definiert werden. Der Einfluss beläuft sich vor allem auf zwei Eigenschaften des Regelkreises. Zum einen kann das Sättigungsverhalten beeinflusst werden und zum anderen die erreichbare Anstiegszeit des Systems.

Die Verhinderung einer Sättigung wurde bereits im Stand der Forschung beschrieben. Es muss lediglich die Grenzdrehzahl zum Deaktivieren des I-Anteils definiert werden. Diese wird so gewählt, dass der I-Anteil erst aktiviert wird, wenn nicht bereits das gesamte mögliche Drehmoment vom P-Anteil gefordert wird. Für diese Berechnung wird das maximal stellbare Drehmoment durch den genutzten P-Anteil geteilt.

$$e_{\text{Grenzwert}} = \frac{M_{\text{Maximal}}}{K_p} \frac{30}{\pi} \quad 5.10$$

Die Anstiegszeit des Systems kann wie beschrieben als Optimierungsziel definiert werden. Falls ein Drehzahlsprung hoch genug gewählt wird, sind jedoch das

maximale Motor-Drehmoment in Kombination mit der physischen Massenträgheit für die Anstiegszeit die beschränkenden Faktoren. Der Effekt stellt eine Sättigung des Systems dar. Bei Betrachtung der obigen Formel, fällt auf, dass bei einem Drehzahlsprung, der höher als der Grenzwert ist, das maximale Drehmoment gestellt wird. Das System beschleunigt anschließend mit dem maximal erreichbaren Wert. In einem solchen Fall kann keine sinnvolle Veränderung der Anstiegszeit gefunden werden und das Optimierungsverfahren kann nicht vollumfänglich arbeiten. Folglich wird, basierend auf dem initial ermittelte Parametersatz, die Höhe des Sprunges begrenzt. Da bei Systemen mit sehr hohen initialen P-Termen sehr kleine Sollwertsprünge entstehen können, wird zusätzlich ein Minimalwert von $10 \frac{rad}{s}$ ($\approx 100 \frac{1}{min}$) als untere Grenze eingeführt. Diese ist notwendig, da die Auflösung des Drehzahlsensors ansonsten einen zunehmend unerwünschten Effekt hat. Die Berechnung erfolgt analog zur oben gezeigten Formel, welche mit einem Sicherheitsfaktor $S = 2$ ergänzt wird.

$$\Delta\omega = \max\left(\frac{M_{Maximal}}{S K_F, Init}, 10\right) \rightarrow \Delta n = \Delta\omega \frac{30}{\pi} \quad 5.11$$

Durch die Beschreibung der einzelnen verwendeten Kennwerte ist die Definition der Kostenfunktion abgeschlossen.

5.4 Diskussion

In diesem Kapitel konnte die Teilforschungsfrage 2.1 nach der Dimension der Kostenfunktion beantwortet werden. Durch die Betrachtung der benötigten Modellkomplexitäten und die damit verbundene Berechnungsdauer konnte festgelegt werden, dass eine Überführung des mehrdimensionalen in ein eindimensionales Optimierungsproblem zielführend ist.

Die erarbeitete Kostenfunktion ermöglicht eine anwenderspezifische Anpassung des Optimierungsziels basierend auf der Wahl eines Punkts auf der Pareto-Front, welcher als Ideallösung angesehen wird. Bestehende Optimierungsverfahren nutzen für diese Überführung meistens vereinfachte Kostenfunktion, die auf der Berechnung von Integralen basieren. Diese können ohne weitere Anpassungen auf nahezu alle Systeme angewandt werden und sorgen dafür, dass die entsprechenden Optimierungsverfahren allgemeingültig sind. Problem ist jedoch die fehlende Anpassbarkeit. Daher stellen beispielsweise Tiwari und Pratibha (2014) oder Zamani et al. (2009) neue Kostenfunktionen vor, die aus einer gewichteten Summe von einzelnen Teilkostenfunktionen bestehen. Durch diese Anpassung

lässt sich das Optimierungsziel zu einem gewünschten Systemverhalten verschieben. Problematisch sind die Größenordnungen der einzelnen Gewichte für die Kennwerte. Diese können sich, je nach System, um mehrere Größenordnungen unterscheiden und erschweren eine Anwendung der Methoden. Bei noch unbekanntem Systemverhalten ist es der anwendenden Person nicht möglich, abzuschätzen wie hoch die einzelnen Faktoren gewählt werden müssen. Um dieses Problem zu umgehen, wurde von Sahib und Ahmed (2016) ein Vorgehen zum Ermitteln der Gewichte entwickelt. In ihrer Arbeit stellen die Autoren eine Normierung der Kennwerte basierend auf einer Pareto-Front vor. Hierdurch wird die Kostenfunktion systemunabhängig. Allerdings ergibt sich ein erheblicher Berechnungsaufwand, um die besagte Pareto-Front zu bestimmen. Somit geht zumindest teilweise der Vorteil des reduzierten Berechnungsaufwandes durch die Überführung in ein eindimensionales Problem verloren.

Um die Teilforschungsfrage 2.2 nach einer Möglichkeit zu Systemunabhängigkeit zu beantworten, wurde in dieser Arbeit eine Normierung der Kennwerte basierend auf einem Satz bekannter Kennwerte als eine Alternative vorgestellt. In Kapitel 6.3.5 wird detailliert beschrieben, wie diese ermittelt werden. Dies ermöglicht ebenfalls eine systemunabhängige Kostenfunktion, nutzt jedoch deutlich weniger Berechnungen.

Die Teilforschungsfrage beschäftigt sich mit der Auswahl der notwendigen Kennwerte, die von der Kostenfunktion genutzt werden. Die Kennwerte wurden in diesem Kapitel definiert und in Haupt- beziehungsweise Nebenkriterien unterteilt. Um die Anpassung der Kostenfunktion sicherzustellen, wurde ein Vorgehen zum Verschieben des Hauptkriteriums in Form von prozentualen Verbesserungen vorgesehen. So kann die anwendende Person klar verständlich definieren, welcher Kennwert durch die Optimierung verbessert werden soll. Dies macht die Parametrierung der Kostenfunktion ungeübten Anwendenden zugänglicher. Als weitere Anpassung werden die einzelnen Kennwerte nicht wie bei den vorherigen Kostenfunktionen aufsummiert, es wird stattdessen ein Produkt aus Exponentialfunktionen verwendet. Durch dieses ergibt die Kostenfunktion stets den Wert eins, wenn die aktuelle Sprungantwort der Referenz entspricht. Dies macht es leicht eine Verbesserung der Kosten zu identifizieren, da diese sich in einer Zahl kleiner eins darstellen. Ein weiterer Vorteil der Exponentialfunktion ist, dass immer ein positives reelles Ergebnis zurückgegeben wird. Diese Eigenschaft ist bei der Verwendung eines Produktes notwendig, da ansonsten, wenn eine der Teilkosten den Wert null erreicht, die Gesamtkosten zu null werden. Die vorgestellte Kostenfunktion ist sowohl systemunabhängig als auch durch die anwendende Person anpassbar. Sie ermöglicht daher eine Anpassung der Regler-Parameter an nahezu beliebige Systeme. Durch die Normierung ist außerdem eine intuitive

Parametrierung gegeben und die berechneten Gesamtkosten lassen eine schnelle Analyse der Güte der einzelnen Lösungen zu. Durch die prozentuale Verschiebung von Kennwerten hin zu gewünschten Bereichen ist die Parametrierung zusätzlich an direkte Kennwerte gekoppelt, was mit einer erhöhten Verständlichkeit einhergeht. Somit kann die Forschungsfrage 2 als beantwortet angesehen werden.

Eine Betrachtung der Zuverlässigkeit der Kostenfunktion im mathematischen Sinne in Kombination mit dem gesamten Optimierungsverfahren ist in Kapitel 6.2 gegeben.

6 Optimierungsverfahren

In den Kapiteln 0 und 5 wurden die Grundlagen für die Optimierung der Regler-Parameter erarbeitet. Dies alleine ist nicht ausreichend, um einen Regler-Parametersatz zu generieren. Außerdem muss ein Optimierungsverfahren definiert und angewandt werden. Wie im Stand der Forschung gezeigt, gibt es eine Vielzahl an Optimierungsverfahren mit unterschiedlichen Vor- und Nachteilen. Im Folgenden werden diese Verfahren analysiert, bewertet und anschließend die Forschungsfrage 3 beantwortet.

Forschungsfrage F3:

F3	Welches Optimierungsverfahren ist am besten geeignet, um mithilfe der vorgestellten Modellbildung und Kostenfunktion die Regler-Parameter zu bestimmen?
-----------	---

Ergebnisse dieses Kapitels sind teilweise in Form einer Gesamtübersicht in folgender Veröffentlichung publiziert:

- „, A Method for User-Friendly PID-Parameter Optimization for Highly Dynamic Component Test Benches “ (Wolter & Albers, 2020)

Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden die entsprechenden Stellen nicht gesondert gekennzeichnet.

6.1 Motivation und Zielsetzung

Durch die mathematische Beschreibung der Validierungskonfiguration und der Abstraktion des gewünschten Systemverhaltens in der Kostenfunktion ist es grundlegend möglich, einen Regler-Parametersatz hinsichtlich seiner Eignung zu bewerten. Dies alleine würde ausreichen, um eine manuelle Optimierung des Systems in einer virtuellen Umgebung zu realisieren. Wie im Stand der Forschung (siehe Kapitel 2.4) aufgezeigt, gibt es eine Vielzahl von Ansätzen und Untersuchungen zur computergestützten Optimierung von Regler-Parametern. Nachfolgend werden diese Ansätze tiefergehend analysiert und anschließend ein geeignetes Verfahren ausgewählt. Zur Beantwortung der Forschungsfrage 3 werden die nachfolgenden Teilforschungsfragen bearbeitet.

F3.1	Wie kann der Parameterraum für mögliche Regler-Parameter (K_P, K_I, K_D) sinnvoll eingeschränkt werden, um eine Lösung in endlicher Zeit zu finden?
-------------	---

F3.2	Wie kann ein gegebenes System charakterisiert werden, um die für die Kostenfunktion notwendigen Referenzwerte zu gewinnen?
-------------	--

Die Beantwortung dieser Fragen reicht aus, um eine Methode zu entwickeln, die eine Optimierung der Regler-Parameter ermöglicht. Die Parametrierung der erstellten Kostenfunktion stellt einen zentralen Aspekt dar. Durch die Verknüpfung des Optimierungsziels mit charakteristischen Kennwerten einer Sprungantwort ist es der anwendenden Person möglich gewünschte Eigenschaften des gemischt physisch-virtuellen Systems mit dem Optimierungsziel zu verbinden. Dennoch sollen Anwender bei der Parametrierung der Kostenfunktion unterstützt werden und es ergibt sich als weitere Fragestellung die Teilforschungsfrage 3.3.

F3.3	Wie kann die anwendende Person bei der Parametrierung der Kostenfunktion unterstützt werden, damit diese das gewünschte Systemverhalten widerspiegelt?
-------------	--

Beim Beantworten dieser Fragen wurde ein iteratives Vorgehen genutzt. Es wurde eine initiale Annahme getroffen und eine entsprechende Lösung implementiert. Basierend auf den Erfahrungen mit dieser Umsetzung wurden Schwachstellen identifiziert und eine verbesserte Version erarbeitet. Hierdurch konnten starke Wechselwirkungen zwischen den einzelnen Fragestellungen einbezogen werden. In diesem Kapitel wird aus Gründen der Übersichtlichkeit die finale Umsetzung der einzelnen Elemente aufgezeigt und erläutert.

6.2 Wahl des Optimierungsalgorithmus

Klassische mathematische Optimierungsalgorithmen nutzen den Gradienten der zu optimierenden Größe, um zu entscheiden, welche Punkte als Nächstes geprüft werden sollen. Eines der bekanntesten Verfahren ist das Gradientenverfahren von Cauchy (1847). Da für die Optimierung der Regler-Parameter jedoch keine allgemeingültige Aussage über den Verlauf der Kosten getroffen werden kann, ist es nicht möglich einen stetigen Verlauf dieser sicherzustellen. Basierend auf der

(Cauchy, 1847)vorgestellten Kostenfunktion ist vielmehr davon auszugehen, dass kein stetiger Verlauf vorherrscht beziehungsweise dieser nur stückweise vorhanden ist. Ursache sind die sicherheitsrelevanten Bedingungen, die einen Teil des Lösungsraumes ausschließen, die Betragsfunktion in der Teilkostenfunktion des Hauptkriteriums und Kombinationen von Regler-Parametern, die zu instabilem Systemverhalten führen. Wird in einem solchen Fall ein geeigneter Parameterraum gewählt, kann ein gradientenbasiertes Verfahren zielführend sein. Als Beispiel sind in Abbildung 6.1 die Kosten des ITSE-Kriteriums für einen kleinen Parameterraum gegeben. Die Fläche weist weder große Sprünge noch Unstetigkeiten auf und ist folglich für ein solches Optimierungsverfahren geeignet.

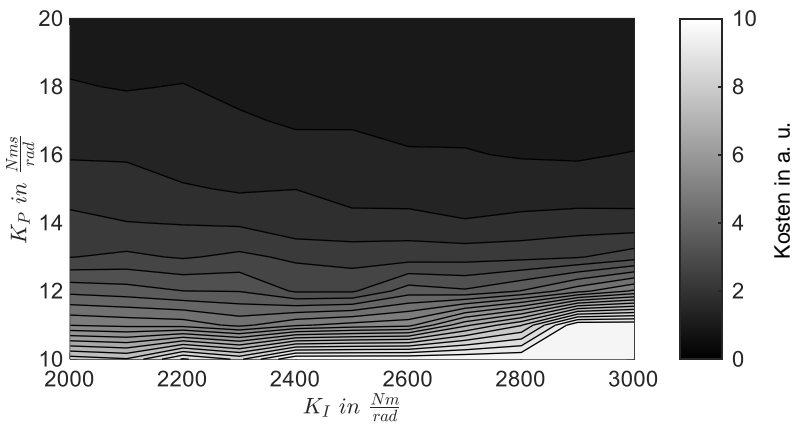


Abbildung 6.1: Beispielhafter Verlauf des ITSE-Kriteriums, dargestellt über einen Parameterraum. Weitere Regler-Parameter sind konstant gehalten.

Da im Allgemeinen kein Vorwissen über das Verhalten der Kostenfunktion vorliegt, kann davon ausgegangen werden, dass ein entsprechend geeigneter Parameterraum nicht bekannt ist. Bei der Nutzung eines gradientenbasierten Verfahrens kann es somit dazu kommen, dass die Optimierung in einem lokalen Minimum stoppt. Ein Beispiel für einen solchen Parameterraum ist in Abbildung 6.2 gegeben. Diese zeigt einen Lösungsraum, der ein lokales und globales Minimum aufweist, die durch ein Maximum voneinander getrennt sind. In der Abbildung sind die zwei Bereiche markiert. Bereich a) stellt das globale Minimum dar und sollte von dem Optimierungsalgorithmus angestrebt werden. Bereich b) hingegen markiert das lokale Minimum. Da das lokale Minimum von hohen Kosten umschlossen ist, zeigen

alle umliegenden Gradienten zum lokalen Minimum. Folglich sind klassische gradientenbasierte Verfahren nicht in der Lage diesen Bereich wieder zu verlassen.

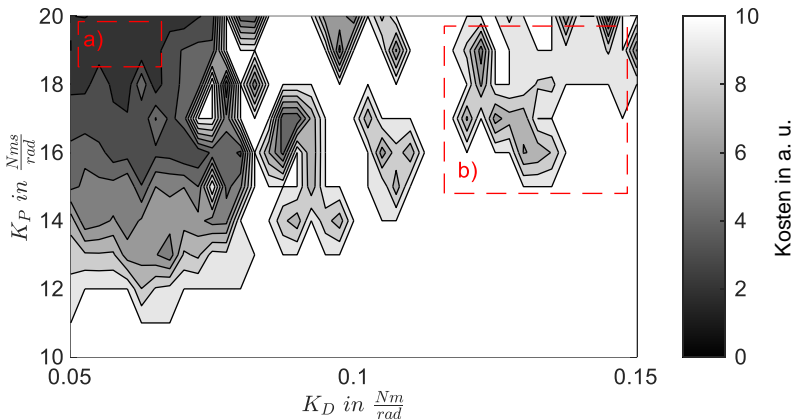


Abbildung 6.2: Beispielhafter Parameterraum von zerteilten Optimierungskosten mit markiertem globalem Minimum im Bereich a) und lokalem Minimum im Bereich b). Weitere Regler-Parameter sind konstant gehalten.

Eine solche Situation kann durch die Wahl des initialen Regler-Parametersatzes maßgeblich beeinflusst werden. Bei unbekanntem Parameterraum kann jedoch keine Aussage über einen geeigneten Parametersatz getroffen werden. Eine alternative Lösung ist es, den Optimierungsalgorithmus mehrfach mit unterschiedlichen initialen Regler-Parametersätzen durchzuführen. Die unbekannte Ausprägung des Parameterraums lässt jedoch auch hier keine Aussage über eine zielführende Anzahl an Parametersätzen zu.

Wie im Stand der Forschung aufgezeigt, ist eine Alternative zur Lösung des Optimierungsproblems durch evolutionäre Algorithmen gegeben. Diese sind in der Lage lokale Minima zu überwinden und können un stetige, mehrdimensionale Flächen optimieren. Die in dieser Arbeit durchgeführte Analyse des Standes der Forschung hat gezeigt, dass sich vor allem die genetischen Algorithmen (GA) und die Partikelschwarmoptimierung (PSO) für den Anwendungsfall dieser Arbeit eignen. Welches der beiden Verfahren genutzt werden soll, konnte nicht abschließend beantwortet werden. Rojas (2021)

stellt in einem Vergleich dar, dass die PSO-Methode weniger Funktionsaufrufe benötigt. Auch Cespedes (2016) kommt zu diesem Schluss. Die anderen vorgestellten Arbeiten nutzen hingegen genetische Algorithmen. Durch das komplexe Modellbildungsverfahren aus Kapitel 4 ist der Berechnungsaufwand für eine einzelne Simulation höher zu werten als für den Optimierungsalgorithmus. Daher ist eine möglichst geringe Anzahl an Funktionsaufrufen anzustreben.

Nachfolgend werden einige Betrachtungen zu den unterschiedlichen Algorithmen durchgeführt. Trotz der erwarteten Unstetigkeit der Kostenfunktion wird neben dem Vergleich der beiden Methoden untereinander noch eine analytische Optimierungsmethode mit einbezogen. Als Beispiel wurde das, im Stand der Forschung beschriebene (siehe Kapitel 2.4.3), Downhill-Simplex-Verfahren (DS) genutzt. Die Betrachtung der Verfahren basiert auf der Optimierung eines simplen mechanischem Aufbaus, um unbekannte Einflüsse zu vermeiden. Das untersuchte System besteht aus einem PMSM und einer über einen Adapter angebundene Drehmasse. Um ein Vergleich der Algorithmen zu ermöglichen, wird zuvor ein Optimierungsziel und ein Parameterraum definiert. Der Parameterraum wird eingeschränkt, um eine bessere Wiederholbarkeit der Ergebnisse sicherzustellen. Zur Ermittlung des Parameterraums wurde ein initialer Regler-Parametersatz nach dem Verfahren von Ziegler und Nichols berechnet und die Grenzen des Parameterraums wurden als vielfaches der einzelnen Parameter definiert. Eine detaillierte Beschreibung zu diesem Vorgehen folgt in dem nachfolgenden Kapitel 6.3.4. Der ermittelte Parameterraum ist in Tabelle 6.1 dargestellt. Als Optimierungskriterium wurde das ITSE-Kriterium ausgewählt.

Tabelle 6.1: Untersucherter Parameterraum für den Vergleich der verschiedenen Optimierungsalgorithmen.

Regler-Parameter	Untere Grenze	Obere Grenze
K_p	0,1453	3,6328
K_i	6,9750	174,3750
K_D	0,000756	0,018900

Basierend auf den Aussagen bezüglich der Eigenschaften der verschiedenen Methoden aus dem Stand der Forschung wurden die in Tabelle 6.2 zusammengetragenen Optimierungsparameter für den Vergleich genutzt. Insgesamt wurde die Anzahl der maximal möglichen Simulationen gleich gehalten. Die Anzahl an maximalen Generationen wurde so gewählt, dass nach Möglichkeit die Optimierung abgeschlossen ist. Dies kann jedoch nicht sichergestellt werden. Da ein Vergleich

der Berechnungszeiten erfolgt, wurden alle Berechnungen mit demselben Computer durchgeführt. Es wurde MATLAB 2020a und ein AMD Ryzen 7 PRO 4750U mit 8 Kernen und einer Basis CPU Frequenz von 1,7 GHz genutzt.

Tabelle 6.2: Verwendete Optimierungs- und Simulationsparameter für den Vergleich der Optimierungsverfahren.

	GA	PSO	DS
Optimierungsziel	ITSE	ITSE	ITSE
Max. Generation	25	10	156
Anzahl Individuen	50	125	-
Optimierungsdurchläufe	50	50	50

Nachfolgend sind die Ergebnisse der Optimierung durch den genetischen Algorithmus dargestellt. In Abbildung 6.3 a) ist ein Ausschnitt des geforderten Drehzahlsprungs in Schwarz und die durchschnittliche Antwort des Systems in Blau dargestellt. In der Abbildung wurde die Einhüllende aus allen simulierten Sprungantworten in Grau eingefärbt. Diese kann als ein qualitatives Maß für die Wiederholbarkeit des jeweiligen Verfahrens genutzt werden. Um diesen Effekt weiter hervorzuheben, ist in Abbildung 6.3 b) die Differenz zwischen der durchschnittlichen Sprungantwort und der Einhüllenden dargestellt. Je größer die Fläche der Einhüllenden ist, desto größere Abweichungen gibt es in den Ergebnissen der einzelnen Optimierungen. Es ist zu erkennen, dass die Sprungantworten der 50 Optimierungen insgesamt ein ähnliches Verhalten aufweisen. Die Anzahl der Schwingungen beim Erreichen des Sollwerts ist gleich. Innerhalb von 170 ms erreichen alle Systeme einen eingeschwungenen Zustand. Aus Abbildung 6.3 b) geht eine maximale Abweichung zwischen der Einhüllenden und der durchschnittlichen Sprungantwort von 5,12 1/min in positiver und von 5,74 1/min in negativer Richtung hervor.

In Abbildung 6.4 sind die Ergebnisse des PSO-Verfahrens dargestellt. In Abbildung 6.4 a) wird wie zuvor ein Ausschnitt der Sprungantworten und die Einhüllende aus allen Sprungantworten dargestellt. Im Vergleich zum GA-Verfahren ist zu erkennen, dass das Überspringen geringer ausgeprägt ist und weniger Schwingenspiele durchlaufen werden. Die Drehzahlabweichung liegt nach 125 ms innerhalb des Fehlerbandes von 5 %. Dies ist eine deutliche Verringerung im Vergleich zum GA-Verfahren. Abbildung 6.4 b) zeigt eine im Vergleich zum GA-Verfahren geringe Abweichung zwischen der durchschnittlichen Sprungantwort und der Einhüllenden. Aus der Abbildung geht hervor, dass die maximale Abweichung in positiver Richtung

bei $1,23 \frac{1}{min}$ und in negativer Richtung bei $0,97 \frac{1}{min}$ liegt. Dies entspricht einer Verringerung um mindestens 75 %.

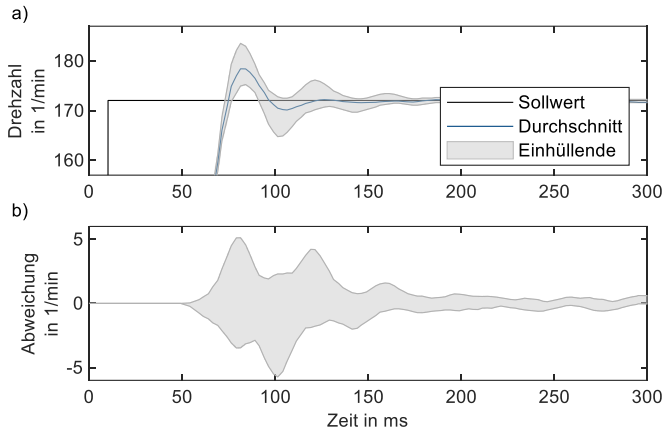


Abbildung 6.3: Durchschnitt und Einhüllende der Sprungantworten aus 50 Optimierungen mittels des GA-Verfahrens in a) und der Differenz aus dem Durchschnitt und der Einhüllenden in b).

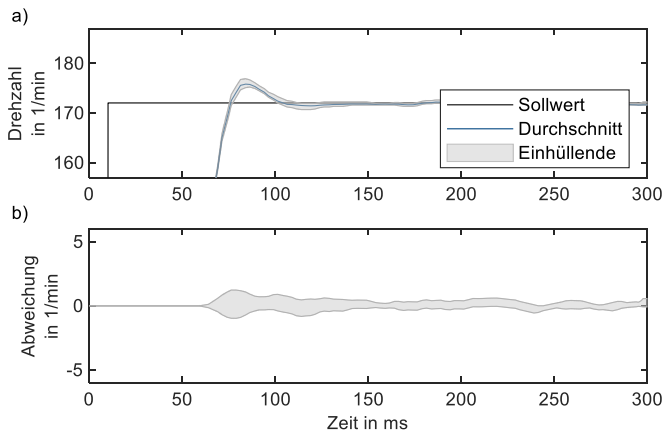


Abbildung 6.4: Durchschnitt und Einhüllende der Sprungantworten aus 50 Optimierungen mittels des PSO-Verfahrens in a) und der Differenz aus dem Durchschnitt und der Einhüllenden in b).

Die in Abbildung 6.5 dargestellten Ergebnisse des DS-Verfahrens zeigen die deterministische Natur des Verfahrens. Wie Abbildung 6.5 a) entnommen werden kann, haben alle 50 Optimierungen zum gleichen Parametersatz geführt und die Sprungantworten liegen exakt übereinander. Wie Abbildung 6.5 b) entnommen werden kann, liegt die durchschnittliche Sprungantwort auch mit der Einhüllenden zusammen und die Differenz aus beiden ist konstant null. Die Einschwingzeit der Sprungantwort liegt bei ca. 190 ms und ist somit höher als bei den anderen beiden Verfahren. Das Überschwingen ist hingegen ähnlich ausgeprägt wie beim PSO-Verfahren.

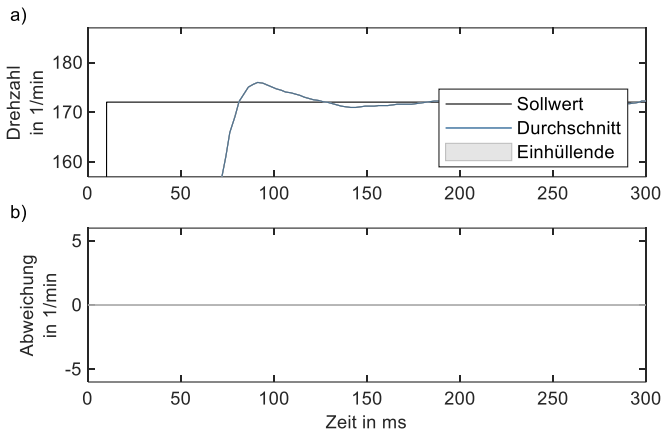


Abbildung 6.5: Durchschnitt und Einhüllende der Sprungantworten aus 50 Optimierungen mittels des DS-Verfahrens in a) und der Differenz aus dem Durchschnitt und der Einhüllenden in b).

Die Wiederholbarkeit der Verfahren kann neben der grafischen Auswertung auch in den Regler-Parametern gezeigt werden. Zu diesem Zweck wird in Tabelle 6.3 die Standardabweichung der Regler-Parameter für die drei Verfahren aufgelistet. Für den Vergleich wurden jeweils dieselben 50 Sprungantworten wie zuvor genutzt. Wie bereits erwähnt, ist die Abweichung beim DS-Verfahren immer null. Beim Vergleich der beiden evolutionären Verfahren zeigt sich, dass die Standardabweichung des PSO-Verfahrens für alle Regler-Parameter geringer ist als beim GA-Verfahren. Dies bestätigt das beobachtete Verhalten aus dem grafischen Vergleich.

Tabelle 6.3: Standardabweichungen zu den ermittelten Regler-Parametern der drei Optimierungsverfahren.

	GA	PSO	DS
Standardabweichung K_p	0,29	0,02	0,00
Standardabweichung K_I	9,93	1,44	0,00
Standardabweichung K_D	0,00038	0,00001	0,00

Neben dem Vergleich der Regler-Parameter wird das eigentliche Optimierungskriterium verglichen. In Tabelle 6.4 sind die minimalen, maximalen und durchschnittlichen Werte, sowie die Standardabweichung des ITSE-Kriteriums für die drei Verfahren gegeben. Es ist ersichtlich, dass das PSO-Verfahren sowohl für den durchschnittlichen als auch für den maximalen Wert im Vergleich zum GA-Verfahren geringere Werte aufweist. Die Minimalwerte der beiden Verfahren liegen hingegen nahe zusammen. Ein Vergleich der Standardabweichung zeigt, dass das PSO-Verfahren eine geringere Streuung als das GA-Verfahren aufweist. Diese Eigenschaft unterstützt die vorherigen Beobachtungen bezüglich der Wiederholbarkeit. Das DS-Verfahren hingegen hat bedingt durch die deterministische Natur eine Standardabweichung von null. Beim Betrachten des ITSE-Wertes fällt auf, dass das DS-Verfahren nicht in der Lage ist, einen ähnlich niedrigen Wert wie die beiden anderen Verfahren zu erreichen.

Tabelle 6.4: Kostenfunktion und zugehörigen Kennwerten der drei Optimierungsverfahren

Kennwert	GA	PSO	DS
Minimaler ITSE Wert	12,800	12,800	14.212
Maximaler ITSE Wert	12,996	12,807	14.212
Durchschnittlicher ITSE Wert	12,850	12,802	14.212
Standardabweichung	0,057	0,001	0,000

Als abschließender Vergleich wird die Berechnungsdauer der drei Verfahren in Tabelle 6.5 betrachtet. Grundlegend unterscheiden sich die Zeiten zwischen dem GA- und PSO-Verfahren nur geringfügig. Im Vergleich zum GA-Verfahren benötigt das PSO-Verfahren 15 % und das DS-Verfahren 75 % mehr Zeit. Die Ursache für die Erhöhung der Berechnungsdauer des DS-Verfahrens liegt darin, dass die

Berechnungen nur schlecht parallelisiert werden können. Es können maximal so viele Simulationen wie Dimensionen des Simplexes gleichzeitig durchgeführt werden. Nach der initialen Berechnung des Simplexes müssen zudem mehrere einzelne Simulationen durchgeführt werden. Diese können nicht parallel ausgeführt werden. Bei den beiden evolutionären Verfahren ist die Anzahl der parallelen Berechnungen an die Anzahl der Individuen einer Generation gebunden. Diese übersteigt meistens die Anzahl der nutzbaren CPU-Kerne und stellt daher selten eine Beschränkung dar.

Tabelle 6.5: Berechnungsdauer der drei Optimierungsverfahren

Kennwert	GA	PSO	DS
Gesamtzeit	31550,0 s	35800,0 s	54750,0 s
Durchschnitt pro Optimierung	631,0 s	716,0 s	1095,0 s
Durchschnitt pro Individuum	0,05048 s	0,5728 s	0,8760 s

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass das GA-Verfahren im Vergleich zum PSO-Verfahren geringere Berechnungsdauern und eine geringere Wiederholbarkeit aufweist. Die geringfügig niedrigere Berechnungsdauer ist im Vergleich zur Streuung der Ergebnisse ein untergeordneter Vorteil. Das DS-Verfahren zeigt im Vergleich zu den beiden KI-Verfahren das ungeeignetste Verhalten. Einerseits kann nicht sichergestellt werden, dass ein globales Minimum gefunden wird, andererseits ist die benötigte Berechnungsdauer deutlich höher als bei den anderen Verfahren. Basierend auf diesen Erkenntnissen ist das PSO-Verfahren am besten für die Optimierung geeignet und wird als vorrangiges Verfahren genutzt.

6.3 Gesamttablauf des Optimierungsverfahrens

Nachdem mit der Auswahl des Optimierungsalgorithmus alle Voraussetzungen für eine Optimierung geschaffen wurden, wird nachfolgend das gesamte Optimierungsverfahren vorgestellt. Das Vorgehen innerhalb der einzelnen Schritte wird in den nachfolgenden Kapiteln erläutert. Abbildung 6.6 zeigt eine grafische Veranschaulichung der Optimierungsmethode inklusive der einzelnen Schritte.

Ausgehend von der Modellbildung wird im ersten Schritt das Modell auf alle notwendigen Simscapebausteine und Ausführbarkeit überprüft. Anschließend erfolgt die Initialisierung des Parameterraums, gefolgt von einer

Systemcharakterisierung. Diese stellt eine eigenständige Optimierung dar und wird genutzt, um die Referenzwerte für die Kostenfunktion zu ermitteln. Dieser Schritt läuft automatisiert ab und bedarf keiner Interaktion mit den Anwendenden. Anschließend werden die Kennwerte aus der Charakterisierung als Referenz definiert und die anwendende Person muss ein Optimierungsziel festlegen. Sobald dies geschehen ist, wird die eigentliche Optimierung durchgeführt.

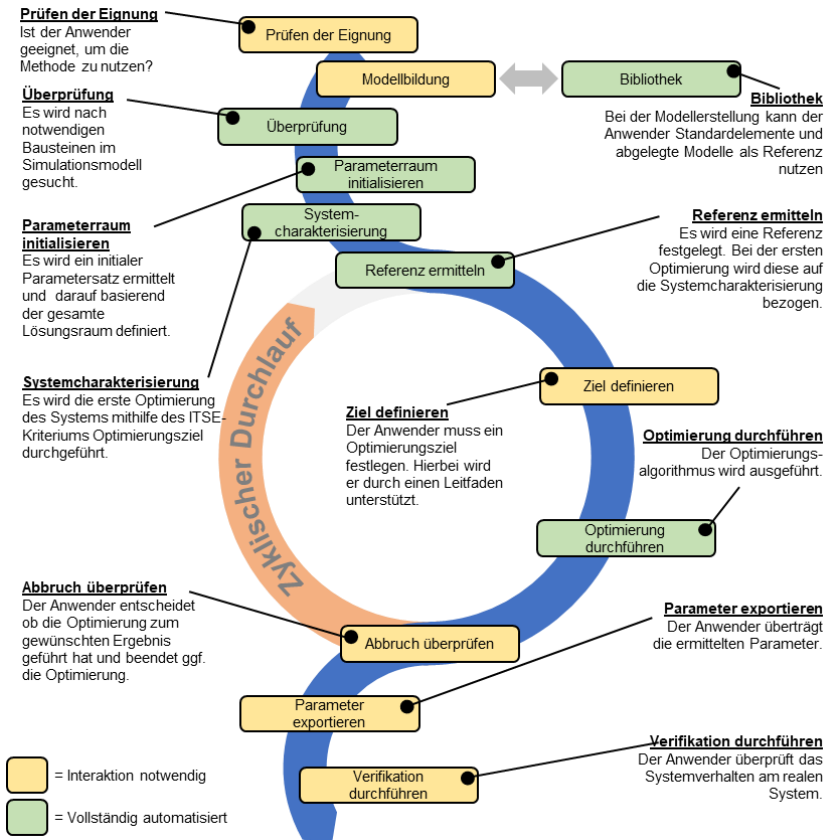


Abbildung 6.6: Ablauf der Gesamtmethode mit den notwendigen Schritten zum Optimieren einer Validierungskonfiguration.

Nach erfolgreichem Durchlaufen dieser kann die anwendende Person entscheiden, ob ein weiterer Durchlauf notwendig ist oder die Optimierung beendet werden kann. Bei der Wahl eines neuen Durchlaufs wird eine neue Referenz aus der vorherigen

Optimierung gebildet und der Kreislauf beginnt von vorne. Wenn die Ergebnisse zufriedenstellend sind und die anwendende Person die Optimierung beendet, werden die Regler-Parameter in ein für die anwendende Person lesbares Format überführt. Diese sollten im letzten Schritt an der gemischt physisch-virtuellen Validierungskonfiguration verifiziert werden.

6.3.1 Prüfen der Eignung

Die vorgestellte Methode erfordert zur Anwendung ein Mindestkompetenzprofil. Daher sollte in einem ersten Schritt überprüft werden, ob die anwendende Person ein entsprechendes Profil aufweist. Wenn dies nicht gegeben ist, muss zur Anwendung eine Person mit ausreichender Erfahrung und Kompetenz in den hier angesprochenen Aspekten im Sinne eines Fachexperten/in eingebunden werden.

Modellbildung

Ein Grundverständnis der relevanten mechanischen Eigenschaften, die für die geplanten Untersuchungen relevant sind, ist vorhanden. Die anwendende Person ist folglich in der Lage die entsprechenden Eigenschaften zu identifizieren und zu quantifizieren. Zu diesen Eigenschaften zählen beispielsweise aber nicht ausschließlich die folgenden: Massenträgheiten, Torsionssteifigkeiten, Reibungsverhalten und relevante Eigenfrequenzen.

Modellvereinfachungen durch Reduktionsverfahren können durchgeführt werden. Zu solchen Verfahren zählt beispielsweise das vorgestellte Verfahren nach Rivin und Di (siehe Kapitel 2.6.4). Es können jedoch auch andere Verfahren genutzt werden. Ziel ist es ein Modell zu bilden, das alle relevanten Systemeigenschaften abbildet und gleichzeitig möglichst wenig Aufwand bei der Berechnung verursacht.

Verständnis für die grafische Programmiersprachen Simulink inklusive SimScape ist vorhanden. Die anwendende Person kann sich in dieser zurechtfinden, eigenständig Modelle erstellen oder erweitern.

Optimierungsverfahren

Die anwendende Person ist geübt in der Programmierung mittels MATLAB, da dies als Grundlage für das Optimierungsverfahren dient. Die Schnittstelle zur Optimierungsmethode kann bedient werden. Gegebenenfalls auftretende Fehlermeldungen können interpretiert und analysiert werden.

Zieldefinition

Die anwendende Person ist in der Lage ein ideales / gewünschtes Systemverhalten zu definieren bzw. zu identifizieren. Das Systemverhalten basiert auf den geplanten Untersuchungen und muss stets an das jeweilige Ziel angepasst werden. Das Verhalten kann beispielsweise mithilfe einer Liste von Eigenschaften definiert werden. Nachfolgend sind einige Beispiele für solche Eigenschaften geben: zulässige Vibrationen / Drehzahlschwankungen, maximale Abweichung zwischen Soll- und Ist-Drehzahl, gewünschte Reaktionszeit, maximale Überhöhung beim Einregeln der Soll-Drehzahl.

Verifizieren der Optimierungsergebnisse

Die anwendende Person kann eigenständig die Ergebnisse des Optimierungsverfahrens an die physische Validierungsumgebung überführen und beurteilen, ob die Ergebnisse aus der Simulation und der Validierungsumgebung hinreichend gut übereinstimmen.

6.3.2 Modellbildung

Anschließend wird das notwendige Simulationsmodell gemäß dem in Kapitel 4.4 Verfahren erstellt und mit einigen für die Optimierung notwendigen Schnittstellen versehen.

6.3.3 Überprüfung des Modells

Damit das Optimierungsverfahren mit dem Simulationsmodell interagieren kann, müssen folgende standardisierte Elemente vorhanden sein:

- ein Datenlogger,
- ein spezieller PID-Regler,
- ein Element zur Generierung des Sprungs im Sollwert.

In diesem Schritt wird überprüft, ob die entsprechenden Blöcke vorhanden sind. Anschließend wird eine einzelne Simulation durchgeführt und überprüft, ob die Simulation interpretierbare Daten ausgibt.

6.3.4 Initialisierung des Parameterraums

Bei der Verwendung der PSO-Methode hat die Größe des Parameterraums einen erheblichen Einfluss auf die benötigte Anzahl an Testpunkten und folglich auf die

notwendige Berechnungsdauer. Daher wird eine Einschränkung des Raumes bereits vor der Optimierung durchgeführt. Zum Ermitteln dieser wird eine initiale Parametersuche durchgeführt und basierend auf dem erhaltenen Parametersatz der Parameterraum definiert. Die initiale Parametersuche basiert auf dem Verfahren von Ziegler-Nichols. Dieses zeigt für hochdynamische Systeme im Allgemeinen eher ungenügende Ergebnisse, ist jedoch in der Lage, die Größenordnung des jeweiligen Regler-Parameters zu definieren. Da das Verfahren für träge und stark verzögerte Systeme entwickelt wurden, resultiert es bei dynamischen Systemen oft in zu hohen P- und I-Anteilen. Dies führt bei dynamischen Systemen zu starken Schwingungen und zu einem Sättigungsverhalten des Reglers. Das Verfahren beruht auf der Ermittlung der kritischen Verstärkung $K_{p,krit}$. Um diese mit einer möglichst geringen Anzahl an Simulationen zu ermitteln, wird ein Verfahren ähnlich des sukzessiv approximierenden Analog-Digital-Wandlers (SAR) (Engelberg, 2008) verwendet. Nachfolgend ist das Vorgehen beschrieben und ein Pseudo-Code für die Implementierung gegeben.

Im ersten Schritt werden alle Regler-Parameter genullt. Anschließend wird der P-Anteil in konstanten Schritten erhöht und nach jeder Erhöhung eine Sprungantwort simuliert. Dies wird so lange wiederholt, bis in der Systemantwort eine Schwingung mit konstanter Frequenz und Amplitude detektiert wird. Nach der ersten Detektion wechselt das Verfahren von dem Modus mit konstanter Schrittweite zu einem Modus mit variabler Schrittweite. Dieser zweite Modus ist dem SAR-Verfahren nachempfunden. Es wird in jedem Schritt eine Sprungantwort simuliert und auf eine konstante Schwingung überprüft. Zusätzlich wird die Schrittweite des P-Anteils in jedem Schritt halbiert. Die Richtung des Schrittes wird basierend auf der Detektion der Schwingung definiert. Wird eine Schwingung erkannt, wird der P-Anteil anschließend reduziert. Wenn nicht, folgt eine Erhöhung des P-Anteils.

Algorithmus: Ziegler & Nichols inklusive SAR**Eingang:** $system(K_p, K_I, K_D)$ inklusive eines PID-Reglers**Ausgang:** Regler Parameter K_p, K_I, K_D basierend auf der kritischen Verstärkung $K_p, K_I, K_D = 0$

Schwingung = 0

schritt = 5

while (Schwingung == 0) $K_p = K_p + schritt$ Systemantwort = Sprungantwort(System($K_p, 0, 0$))**If** SchwingungErkennen(Systemantwort)

Schwingung = 1

end**end****while** (schritt >= 0.05)Systemantwort = Sprungantwort(System($K_p, 0, 0$)) $schritt = \frac{schritt}{2}$ **If** SchwingungErkennen(Systemantwort) $K_p = K_p - schritt$ **else** $K_p = K_p + schritt$ **end****end** $K_{p,krit} = K_p$ $T_{OSC} = Schwingperiode(Systemantwort)$ $K_p, K_I, K_D = ParameterBerechnen(K_w, T_{OSC}, Reglertyp)$

So nähert sich der P-Anteil mit immer kleineren Schritten dem kritischen Verstärkungsfaktor an. Als Abbruchkriterium wird eine minimale Schrittweite vorgegeben. Diese wird zu 1 % der initialen Schrittgröße definiert. Folglich sind mehr Simulationen notwendig, wenn eine kleinere initiale Schrittgröße definiert wird. Das Verfahren definiert die initiale Schrittweite als 1 % des maximalen Drehmomentes, welches von der anwendenden Person vorgegeben wird. Dieses Verhältnis muss durch die anwendende Person nur im Sonderfall verändert werden. Ein Beispiel für einen solchen ist ein sehr rechenaufwendiges Simulationsmodell, bei dem es lohnenswert ist möglichst wenig Simulationen durchzuführen.

Ein beispielhafter Verlauf des P-Anteils über die Iterationen des Verfahrens ist in Abbildung 6.7 zu dargestellt. Es ist zu erkennen, wie bis zur fünften Iteration der P-Anteil mit konstanter Schrittweite erhöht wird und in dieser erstmalig eine konstante

Schwingung detektiert wird. Das Verfahren wechselt anschließend in den an den SAR angelegten Modus. Anschließend wird die Schrittgröße im P-Anteil mit jeder Iteration halbiert bis eine minimale Schrittgröße unterschritten wird.

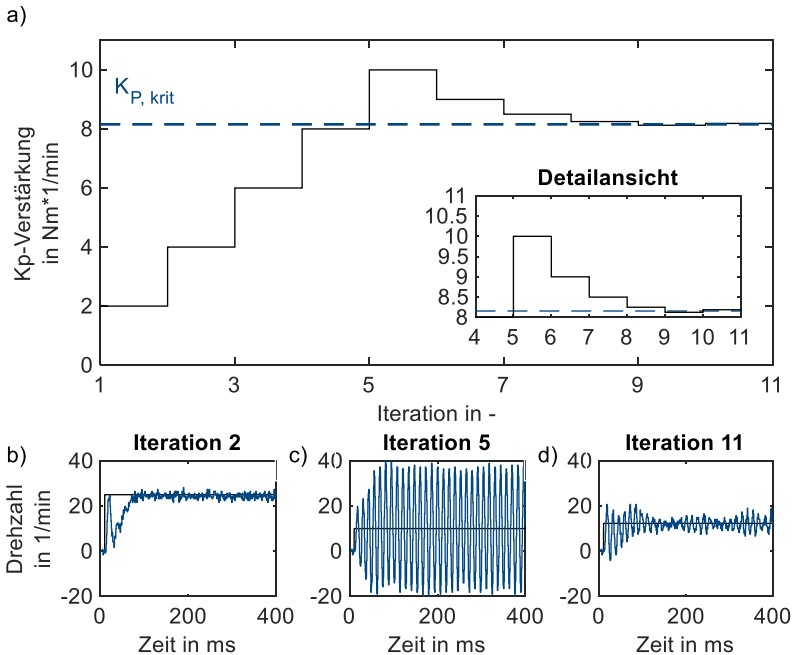


Abbildung 6.7: Verlauf des P-Anteils bei der Ermittlung der kritischen Verstärkung in a). Sprungantwort aus Iteration 2 in b), Iteration 5 in c) und Iteration 11 in d).

In der Detailansicht der Abbildung ist zu erkennen, wie der P-Anteil mit immer kleineren Schritten an den kritischen Wert angenähert wird. Beim Überschreiten des kritischen Wertes folgt im nächsten Schritt eine Verringerung des P-Anteils. Beim Unterschreiten folgt hingegen eine Erhöhung. In Abbildung 6.7 b) bis Abbildung 6.7 d) sind Sprungantworten beispielhafter Iterationen dargestellt. In Abbildung 6.7 b) ist noch keine Schwingung des Systems erkennbar. Abbildung 6.7 c) zeigt hingegen eine sehr extreme Schwingung um den Sollwert. Die Amplitude der Schwingung steigt stetig weiter an. Das System ist somit überkritisch. Abbildung 6.7 d) zeigt eine Schwingung mit nahezu konstanter Amplitude.

Durch die initiale Annäherung an die kritische Verstärkung mit konstanter Schrittweite wird die Anzahl an notwendigen Iterationen reduziert. Eine direkte Verwendung der SAR-Methode würde noch weniger Simulationen benötigen. Um dies umzusetzen, wird jedoch eine Obergrenze für den P-Anteil benötigt. Diese kann in dem vorliegenden Problem nicht definiert werden.

Nachdem die kritische Verstärkung ermittelt ist, können aus der zuletzt simulierten Sprungantwort die Periodendauer (T_{OSC}) und Amplitude bestimmt werden. Aus den beiden Größen werden nach der Vorgabe von Ziegler und Nichols die Regler-Parameter (K_x) berechnet (siehe Kapitel 2.4.1). Basierend auf diesen wird der gesamte Parameterraum über ein Vielfaches der ermittelten Regler-Parameter definiert. Für jeden Verstärkungsfaktor K_x wird eine abgeschlossene Menge \mathbf{K}_x definiert. Wie Formel 6.1 entnommen werden kann, wird für die Obergrenze der Faktor 2,5 und für die Untergrenze der Faktor 0,01 verwendet. Die Wahl der Faktoren erfolgte empirisch. In Einzelfällen kann es notwendig sein, diese neu festzulegen. Diese Fälle sind dadurch gekennzeichnet, dass während der Optimierung eine der Parametergrenzen angestrebt wird. Dies ist ein Zeichen dafür, dass der Optimierungsalgorithmus durch den Parameterraum und nicht durch das Systemverhalten eingeschränkt wurde.

$$\mathbf{K}_x = [0.01 \dots 2,5] \times K_x \quad 6.1$$

6.3.5 Systemcharakterisierung

Basierend auf dem Parameterraum wird eine Charakterisierung des Regelkreises durchgeführt. Diese wird benötigt, um die Kennwerte aus der Kostenfunktion zu normieren. Eine Normierung wäre prinzipiell auch mit den Parametern aus dem Verfahren von Ziegler und Nichols möglich, würde jedoch nur bedingt die Eigenschaften des Systems abbilden. Durch die Überschätzung der P- und I-Anteile kann es, wie zuvor beschrieben, zu starken Schwingungen im System kommen. Dieses Systemverhalten als Referenz zu nutzen, würde der anwendenden Person ein falsches Systemverhalten aufzeigen und den Optimierungsalgorithmus in einem ungeeigneten Bereich starten. Um dennoch eine Referenz berechnen zu können, wird eine initiale Optimierung mit dem ITSE-Kriterium als Optimierungskriterium durchgeführt. Dieses wurde, wie in Kapitel 2.4.3 aufgezeigt, bereits oft verwendet und stellt einen etablierten Standard dar. Da die Simulation und damit verbunden die Datenerfassung im diskreten Zeitbereich durchgeführt werden, muss die Berechnung des ITSE-Kriteriums in eine diskrete Form überführt werden. Das Integral wird durch eine endliche Summe ersetzt und das Differenzial dt in den

diskreten Zeitschritt Δt überführt. Formel 6.2 zeigt die entsprechende Berechnungsvorschrift.

$$Q_{ITSE} = \sum_{i=0}^{i=\text{samples}} (\omega_{\text{target},i} - \omega_{\text{system},i})^2 \cdot t_i \cdot \Delta t \quad 6.2$$

Das ITSE-Kriterium wird genutzt, da unter Einbeziehen der Zeit ein schnelles Einschwingen des Regelkreises auf den Zielwert angestrebt wird. Wenn ein Parametersatz zu langen Schwingperioden oder vielen Schwingungen führt, werden zeitlich spät liegende Abweichungen mit höheren Kosten belastet und der Optimierungsalgorithmus ist dazu angehalten, eine andere Lösung zu finden.

Ergebnis der Systemcharakterisierung ist ein initialer Parametersatz und ein bekanntes Systemverhalten. Da bereits eine Optimierung mit dem etablierten Kriterium durchgeführt wurde, kann die anwendende Person entscheiden, ob diese initiale Optimierung bereits ausreichend für die Anwendungszwecke ist. Es wird jedoch empfohlen, mindestens einen weiteren Optimierungsschritt mit einem von der anwendenden Person definierten Ziel durchzuführen.

6.3.6 Zyklischer Durchlauf

Für den zyklischen Durchlauf muss ein anwendungsspezifisches Optimierungsziel definiert werden. Dies geschieht über die Parametrierung der erarbeiteten Kostenfunktion aus Kapitel 5. Die anwendende Person wählt ein Hauptkriterium in Form eines zu optimierenden Kennwerts (Überschwingen, Einschwingzeit, ...) und eine angestrebte prozentuale Verbesserung zu diesem. Anschließend wird die Optimierung mit dem gleichen Algorithmus wie bei der Systemcharakterisierung durchgeführt. Da das Ergebnis der Optimierung mit hoher Wahrscheinlichkeit auf der Pareto-Front liegt, ist davon auszugehen, dass im Vergleich zur Charakterisierung mindestens ein Nebenkriterium verschlechtert wird. Es ist ebenfalls möglich, dass das definierte Ziel nicht erreicht werden kann. Nach der Optimierung muss die anwendende Person entscheiden, ob ein weiterer Durchlauf gestartet wird. Die anwendende Person kann entweder ein neues Hauptkriterium definieren, um zum Beispiel einer vorherigen Verschlechterung eines der Nebenkriterien entgegenzuwirken, oder dieses gleich halten und einen weiteren Optimierungszyklus durchführen.

Bei der Optimierung wird das Hauptkriterium verbessert und die Nebenkriterien bedingt durch die Pareto-Front verschlechtert. Diese Verschlechterung begrenzt den Optimierungsalgorithmus im Lösungsraum. Es wird ein Kompromiss zwischen

der Verbesserung des Hauptkriteriums und der Verschlechterung der Nebenkriterien gebildet. Bei einem erneuten Durchlauf eines Optimierungszyklus werden die Referenz und damit verbunden die Nebenkriterien erneut normiert. Folglich werden die Teilkosten der Nebenkriterien zu eins zurückgesetzt und der Optimierungsalgorithmus kann diese wieder verschlechtern, um eine Verbesserung des Hauptkriteriums zu erreichen.

6.3.7 Abbruchkriterien

Dieses iterative Durchlaufen wird so lange wiederholt, bis die anwendende Person mit dem Systemverhalten zufrieden ist oder ein Abbruchkriterium erreicht wurde. Ein Abbruchkriterium ist zum Beispiel, wenn das Ziel der Optimierung nicht erreicht werden konnte. Ein Indikator für einen solchen Fall sind die erreichten Gesamtkosten am Ende der Optimierung. Durch die neue Kostenfunktion bedeutet ein Wert über eins, dass das definierte Optimierungsziel nicht erreicht werden kann. Als weiteres Kriterium sollte der zeitliche Verlauf der Gesamtkosten beobachtet werden, wenn diese sich über eine lange Zeit nicht verbessern, sollte die Optimierung ebenfalls beendet werden.

6.3.8 Parameterexport und Verifizierung

Anschließend können die Regler-Parameter exportiert und an die gemischt physisch-virtuelle Validierungskonfiguration übertragen werden. An dieser sollten die Regler-Parameter durch einen realen Versuch verifiziert werden. Falls eine zu hohe Abweichung auftritt, muss die Modellbildung überprüft werden. Die Ergebnisse der ersten Optimierung sollten daher frühzeitig getestet werden, um mögliche Modellbildungsfehler zu erkennen.

6.4 Leitfaden zur Parametrierung der Kostenfunktion

Die relative Definition des Optimierungsziels innerhalb des zyklischen Durchlaufs ist direkt an ein physisches Systemverhalten gebunden und damit für viele Anwendende verständlicher als eine Definition der einzelnen Gewichte in Form von absoluten Zahlenwerten. Die Verbindung der Kriterien und dem gewünschten Systemverhalten ist dennoch nicht trivial und muss den Anwendenden zugänglich gemacht werden. Die Bereitstellung erfolgt in Form eines Leitfadens welcher nachfolgend beschrieben ist.

Ausgehend von dem Anwendungsziel der Validierungskonfiguration muss entschieden werden, ob das Validierungsziel eher einen Führungsgrößen- oder einen Störgrößen-Regler benötigt. Es vor allem ausschlaggebend, ob der entsprechende Motor als verhältnismäßig passives Element genutzt wird oder ob dieser gezielt die Zustände der gesamten Validierungskonfiguration einregeln soll. Als eine relativ passive Anwendung ist z.B. eine gezielt träge Drehzahlregelung zum Einstellen einer mittleren Drehzahl zu sehen. Bei einer eher dominanten beziehungsweise aktiven Nutzung – zum Beispiel in Form von vorgegebenen Drehzahlprofilen – wird von einem Führungsgrößen-Regler ausgegangen. Bei einer passiven Nutzung – zum Beispiel die Darstellung eines Restsystems in Form einer großen Trägheit mit nahezu konstanter Drehzahl – wird der Regler als Störgrößen-Regler betrachtet.

Im Falle eines Führungsgrößen-Reglers muss festgestellt werden, ob ein inverses Kinetik-Modell der Validierungskonfiguration erstellt werden kann. Ein solches Modell kann genutzt werden, um einen Großteil der geforderten Systemdynamik in Form einer Steuerung zu gewährleisten. Der Regler wird somit zu einem Störgrößen-Regler überführt, da dieser eine Abweichung zwischen dem inversen Modell und dem realen System ausregeln muss und die Führung vom inversen Modell übernommen wird. Als Optimierungskriterium wird in einem solchen Fall das Überschwingen gewählt, um ein gutes Einregeln des Sollwerts sicherzustellen. Wenn es nicht möglich ist, ein inverses Kinetik Modell aufzubauen, muss die gewünschte Dynamik des Systems vollständig vom Regler abgebildet werden. Um ein Optimierungskriterium festzulegen, muss daher eine Charakterisierung der geplanten Manöver erfolgen. Sollen statische Manöver abgebildet werden, wird wiederum das Überschwingen als Optimierungskriterium definiert. Im Falle dynamischer Manöver muss die anwendende Person entscheiden, ob der Fokus auf einem schnellen Erreichen des Zielwerts oder auf dem Unterdrücken des Überschwingens liegt. Als Richtwert für die Differenzierung zwischen dynamischen und statischen Manövern kann das maximal benötigte Moment herangezogen werden. Wird im Laufe des Manövers z.B. 90 % des maximal verfügbaren Drehmomentes des Motors abgerufen ist klar von einem dynamischen Manöver auszugehen. Weiterhin sollte der Gradient des geforderten Drehmomentes betrachtet werden. Liegt dieser nahe an den Grenzen des Elektromotors beziehungsweise der Leistungselektronik ist von einem dynamischen Manöver auszugehen. Eine grobe Abschätzung des notwendigen Drehmomentes beziehungsweise dessen Gradienten ist über die gesamte Massenträgheit der Validierungskonfiguration und den Gradienten des geforderten Drehzahlprofils möglich. Nach dem Durchlaufen einer Optimierung sollte mithilfe des Simulationsmodells zusätzlich das gewünschte Drehzahlprofil simuliert werden und anschließend das Motordrehmoment überprüft werden. Falls ein Überschwingen

beispielsweise Systemschäden verursachen kann, wird das Überschwingen als Optimierungskriterium gewählt. Sollen hingegen sehr hohe Dynamiken abgebildet werden und das System kann ohne Schäden zu verursachen schwingen, wird die Anstiegszeit als Optimierungskriterium gewählt.

Ausgehend vom Betrieb als Störgrößen-Regler muss im ersten Schritt die Art der Störgrößen analysiert werden. Im Falle stoßartiger Belastungen muss entschieden werden, wie das System auf eine solche reagieren soll. Prinzipiell kann ein Sprung in der Störgröße analog zu einem Sprung im Sollwert betrachtet werden. Daher muss entschieden werden, ob eine geringe Einschwingzeit oder ein sanftes beziehungsweise langsames Angleichen an den Sollwert gewünscht ist. Bei einer schnellen Rückkehr wird die Einschwingzeit als Optimierungskriterium gewählt. Dies kann zu deutlichem Überschwingen im System führen. Bei einem eher trägen Verhalten wird als Optimierungskriterium das Überschwingen gewählt. Bei langsam ansteigenden Störgrößen mit verhältnismäßig wenigen dynamischen Anteilen muss entschieden werden, ob ein Überschwingen des Systems kritisch ist. Falls dies so ist, wird das Überschwingen als Optimierungskriterium gewählt. Falls nicht, wird das ITSE-Kriterium als Optimierungskriterium gewählt. Der Leitfaden ist zur besseren Übersichtlichkeit in den beiden nachfolgenden Abbildung 6.8 und Abbildung 6.9 auf Seite 108 und 109 als Flussdiagramm dargestellt.

6.5 Anwendungsgrenzen des Verfahrens

Bisher wurde gezeigt wie die Gesamtmethode aufgebaut ist und wie eine anwendende Person bei der Nutzung der Methode unterstützt werden kann. Es fehlt jedoch noch die Betrachtung der Anwendungsgrenzen, da die erarbeitete Methode nicht zwangsläufig für jede Validierungsumgebung geeignet ist. Die Grenzen lassen sich hierbei in zwei Gruppen unterteilen die nachfolgend kurz diskutiert werden sollen. Die aufgezeigten Grenzen sind nicht als vollständige Liste zu verstehen, sondern sollen vielmehr dafür sensibilisieren welche Effekte einen Einfluss haben können und wann gegebenenfalls die Nutzung der Methode überdacht werden muss.

6.5.1 Anwendungsgrenzen durch mechanische Effekte

Basierend auf dem vorgestellten Moellbildungsverfahren ergeben sich Restriktionen die einen Einfluss auf das Optimierungsergebnis haben können. Hierzu zählen beispielsweise mehrdimensionale Effekte die einen Rückwirkung auf Massenträgheiten haben. Ein simples Beispiel sind Biegeschwingungen von Wellen. Durch die Ausbeulung der Welle kommt es zu einer Änderung der

Massenträgheit und zu Vibrationen im System. Sind diese groß genug ausgeprägt kann ein Einfluss auf das Verhalten des Drehzahlreglers entstehen. Dieser Effekt kann durch das Optimierungsverfahren nicht beeinflusst oder kompensiert werden. Werden die entsprechenden Effekte durch eine Anpassung der Modellbildung abgebildet ist es wahrscheinlich, dass das Optimierungsverfahren eine Lösung findet. Jedoch werden die Schwingungen im späteren Betrieb weiterhin auftreten. Sind die Schwingungen groß genug ausgeprägt, werden diese von dem Optimierungsverfahren als instabiler Betriebspunkt interpretiert und damit die Reglerparameter als ungültige Lösung verworfen und es kann folglich dazu kommen, dass das Verfahren keine gültige Lösung findet. Um diesem Effekt entgegenzuwirken müssen die Grenzen des Optimierungsverfahrens abgeschwächt werden. Dies kann jedoch dazu führen, dass instabile Reglerparameter ausgegeben werden. Eine allgemein gültige Lösung ist in einem solchen Fall nicht vorauszudenken und muss entsprechen im Einzelfall bewertet und angepasst werden.

Weiterhin muss vor Anwendung der Methode geprüft werden ob der später geforderte Betriebspunkt erreicht werden kann. Sollte beispielsweise das Drehmoment des Motors nicht ausreichen, um den Betriebspunkt zu erreichen, kann keine sinnvolle Lösung durch das Optimierungsverfahren gefunden werden. Während der Optimierung kann die Höhe des Drehzahlsprunges so ausgelegt werden, dass es zu keiner Überhöhung beziehungsweise Sättigung des Drehmoments kommt. Hierfür wird die folgende Formel 6.3 herangezogen. Der angenommene Wert für K_p sollte hinreichend groß gewählt werden, um sicherzustellen dass es zu keiner Sättigung kommt.

$$\Delta\omega_{\text{Sprung}} = \frac{M_{\text{maxMotor}}}{2 K_p} \quad 6.3$$

Dies sorgt aber nur dafür, dass während der Optimierung keine zu hohen Drehmomente gefordert werden und lässt keine direkten Rückschlüsse auf den späteren Anwendungsfall zu. Die Abschätzung ob eine Validierungsumgebung für einen Anwendungsfall geeignet ist, liegt somit in der Verantwortung der anwendenden Person und sollte zwingend im Vorfeld erfolgen.

Die Optimierung von veränderlichen Systemen ist ebenfalls nicht vollständig implementiert. Sollte ein System signifikante Änderungen durch zum Beispiel Temperaturen durchlaufen muss dafür Sorge getragen werden, dass die Optimierung mit Parametern durchgeführt wird, die dem späteren Betriebspunkt entsprechen. Sind die Unterschiede der Eigenschaften im Betrieb so gravierend, dass ein Satz von Reglerparametern nicht für alle Zustände genutzt werden kann,

muss ein alternatives Regelungskonzept erarbeitet werden. Hier bieten sich beispielsweise Reglerparameter an die abhängig von der Einflussgröße variiert werden. Dies kann zum Beispiel bei Temperaturen, Verschleiß aber auch starken Drehzahlabhängigkeiten durch beispielsweise viskose Reibung der Fall sein.

Neben den genannten Einschränkungen können weitere Grenzen auftreten, die nicht vorausgedacht werden können. Im Allgemeinen sind jedoch jegliche Art von physischen Effekten die einen Einfluss auf grundlegende Eigenschaften des Systems haben im Einzelfall zu bewerten und deren Auswirkung abzuschätzen.

6.5.2 Anwendungsgrenzen durch menschliche Interaktion und Modellbildung

Neben mechanische Effekte können auch die Fähigkeiten in der Modellbildung der anwendende Person zu Grenzen des Optimierungsverfahrens führen. Der Computer kann nicht eigenständig verifizieren ob eine Modellbildung korrekt durchgeführt wurde. Es liegt daher stets in der Verantwortung der anwendenden Person sicherzustellen das die Modellbildung korrekt bzw. hinreichend genau durchgeführt wurde. Sollten Zweifel oder unklare Situationen auftreten gilt es stets die Simulationsergebnisse mit realen Versuchen abzugleichen. Hierbei sollte sichergestellt werden das ein Abgleich unter sicheren Randbedingungen durchgeführt wird. Es kann z.B. ein Drehzahlsprung mit bekannten und stabilen Reglerparametern gemessen und mit einer entsprechenden Simulation verglichen werden. Nachfolgend sind einige Beispiele aufgelistet die ggf. gesondert betrachtet werden müssen. Es gilt jedoch stets das die anwendende Person abschätzen muss ob alle relevanten Eigenschaften des Systems abgebildet wurden.

- Bestehen Drehzahlabhängige Effekte im System die einen signifikanten Einfluss auf die Drehzahlregelung haben?
- Tritt während des späteren Betriebs eine signifikante Änderung des angebundenen mechanischen Teilsystems (beispielsweise zuschalten von Wellen, Wechseln von Übersetzungen, ...)? Falls ja, sollte eine Optimierung für jeden Zustand durchgeführt werden und später im Betrieb zwischen den Reglereinstellungen gewechselt werden.
- Gibt es innerhalb der Validierungsumgebung variable Lastmomente? Wenn ja, sollten diese in Form einer Vorsteuerung dem Regler zugeführt werden. So kann ggf. einer Drehzahländerung entgegengewirkt werden.
- Kommt es beim Betrieb der Validierungsumgebung ggf. zu Einlaufeffekten? Wenn ja, sollten die Reglereinstellungen regelmäßig geprüft und ggf. angepasst werden.

Weiterhin kann es auch zu menschlichen Fehlern bei der Modellbildung kommen. Daher sollte unbedingt darauf geachtet werden, dass eine geeignete Person die Modellbildung durchführt oder diese zumindest betreut (siehe Kapitel 6.3.1 auf Seite 92).

6.6 Diskussion

In diesem Kapitel wurde die zentrale Frage nach einem Optimierungsverfahren gestellt. Es wurden die Modellbildung und Kostenfunktion aus den vorherigen Kapiteln mit einem Optimierungsalgorithmus kombiniert und eine Gesamtmethode entwickelt. Zur besseren Anwendbarkeit wurde ein Leitfaden erstellt, der Handlungsempfehlungen für einen Großteil der typischen Anwendungsfälle von PID-Reglern im Kontext von rotatorischen Validierungsumgebungen bereitstellt.

Eine detaillierte Betrachtung der Optimierungsalgorithmen und der Kostenfunktion hat gezeigt, dass das PSO-Verfahren am besten geeignet ist, um das vorliegende Optimierungsproblem zu lösen. Während im Stand der Forschung bereits die Berechnungsdauer untersucht wurde, konnte die Betrachtung der Wiederholbarkeit die bessere Eignung des PSO-Verfahrens weiter bestätigen. Folglich kann die zentrale Forschungsfrage 3 als beantwortet angesehen werden.

Durch die vorgestellten Erweiterungen zur Ermittlung des Parameterraumes konnte Teilforschungsfrage 3.1 beantwortet werden. Die Eingrenzung des Parameterraumes kann die notwendige Berechnungsdauer verringert werden. Dies birgt die Gefahr in ein lokales Minimum zu geraten. Da der Parameterraum weiterhin sehr groß gewählt ist, ist die Gefahr für eine solche Situation als gering einzuordnen. Das als Grundlage verwendete Verfahren von Ziegler und Nichols ermittelt die Stabilitätsgrenze eines Regelkreises und legt basierend auf dieser die Reglerparameter fest. Der Parameterraum wird mithilfe dieser ermittelten Parameter definiert. Hierbei ist die Obergrenze der Parameter so gewählt, dass Reglerparameter möglich sind, die höher als die ermittelte Stabilitätsgrenze liegen. Bedingt durch die Anzahl der Partikeln, die für das PSO-Verfahren verwendet werden, sollte der Parameterraum nicht zu groß gewählt werden. In jeder Iteration des Optimierungsalgorithmus können nur so viele Punkte wie Partikeln getestet werden. Wenn der Parameterraum größer gewählt wird, steigt folglich die Ungenauigkeit der Abtastung und es wird wahrscheinlicher, dass ein potentiell Minimum nicht gefunden wird. Sollte während eines Optimierungsprozesses allerdings beobachtet werden, dass das PSO-Verfahren bei einem der Parameter eine Grenze des Parameterraumes anstrebt, ist es empfehlenswert diese Grenze neu zu definieren.

Durch das vorgestellte Verfahren zur Charakterisierung des Systems kann die Systemunabhängigkeit der Kostenfunktion sichergestellt werden und die Teilforschungsfrage 3.2 gilt somit als beantwortet. Die Charakterisierung nutzt etablierte Kriterien aus dem Stand der Forschung und kann als eine eigenständige untergeordnete Optimierung angesehen werden. Dies führt zu einer Erhöhung der benötigten Berechnungsdauer. Da die Systemunabhängigkeit und intuitive Parametrierung der Kostenfunktion einen grundlegenden Aspekt der vorgestellten Methode darstellen, wird der erhöhte Berechnungsaufwand als akzeptabel bewertet. Im Vergleich zur Berechnung einer kompletten Pareto-Front spielt der erhöhte Berechnungsaufwand eine untergeordnete Rolle.

Während die Arbeiten aus dem Stand der Forschung in den meisten Fällen Übertragungsfunktionen nutzen, um das System abzubilden, wurde in Kapitel 0 eine physikalische Modellbildung festgelegt. Dies hat zur Folge, dass eine einzelne Simulation eine deutlich höhere Berechnungsdauer aufweist. Bereits das simple Berechnungsbeispiel bestehend aus dem Motor und einer Drehmasse hat zu Berechnungsdauern von 0,5 - 0,6 s pro Simulation geführt. Im Stand der Forschung wurden durch die Verwendung von Übertragungsfunktionen hingegen Berechnungsdauern von ca. 0,06 s aufgezeigt (Cespedes et al., 2016, S. 6). Folglich ist die neue Methode bedingt durch die Modellbildungsart um eine Größenordnung langsamer. Wird diese Eigenschaft mit dem mehrfachen Durchlaufen der Zyklen kombiniert, ergibt sich, bei 3 - 4 Durchläufen, eine 30 - bis 40 -mal höhere Berechnungsdauer. Bei komplexeren Modellen ist eine weitere Erhöhung zu erwarten. Insgesamt ist mit der genutzten Hardware eine Gesamtdauer für die Optimierung von wenigen Stunden zu erwarten. Bei den im Stand der Forschung vorgestellten Verfahren ist hingegen eine Gesamtdauer von wenigen Minuten zu erwarten. Die Modellbildungsart ist jedoch ein zentraler Aspekt der Methode, um der entwickelnden Person der Validierungskonfiguration die Erstellung eines Modells zu ermöglichen.

Die Abbildung von Sensorrauschen, welches durch eine Übertragungsfunktion nicht möglich ist, stellt ebenfalls einen wichtigen Aspekt für die Optimierung der Regler-Parameter dar. Während im Stand der Forschung Systeme optimiert werden, die von einem Rauschen im Stellwert wenig beeinflusst sind, ist dies bei rotatorischen Validierungskonfigurationen ein nicht vernachlässigbarer Aspekt. Bedingt durch teilweise sehr steife Aufbauten, besitzt der physische Aufbau wenig Dämpfung und ein verrauschtes Drehmoment kann sich ungehindert im System ausbreiten. Dies kann zu Instabilitäten führen, die unter allen Umständen zu vermeiden sind.

Durch den Leitfaden in Form des Flussdiagramms wird die Hemmschwelle zur Optimierung der PID-Regler weiter gesenkt. Der anwendenden Person wird eine

Grundlage zur Verfügung gestellt, die für viele Anwendungsfälle und Validierungskonfigurationen genutzt werden kann. Es lassen sich allerdings nicht alle Eventualitäten oder Besonderheiten von noch unbekanntem Systemen abbilden. Wird beispielsweise ein System mit sehr hoher Drehmasse optimiert, wird die Dynamik des Regelkreises vorrangig durch das Trägheitsmoment dieser Masse beschränkt und nicht durch den Regelkreis. Eine allgemeine Größe kann für eine solche Situation nicht angegeben werden. Als eine überschlägige Berechnung kann äquivalent zum Leitfaden das notwendige Drehmoment und dessen Gradient berechnet werden. In einem solchen Fall kann nicht vorausgesehen werden, welches Optimierungskriterium gewählt werden sollte. Ein weiteres Beispiel für einen nicht abbildbaren Extremfall ist der Betrieb der Validierungskonfiguration nahe einer Eigenfrequenz. Je nach Ausprägung und Anzahl der Drehmassen und Federn verhalten sich die Systeme unterschiedlich und es kann nicht allgemeingültig abgeschätzt werden, welches Optimierungsziel zum besten Ergebnis führt. Auch die Entscheidung im Einzelnen, welche Systemeigenschaften am relevantesten ist, hängt von der Auffassung der anwendenden Person ab. Solche Einflüsse können nicht vorab bewertet und eingeordnet werden. Im Zweifelsfall ist daher eine Optimierung nach der Systemcharakterisierung zu beenden und mit den erhaltenen Daten sollte das Systemverhalten am gemischt physisch-virtuellen System beobachtet werden. Nach einem Abgleich des Systemverhaltens mit den Anforderungen der anwendenden Person ist gegebenenfalls eine weitere Optimierung durchzuführen. Dieser Abgleich sollte vor allem auf kritischen Eigenschaften basieren. Ist beispielsweise ein Überschwingen des Systems kritisch, sollte dies am gemischt physisch-virtuellen System überprüft werden.

Im Vergleich zum Stand der Forschung ermöglicht die prozentuale Verschiebung der Kriterien ein intuitiveres Parametrieren der Kostenfunktion als die Definition von Absolutwerten oder Gewichtungsfaktoren. Folglich wird die Teilforschungsfrage 3.3 als beantwortet angesehen.

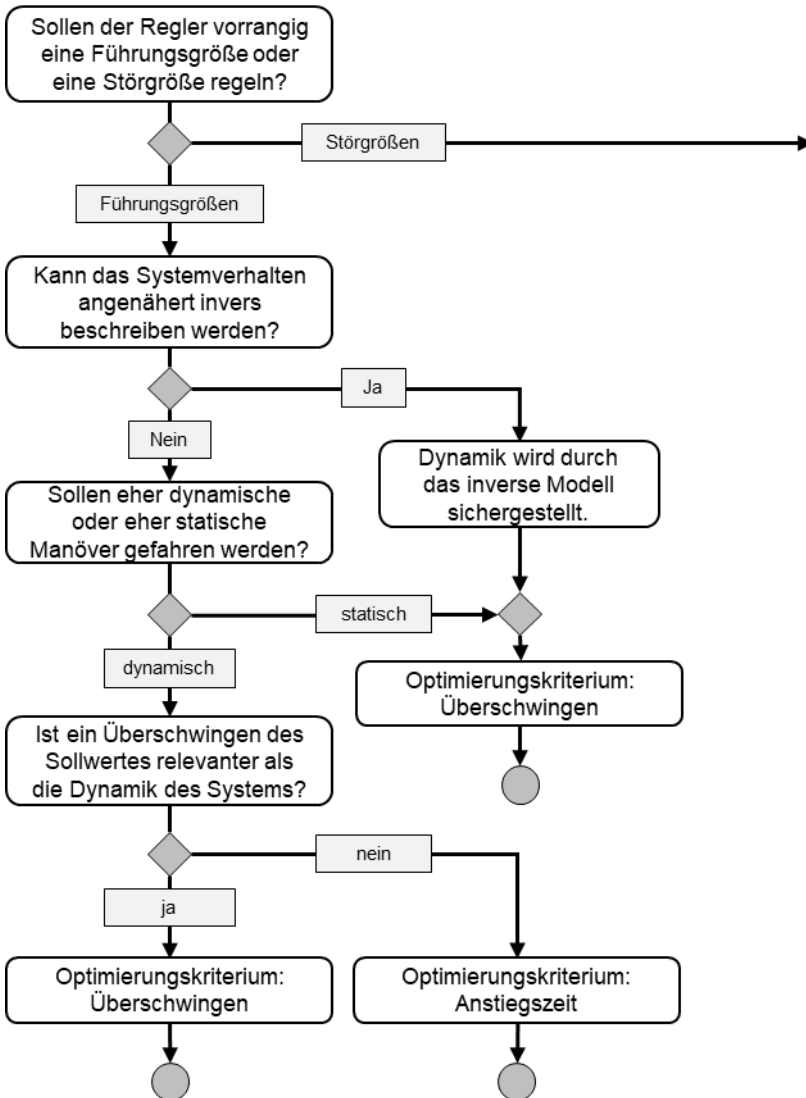


Abbildung 6.8: Leitfaden zur Auswahl eines Optimierungsziels in Form eines Flussdiagramms – Teil 1.

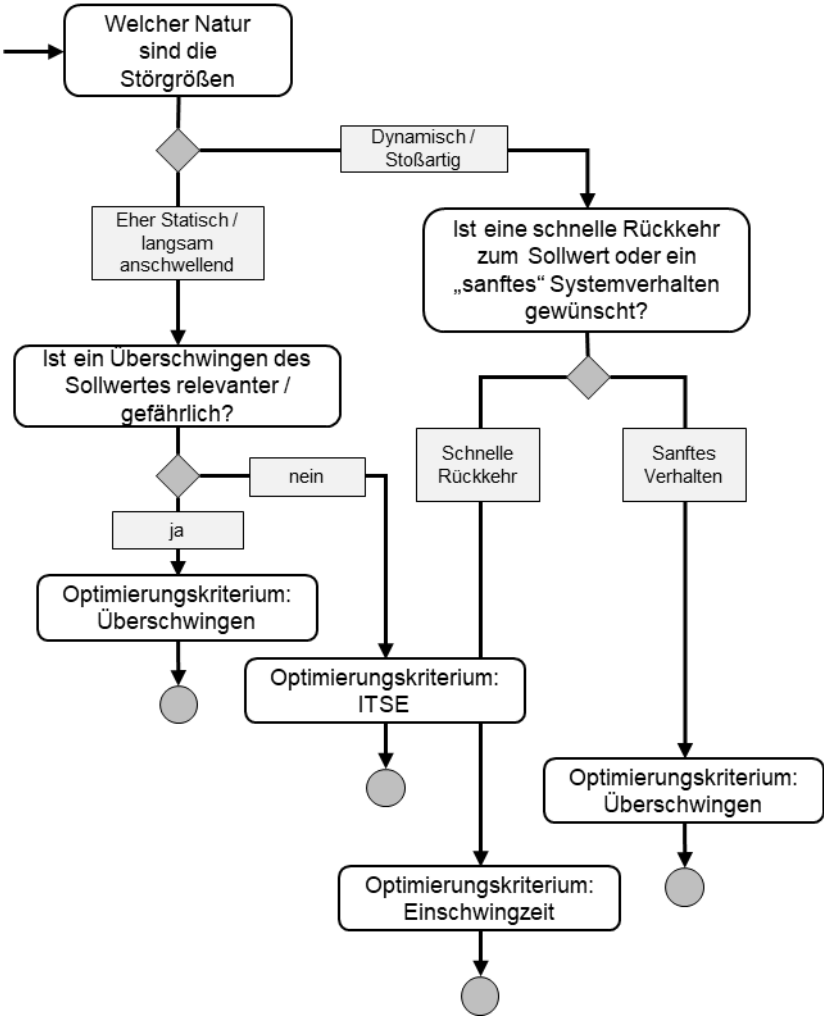


Abbildung 6.9: Leitfaden zur Auswahl eines Optimierungsziels in Form eines Flussdiagramms – Teil 2.

7 Anwendungsbeispiele

Nach der Entwicklung und theoretischen Betrachtung der Methode, wird in diesem Kapitel eine Verifikation mithilfe von mehreren gemischt physisch-virtuellen Validierungskonfigurationen durchgeführt. Die gezeigten Prüfstände sind Bestandteile eines ganzheitlich im Kontext der KaSPro aufgebauten Prüffelds und werden hauptsächlich für Untersuchungen im Rahmen des IPEK-XiL-Ansatzes genutzt. Ziel ist es zu zeigen, dass eine Optimierung zu den gewünschten Ergebnissen am realen System führt. Die vorgestellte Methode wurde hierbei durch den Autor dieser Arbeit selbst angewandt. Als Anwendungsbeispiele werden drei Validierungskonfigurationen genutzt.

7.1 Power Pack Prüfstand

Die Validierungskonfiguration besteht aus zwei unterschiedlichen Drehmassen, zwei Lagerungen, einer Torsionsfeder, zwei Drehzahl- und zwei Drehmomentsensoren. Abbildung 7.1 zeigt die Validierungskonfiguration mit den einzelnen, nummerierten Elementen. In Anhang A1 ist eine Tabelle mit den Beschreibungen der Elemente inklusive der entsprechenden Hersteller gegeben.

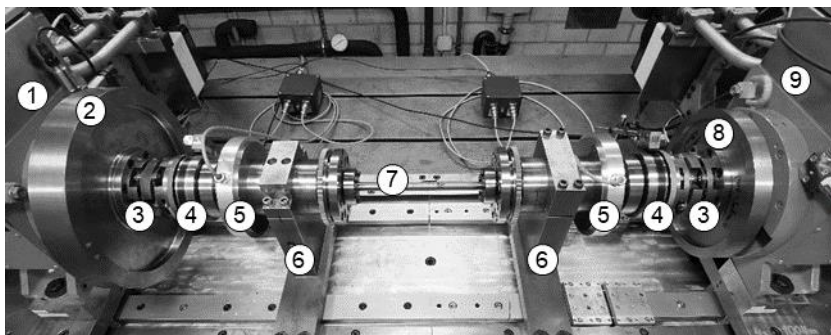


Abbildung 7.1: Mehrmassenschwinger mit nummerierten Teilsystemen als beispielhafte Validierungskonfiguration am Power Pack Prüfstand des IPEK.

Zur Regelung der Prüfstandsmotoren wird ein Linux-basiertes Echtzeitsystem genutzt. Das Echtzeitsystem arbeitet mit einer Taktrate von 4 kHz. Um die Daten

aus der Optimierung übertragen zu können, wird diese ebenfalls mit 4 kHz durchgeführt. Die Datenerfassung erfolgt mit dem Steuerungs- und Regelungssystem ADwin Pro II der Firma Jäger Messtechnik. Eine detaillierte Darstellung der Architektur des Prüfstands ist im Anhang gegeben.

Für die Optimierung werden die beiden Drehzahlregler der PMSM des Prüfstands getrennt betrachtet. Bei der Optimierung wird der jeweils andere PMSM als passive Drehmasse oder als Quelle für Störgrößen verwendet.

7.1.1 Modellbildung

Zunächst muss das Modell der Validierungskonfiguration erstellt werden. Hierfür wird analog zum Vorgehen aus dem Stand der Forschung ein diskretes Massen-Feder-System genutzt. Die einzelnen Komponenten aus Abbildung 7.1 werden in Drehmassen und Federsteifigkeiten überführt. Angreifende Drehmomente durch zum Beispiel den Motor oder Reibung werden als externe Drehmomente abgebildet. In Abbildung 7.2 ist das resultierende Modell dargestellt. In Tabelle 7.1 sind die einzelnen Drehmassen und Torsionssteifigkeiten, wenn bekannt, aufgelistet.

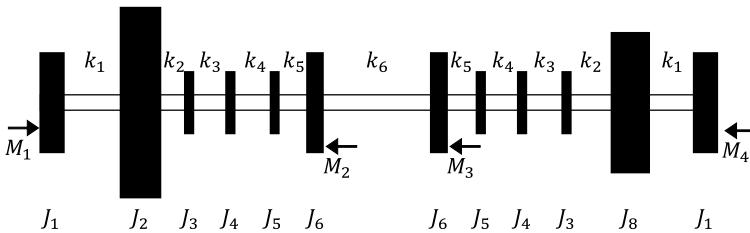


Abbildung 7.2: Diskretes parameterkontriertes Modell des Mehrmassenschwingers aus Abbildung 7.1.

Vor allem bei den Steifigkeiten zwischen den verschraubten mechanischen Elementen gibt es viele unbekannte Größen. Da die Modellierung der Validierungskonfiguration mit einer so hohen Anzahl an einzelnen Drehmassen nicht zielführend ist, wird das System reduziert. Bei bekannten Steifigkeiten kann das Verfahren nach Rivin und Di angewandt werden. Bei teilweise unbekanntem Größen ist es nicht möglich alle Eigenfrequenzen zu berechnen und so zu entscheiden, welche Reduktionsschritte erforderlich sind. Bei den unbekanntem Steifigkeiten handelt es sich um die Bauteilverbindungen zwischen den Drehmassen. Diese weisen im Vergleich zur Torsionsfeder eine um mehrere Größenordnungen höhere Torsionssteifigkeit auf.

Tabelle 7.1: Parameter zum diskreten Modell des Mehrmassenschwingers.

Massenträgheiten und Bezeichnungen	<i>kgm²</i>
J_1 - Massenträgheit PMSM	0,7776
J_2 - Massenträgheit Drehmasse 1	0,0370
J_3 - Massenträgheit Roba DS 64 + Adapter	0,0046
J_4 - Manner MF-1000	0,0074
J_5 - Massenträgheit HMC18	48,7 e-6
J_6 - Kombinierte Massenträgheit Lagerung	0,0119
J_7 - Massenträgheit Drehmasse 2	0,1114
Federsteifigkeiten und Bezeichnungen	<i>Nm / rad</i>
k_1 - Steifigkeit Rotor	unbekannt
k_2 - Steifigkeit Verschraubung Drehmasse – Roba DS 64	unbekannt
k_3 - Steifigkeit Verschraubung Roba DS 64 – Manner MF-1000	unbekannt
k_4 - Steifigkeit Verschraubung Manner MF-1000 – HMC18	unbekannt
k_5 - Steifigkeit Verschraubung HMC18 - Lagerung	unbekannt
k_6 - Steifigkeit Torsionswelle	3269

Da bei dem Reduktionsverfahren nach Rivin und Di stets die Systeme mit höchster Eigenfrequenz eliminiert werden und diese von der Steifigkeit abhängen, kann davon ausgegangen werden, dass die Freiheitsgrade der Bauteilverbindungen zuerst eliminiert werden. Daher werden diese als starre Verbindung angenommen und das Ergebnis der Reduktion ist ein Zweimassenschwinger, welcher in Abbildung 7.3 dargestellt ist. Es verbleibt die Torsionsfeder als Torsionssteifigkeit in dem System. Die Drehmassen J_1^* und J_2^* bilden die Summen aus den jeweilig rechts beziehungsweise links angeordneten Drehmassen. Die Drehmomente M_1^* und M_2^* bilden die Summe aller angreifenden Drehmomente ab.

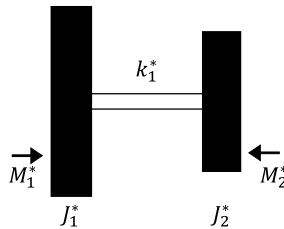


Abbildung 7.3: Reduziertes diskretes parameterkontriertes Modell des Mehrmassenschwingers aus Abbildung 7.1.

Mit dem reduzierten Modell kann das Simulationsmodell erstellt werden. Bedingt durch das verwendete Bibliothekskonzept werden einige Standardelemente zum Aufbau genutzt. Folglich beinhaltet das Simulationsmodell mehr Elemente als die beiden Drehmassen und die Torsionsfeder. Bei den Berechnungen werden die Drehmassen dieser automatisch von Simscape kombiniert. In Abbildung 7.4 ist das Simulationsmodell mit markierten Bibliothekskomponenten dargestellt.

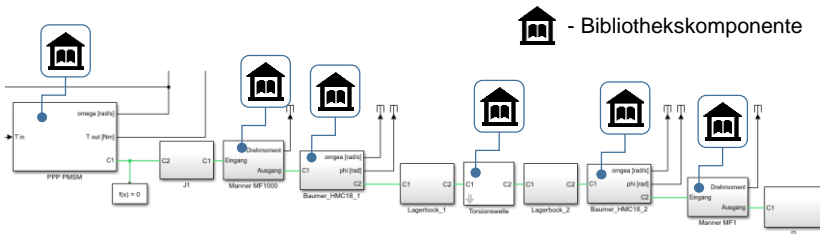


Abbildung 7.4: Simulationsmodell der Validierungskonfiguration mit verwendeten Bibliothekskomponenten.

7.1.2 Optimierung für Dyno 2

Zunächst erfolgt eine Optimierung des PID-Reglers für den in Abbildung 7.1 links dargestellten Prüfstandsmotor, im folgenden Dyno 2 genannt. Der Motor stellt in einem typischen Aufbau die Abtriebsseite dar.

Wie beschreiben, wird im initialen Schritt ein Parametersatz des Reglers mit dem in Kapitel 6.3.4 beschriebenen Verfahren ermittelt und anschließend aus den erhaltenen Verstärkungsfaktoren der Parameterraum definiert. Zum Vergleich ist in Abbildung 7.5 a) die zu den Verstärkungsfaktoren zugehörige Sprungantwort und in

Abbildung 7.5 b) das zugehörige Drehmoment dargestellt. Direkt zu Beginn des Sprungs steigt das Motordrehmoment auf den maximal möglichen Wert und es bildet sich ein Rechteckprofil aus. Dieses Verhalten hat zu Konsequenz, dass die Drehzahl weit über den Sollwert überschwingt. Bei einer Betrachtung des Drehmomentes ab ca. 106 ms ist ersichtlich, dass das gestellte Drehmoment deutliche Spitzen von mehreren Nm aufweist. Aus Tabelle 7.2 kann der I-Anteil des PID-Reglers entnommen werden. Dieser ist deutlich zu hoch und sorgt dafür, dass eine Sättigung im Drehmoment während des initialen Anstieges entsteht. Diese Sättigung äußert sich in dem Sägezahnprofil im Verlauf der Drehzahl und dem sehr deutlichen Überschwingen. Insgesamt zeigt das System ein inakzeptables Verhalten und folglich ist das Verfahren von Ziegler und Nichols für diesen Anwendungsfall ungeeignet.

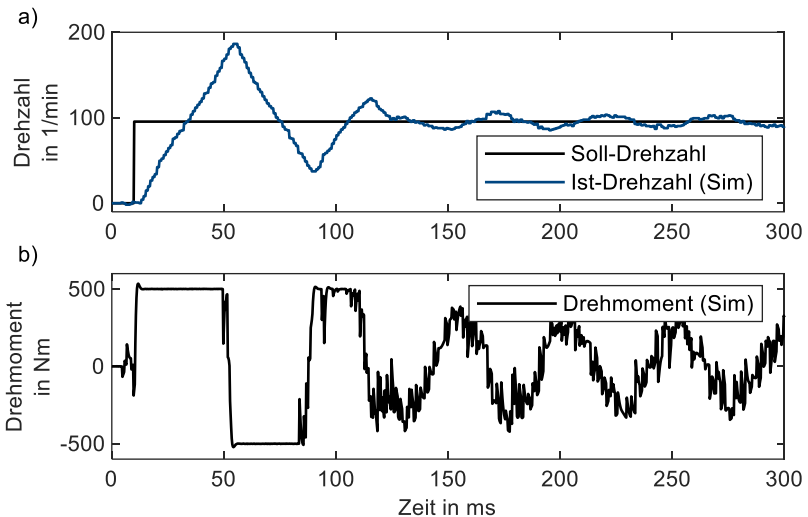


Abbildung 7.5: Simulierte Sprungantwort in a) und gestelltes Drehmoment in b) mit Regler-Parametern basierend auf dem Verfahren von Ziegler und Nichols.

Trotz des schlechten Verhaltens des Systems kann aus den ermittelten Regler-Parametern der gültige Parameterraum definiert werden. Basierend auf diesem wird das System durch die erste Optimierung mit dem ITSE-Kriterium charakterisiert. Die Sprungantwort in Abbildung 7.6 a) wurde mit den Regler-Parametern aus dieser Systemcharakterisierung ermittelt und lässt auf ein besseres Regelungsverhalten des Systems schließen. Abbildung 7.6 b) kann entnommen werden, dass es

weiterhin zu einem kurzzeitigen Sättigungsverhalten im Drehmoment des Motors kommt. Bedingt durch den gesunkenen I-Anteil fällt die Sättigung jedoch geringer aus. Somit ist das Überschwingen geringer ausgeprägt und das System kommt schneller zur Ruhe. Da das Drehmoment nach der Charakterisierung jedoch weiterhin deutliche Spitzen aufweist, wird dieses zunächst geglättet. Die Höhe der Spitzen führen voraussichtlich zu einem instabilen Systemverhalten. Folglich wird eine weitere Optimierung, im Folgenden als Optimierung 1 bezeichnet, mit dem Rauschen-Kriterium durchgeführt.

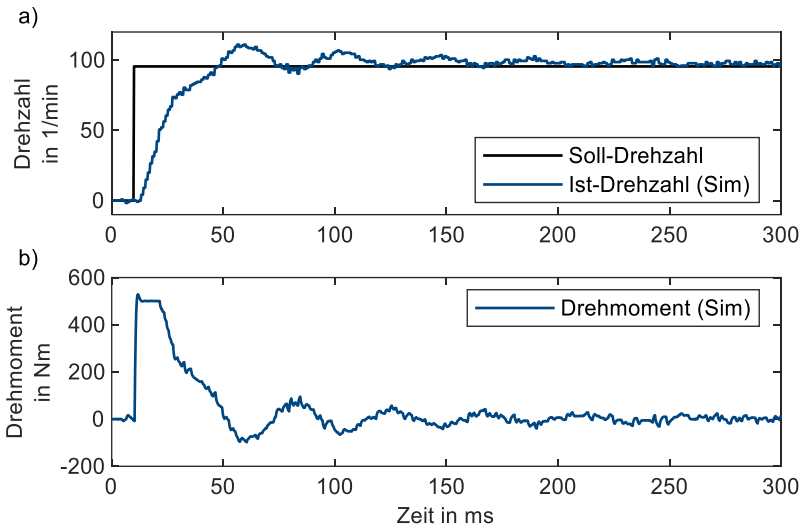


Abbildung 7.6: Simulierte Sprungantwort in a) und gestelltes Drehmoment in b) mit Regler-Parametern aus der Systemcharakterisierung.

Die simulierte Sprungantwort nach Optimierung 1 ist in Abbildung 7.7 a) zu sehen. Im Vergleich zur vorherigen Sprungantwort zeigt das System ein ähnliches Verhalten. Die Anstiegszeit hat sich geringfügig erhöht und das System benötigt länger, um sich nach dem Überschwingen dem Zielwert anzunähern. Die Ursache liegt in dem geringeren P-Anteil des Reglers. Diese Absenkung ist eine Folge des Rausch-Kriteriums als Optimierungsziel. Eine Betrachtung von Abbildung 7.7 b) zeigt, dass die Spitzen im Drehmoment im Vergleich zur vorherigen Optimierung geringer ausgeprägt sind. Die Zeitdauer des initialen Sättigungszustands wurde ebenfalls verkürzt.

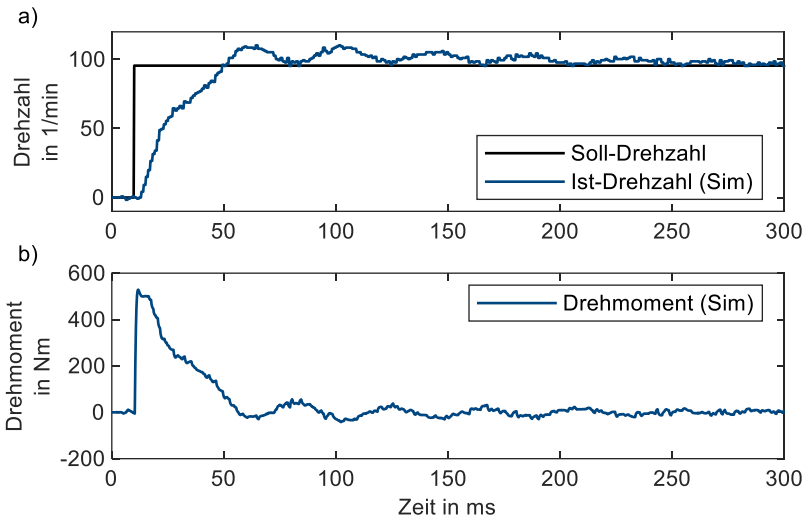


Abbildung 7.7: Simulierte Sprungantwort in a) und gestelltes Drehmoment in b) mit Regler-Parametern nach Optimierung 1 mit dem Optimierungsziel der Rauschverringering.

Nachdem Optimierung 1 mit einem allgemeingültigen Optimierungskriterium durchgeführt wurde, wird eine zweite auf das Anwendungsziel abgestimmte Optimierung, im Folgenden Optimierung 2 genannt, durchgeführt. Als Führungsgrößen-Regler soll die Dynamik des Regelkreises optimiert werden. Es soll möglichst schnell auf eine Änderung im Sollwert reagiert werden, ohne zu stark zu überschwingen. Da das Systemverhalten nur begrenzt durch ein inverses Modell beschrieben werden kann, ergibt sich aus dem vorgestellten Leitfaden als Optimierungskriterium die Anstiegszeit. Als Zielwert für Optimierung 2 wird daher eine zwanzigprozentige Verringerung der Anstiegszeit als Ziel definiert.

Die simulierte Sprungantwort mit den erhaltenen Regler-Parametern ist inklusive der vorherigen als Überlagerung in Abbildung 7.8 a) dargestellt. Diese stellt einen Zwischenschritt zwischen dem Verhalten der Systemcharakterisierung und Optimierung 1 dar. Die Anstiegszeit konnte wie gefordert verringert werden. Wie Tabelle 7.2 entnommen werden kann, wurde dies durch eine deutliche Erhöhung des P-Anteils erreicht. Bei einer Betrachtung des gestellten Drehmomentes in Abbildung 7.8 b) ist ersichtlich, dass diese Erhöhung mit einem Anstieg der Drehmomentspitzen einhergeht.

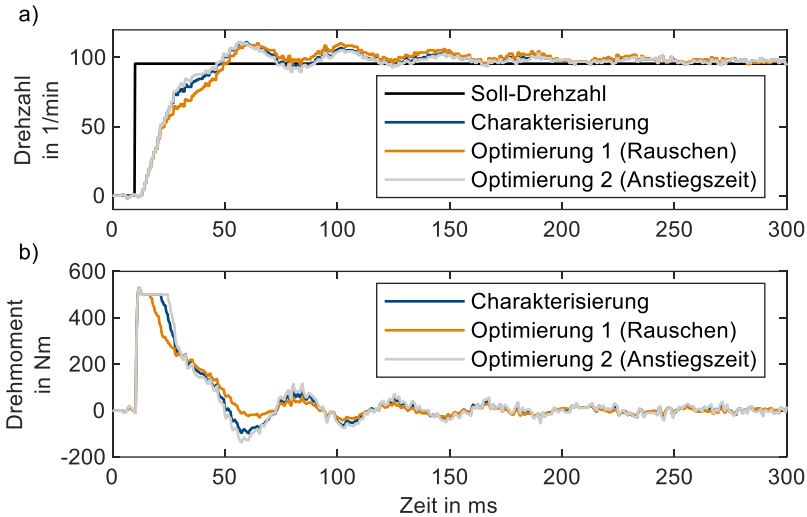


Abbildung 7.8: Simulierte Sprungantworten in a) und gestellte Drehmomente in b) mit Regler-Parametern aus den einzelnen Optimierungsstufen.

Tabelle 7.2: Regler-Parameter, Anstiegszeit und ITSE-Kriterium der Optimierungen für Dyno 2 des Power Pack Prüfstands.

Optimierung	K_P	K_I	K_D	I_{Zone}	t_r	Q_{ITSE}
Ziegler Nichols	26,109	4137,55	0,04119	200,00	16,2	0,1132
Charakterisierung	9,552	41,04	0,00041	499,84	25,9	0,0141
Optimierung 1 (Rauschen)	6,076	41,37	0,00042	785,78	31,1	0,0212
Optimierung 2 (Anstiegszeit)	11,928	41,37	0,00041	400,25	21,7	0,0124

Ein weiterer Optimierungszyklus mit dem Ziel einer erneuten Verringerung der Anstiegszeit würde diesen Effekt verstärken und wird nicht durchgeführt. Da die Drehmomentspitzen zu Vibrationen im System führen, muss im Einzelfall entschieden werden, welches Maß für den jeweiligen Anwendungsfall akzeptabel

ist. Somit ist die Systemoptimierung abgeschlossen und die Parameter werden an die gemischt physisch-virtuellen Validierungskonfiguration übertragen.

7.1.3 Verifizierung durch Versuche am realen System

Zur Verifizierung der Optimierungsergebnisse wird eine Sprungantwort mit den Regler-Parametern am realen System gemessen. Abbildung 7.9 a) zeigt eine Überlagerung aus der simulierten Sprungantwort in Blau und der gemessenen in Orange. Es ist zu erkennen, wie die reale Sprungantwort zu Beginn ein nahezu identisches Verhalten im Vergleich zur Simulation aufweist. Ab ca. 50 ms kommt es zu Abweichungen, die sich vorrangig in einer Phasenverschiebung zwischen den beiden Signalen äußert. Die abklingende Amplitude der Schwingungen bleibt weiterhin sehr ähnlich. Der Unterschied in der Phasenlage ist wahrscheinlich auf eine Abweichung der Torsionssteifigkeit zwischen dem physischen System und der in der Simulation hinterlegten zurückzuführen.

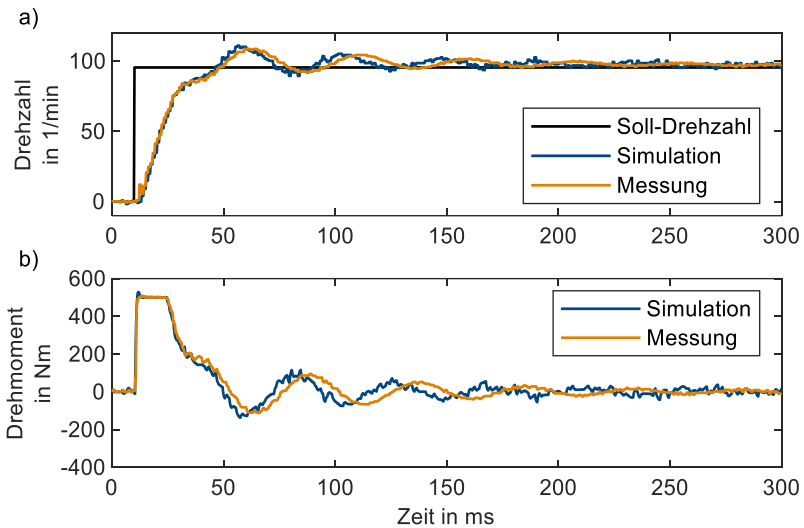


Abbildung 7.9: Gemessene und Simulierte Sprungantwort für Dyno 2 als Überlagerung in a) und Verläufe der Drehmomente in b). Gemessen mit den Regler-Parametern aus Optimierung 2.

Die überlagerten Verläufe der Drehmomente aus Abbildung 7.9 b) zeigen zu Beginn eine gute Übereinstimmung, beginnen jedoch die Drehzahl in der Phase

abzuweichen. Für die Bewertung der Modellgüte werden der initiale Anstieg, das erste Überschwingen und die Ausschwingzeit betrachtet. Während es initialen Anstiegs bis 50 ms liegt die Abweichung der Simulation und der Messung innerhalb der Auflösungsgenauigkeit des Drehzahlsensors.

Gleiches gilt für die Höhe des Überschwingens. Die Ausschwingzeit der Simulation stimmt mit 100,2 ms nahezu exakt mit der Messung mit 100,3 ms überein. Aufgrund dieser guten Übereinstimmungen wird das Modell in Bezug auf das betrachtete Systemverhalten als valide angesehen und die Ergebnisse der Optimierungen können auf das gemischt physisch-virtuelle System übertragen werden.

Nach der Inbetriebnahme der Validierungskonfiguration mit den ermittelten Regler-Parametern aus Optimierung 2 wurde aufgrund von hörbaren hochfrequenten Schwingungen während des Betriebes entschieden, die Regler-Parameter nicht zu verwenden. Durch die geplante Reduktion der Anstiegszeit weist der PID-Regler einen hohen P-Anteil auf, welcher zu Drehmomentspitzen und damit verbundenen Vibrationen im System führen. Der Regelkreis ist mit den ermittelten Werten weiterhin stabil. Da jedoch ein ruhiger Lauf erwünscht ist, wurden zum Vergleich die Regler-Parameter aus Optimierung 1 implementiert und verifiziert.

In der nachfolgenden Abbildung 7.10 a) ist, wie zuvor, eine Überlagerung aus den Sprungantworten der Simulation und der Messung dargestellt. Die Aussagen bezüglich des vorherigen Vergleichs lassen sich auf das geänderte System übertragen und die Simulation zeigt eine gute Übereinstimmung mit der Messung. Eine Betrachtung des Drehmomentes in Abbildung 7.10 b) zeigt ein deutlich geringeres Rauschen im Drehmoment, welches sich in einem ruhigeren Lauf des Motors äußert. Da der ruhige Lauf der kürzeren Anstiegszeit vorgezogen wird, werden alle nachfolgenden Testfälle mit den Regler-Parametern aus Optimierung 1 durchgeführt.

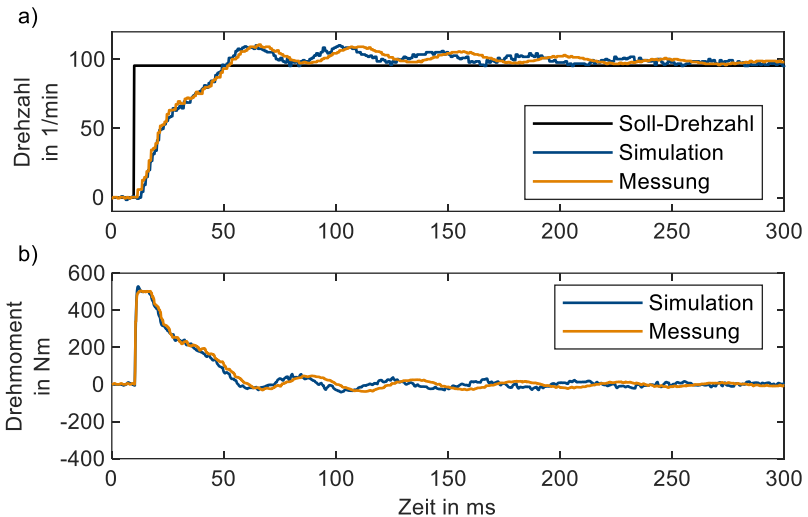


Abbildung 7.10: Gemessene und Simulierte Sprungantwort für Dyno 2 als Überlagerung in a) und Verläufe der Drehmomente in b). Ermittelt mit den Regler-Parametern aus Optimierung 1.

Drehzahlstufen

Um ein im Vergleich zu Sprungantworten realitätsnäheres Verhalten abzubilden, wurden fünf Drehzahlstufen mit verschiedenen Beschleunigungen gefahren und das Führungsverhalten des umrichterinternen Reglers mit dem des optimierten Reglers durch Messungen am realen System verglichen. Eine Überlagerung der Soll-Drehzahl in Schwarz, der Ist-Drehzahl basierend auf dem umrichterinternen Regler in Blau und der Ist-Drehzahl des optimierten Reglers in Orange ist in Abbildung 7.11 a) dargestellt. Es sind die fünf Beschleunigungs- und Verzögerungsphasen zu erkennen, bei denen die Beschleunigung mit jeder Stufe ansteigt und ein immer höheres Drehmoment benötigt, um die geforderte Beschleunigung zu erreichen. Folglich müssen die Regler möglichst schnell auf diese Änderung des Drehmoments reagieren. Es ist zu erkennen, dass beide Regler in der Lage sind dem Profil zu folgen. Der umrichterinterne Regler weist jedoch deutliche Schwingungen beim Erreichen der Bereiche mit konstanter Drehzahl auf.

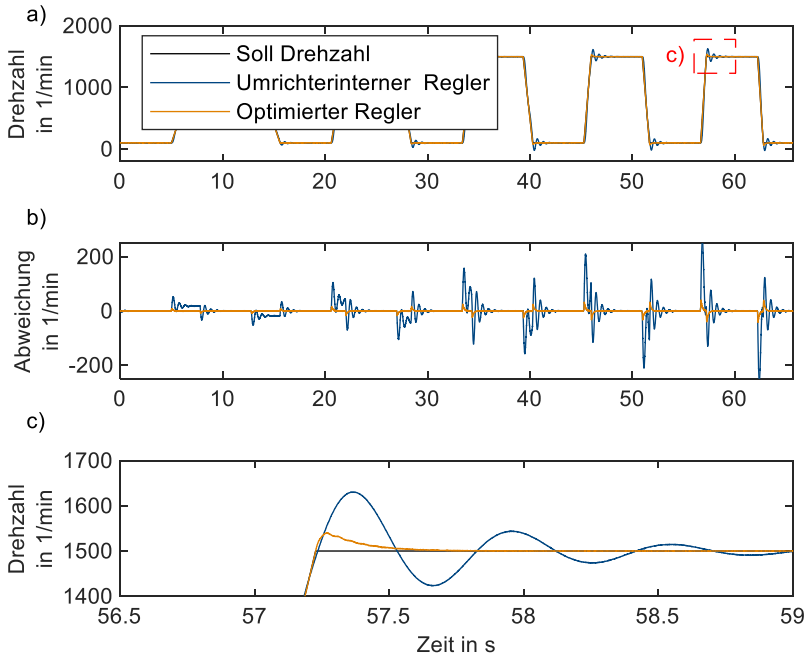


Abbildung 7.11: Überlagerung der Drehzahlverläufe des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist Drehzahlen in b), sowie die Detailansicht des in a) rot markierten Bereichs in c).

Die Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahl sind in Abbildung 7.11 b) dargestellt und es ist zu erkennen, wie die Abweichungen beider Regler bei steigenden Beschleunigungen zunehmen. In Abbildung 7.11 c) wird der in Abbildung 7.11 a) rot markierte Bereich vergrößert dargestellt. Der umrichterinterne Regler verursacht deutlich mehr Schwingspiele, bis die Drehzahl den Sollwert erstmalig erreicht ist. Der optimierte Regler zeigt hingegen nur ein einzelnes Überschwingen, gefolgt von einer Annäherung an den Sollwert. Das initiale Überschwingen ist um den Faktor drei geringer als das des umrichterinternen Reglers. Die Einschwingzeit des optimierten Reglers liegt bei 0,35 s. Dies entspricht einer Verbesserung um den Faktor 7 im Vergleich zu den 1,77 s des umrichterinternen Reglers. Zusammengefasst lässt sich sagen, dass der optimierte Regler ein deutlich besseres Führungsverhalten besitzt. Vor allem beim

Einschwingen auf einen konstanten Drehzahlbereich zeigt der optimierte Regler weniger Schwingungen und nähert sich schneller dem Sollwert an.

Schwingungen konstanter Frequenz und Amplitude

Neben den Drehzahlstufen werden Schwingungen mit konstanter Amplitude und steigender quasi-stationärer Frequenz untersucht. Um das Führungsverhalten zu untersuchen, wird eine Drehzahl von 500 1/min als Gleichanteil eingestellt und anschließend mit Schwingungen unterschiedlicher Frequenz überlagert. Die Amplitude wurde bei allen Frequenzen mit 10 1/min gleich gehalten. Die Betriebspunkte werden jeweils mit dem umrichterinternen und dem optimierten Regler angefahren.

In Abbildung 7.12 a) ist in Schwarz die Soll-Drehzahl, in Blau die Systemantwort des umrichterinternen Reglers und in Orange die des optimierten Reglers dargestellt. Die Zielfrequenz liegt bei 15 Hz. Es ist zu erkennen, wie der umrichterinterne Regler nahezu keine Reaktion auf die geforderte Drehzahlschwingungen zeigt. Der Regelkreis ist deutlich zu träge und stellt nur die mittlere Drehzahl von 500 1/min. Der optimierte Regler ist ebenfalls nicht in der Lage der Soll-Drehzahl zu folgen, stellt im Vergleich jedoch teilweise eine Amplitude. Es ist eine Phasenverschiebung von ca. 90° zwischen den Signalen zu erkennen. Die in Abbildung 7.12 b) dargestellte Drehzahlabweichung der beiden Regler zeigt, dass die Phasenverschiebung dafür sorgt, dass der optimierte Regler keine Verbesserung der maximalen Abweichung erreichen kann. Im Vergleich zum umrichterinternen Regler wird die Abweichung phasenverschoben. Daher kann nicht davon ausgegangen werden, dass der optimierte Regler zu einem besseren Systemverhalten führt.

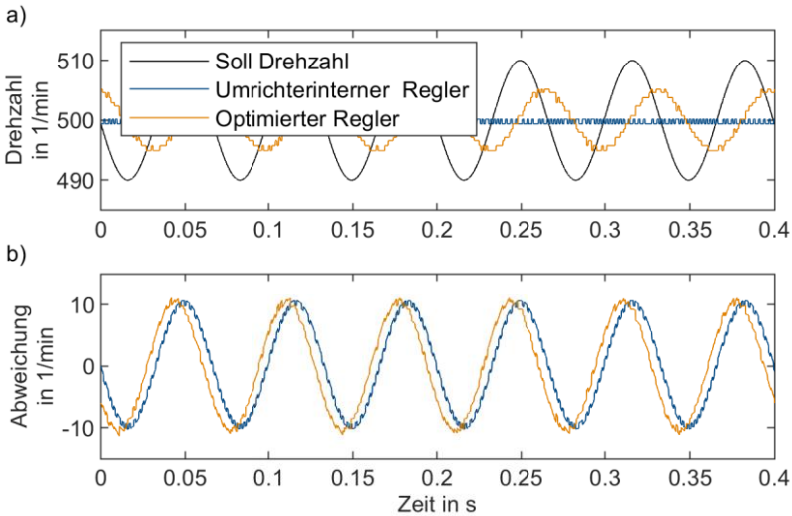


Abbildung 7.12: Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 15 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.

Bei Betrachtung der geringeren Frequenzen, zeigen beide Regler ein besseres Führungsverhalten. In Abbildung 7.13 a) ist in Schwarz die Soll-Drehzahl, in Blau die Systemantwort des umrichterinternen Reglers und in Orange die des optimierten Reglers gegeben. Die geforderte Frequenz liegt bei 5 Hz. Es ist zu erkennen, wie der umrichterinterne Regler in der Lage ist geringe Amplituden zu stellen. Allerdings zeigt sich eine Phasenverschiebung von annähernd 180°. Dieses Verhalten kann zu Systeminstabilitäten führen. Der optimierte Regler zeigt ein besseres Führungsverhalten. Die geforderte Amplitude wird erreicht und die Phasenverschiebung ist mit ca. 30° deutlich geringer ausgeprägt. Die geringere Verschiebung kann jedoch weiterhin zu einem instabilen Systemverhalten führen.

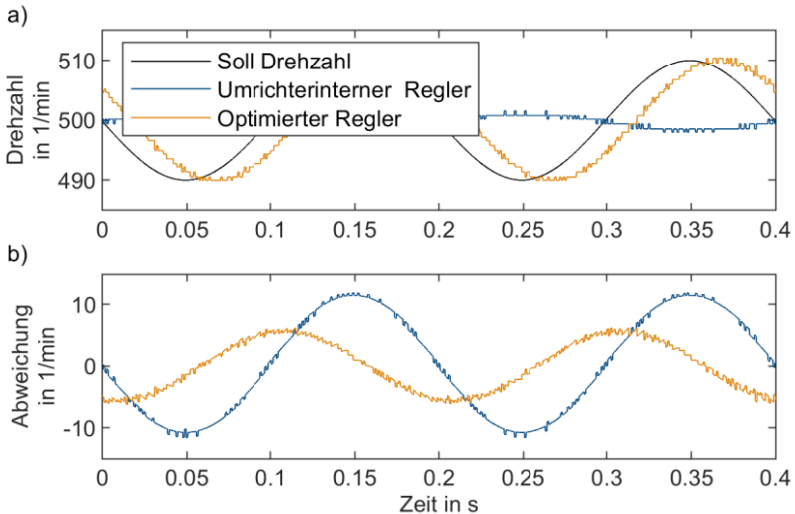


Abbildung 7.13: Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 5 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.

Wird Abbildung 7.13 b) betrachtet, ist zu erkennen, dass durch die Phasenverschiebung des umrichterinternen Reglers eine Drehzahlabweichung entsteht, die höher ist als die geforderte Amplitude. Dies liegt an der 180° verschobenen Schwingung der beiden Signale. Bei höheren Amplituden oder Systemen mit geringeren Drehmassen, kann dies zu einem Aufschwingen des Systems führen. Der optimierte Regler zeigt eine geringere Abweichung. Bedingt durch die Phasenverschiebung ist diese jedoch mit einer Abweichung von 60 % weiterhin relativ hoch, konnte jedoch um 50 % gegenüber dem umrichterinternen Regler verringert werden.

Der optimierte Regler zeigt ein besseres Führungsverhalten als der umrichterinterne Regler. Basierend auf der Phasenverschiebung zwischen den Signalen kann es dennoch zu Instabilitäten des Systems kommen. Durch die geringere Phasenverschiebung des optimierten Reglers ist die Wahrscheinlichkeit geringer als bei dem umrichterinternen Regler, eine Instabilität kann jedoch nicht ausgeschlossen werden. Die Phasenverschiebung hat ihre Ursache hauptsächlich in der Anstiegszeit des Regelkreises und der Totzeit der Signalübertragung. Wie zuvor gezeigt, kann diese für das System weiter verringert werden. Dies hat jedoch

zur Folge, dass die Spitzen im Drehmoment wieder ansteigen und ein unruhiges Systemverhalten entsteht. Ein Vergleich der Phasenverschiebung bei 15 und 5 Hz zeigt, dass die Verzögerungszeit mit 16-17 ms in beiden Fällen gleich ist. Die Verschiebung basiert somit auf einer konstanten Laufzeit der Signale. Bei steigender Frequenz nimmt somit der Winkel zwischen den Signalen zu. Basierend auf dieser Annahme kann ab einer Frequenz von ca. 50 - 60 Hz von einer gegenphasigen Schwingung des optimierten Reglers ausgegangen werden. Dies stellt im Vergleich zu den 5 Hz des Standardreglers eine deutliche Verbesserung dar.

Verhalten bei externen Störgrößen

Nachdem das Führungsverhalten des Reglers betrachtet wurde, wird das Verhalten bei Störgrößen untersucht. Dabei regelt der drehzahlgeregelte Motor eine konstante Drehzahl von 1500 1/min ein und anschließend wird durch den anderen Motor ein Sprung im Drehmoment erzeugt.

In der nachfolgenden Abbildung 7.14 a) ist die Drehzahlabweichung der beiden Regler während des Sprungs dargestellt. In Blau ist das Signal des umrichterinternen Reglers und in Orange das des optimierten Reglers dargestellt. In Abbildung 7.14 b) ist der Sprung im Drehmoment durch den zweiten Motor in Schwarz, das gestellte Drehmoment des umrichterinternen Reglers in Blau und das Drehmoment des optimierten Reglers in Orange dargestellt. Aus Gründen der Vergleichbarkeit ist die Störgröße positiv dargestellt. Da die Motoren gegeneinander drehen, besitzen die Drehmomente eigentlich unterschiedliche Vorzeichen. Bei der Betrachtung der Drehzahlabweichung ist ersichtlich, dass das Systemverhalten mit optimiertem Regler deutlich weniger Schwingungen als das Verhalten mit dem umrichterinternen Regler aufweist. Nach einem kurzen Ausreißen sorgt der optimierte Regler für eine schnelle Rückkehr zur Soll-Drehzahl. Der umrichterinterne Regler schwingt hingegen stark und kann das System nicht beruhigen. Bevor die Schwingung abgeklungen ist, wird die Störgröße wieder abgebaut und es wird eine neue Schwingung induziert. Ein Vergleich der gestellten Drehmomente erklärt dieses Verhalten. Während der optimierte Regler mit einer gewissen Verzögerung dem trapezförmigen Drehmoment der Störgröße folgt, zeigt der umrichterinterne Regler einen deutlich langsameren Anstieg und Schwingungen um die Störgröße. Diese Schwingungen im Drehmoment äußern sich in den Drehzahlabweichungen des Systems. Der Sprung auf ein negatives Drehmoment ab 4,8 s, welcher in Abbildung 7.14 b) zu erkennen ist, ist darauf zurückzuführen, dass ab diesem Zeitpunkt die mittlere Drehzahl von 1500 1/min wieder abgebaut wird.

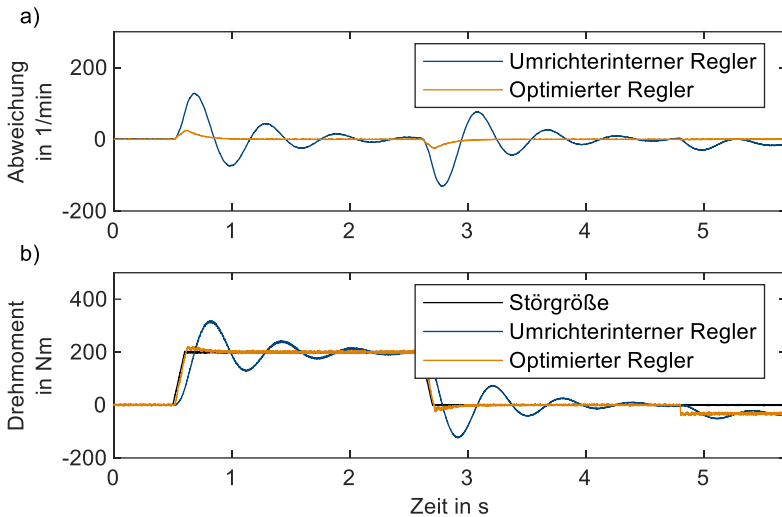


Abbildung 7.14: Drehzahlabweichung beim Auftreten einer Störgröße in a), gestellte Drehmomente und externe Störgröße in b).

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass der optimierte PID-Regler ein deutlich besseres Verhalten für das beschriebene System aufweist. Sowohl das Führungsverhalten als auch das Verhalten bei äußeren Störungen konnte verbessert werden.

Erweiterung des Regelkreises mit einem inversen Kinetik Modell

Um das Führungsverhalten weiter zu verbessern, wird der Regelkreis mit einem inversen Kinetik Modell erweitert. Wie zuvor erwähnt, ist eine inverse Abbildung des Systemverhaltens an der Validierungskonfiguration nur begrenzt möglich. Einerseits muss die Berechnungsdauer geringgehalten werden, um die Echtzeitfähigkeit des Modells zu gewährleisten und andererseits ist eine Zustandsschätzung des Systems ohne Einbeziehen weiterer Messgrößen nicht möglich. Folglich wird als Modell eine einzelne Trägheit mit Reibkräften implementiert. Basierend auf diesem kann das notwendige Drehmoment berechnet und als Sollwert für den Motor ausgegeben werden.

Das Reibmoment wird über einen coulomb'schen Reibanteil $M_{Coulomb}$ und einen viskosen (drehzahlabhängigen) Anteil $M_{viskos}(\omega)$ abgebildet. Aus der geforderten Beschleunigung $\dot{\omega}_{soll}$ und der Massenträgheit des Gesamtsystems J_{gesamt} kann das notwendige Drehmoment M_{soll} mit

$$M_{soll} = J_{gesamt} * \dot{\omega}_{soll} + M_{Coulomb} + M_{viskos}(\omega) \quad 7.1$$

berechnet werden. Die Regler-Struktur wurde mit diesem Term, entsprechend dem Stand der Forschung (siehe Kapitel 2.2.3, Abbildung 2.7), erweitert und anschließend werden die bereits vorgestellten Testfälle erneut durchgeführt.

Drehzahlstufen inklusive inversem Kinetik Modell

In Abbildung 7.15 a) ist die Abweichung zwischen Soll- und Ist-Drehzahl des optimierten Reglers ohne inverses Kinetik Modell in Blau und des optimierten Reglers mit inversem Kinetik Modell in Orange dargestellt. Es wurde das gleiche Drehzahlprofil wie zuvor gefahren. Es ist zu erkennen, wie die Abweichung und damit verbunden das Führungsverhalten ein weiteres Mal verbessert wird. Die maximale Abweichung wird von 41,6 1/min auf 9,4 1/min verringert. Wird Abbildung 7.15 b) betrachtet, ist zu erkennen, wie das inverse Kinetik Modell dafür sorgt, dass das Überschwingen deutlich reduziert wird und das System eine geringere Ausschwingzeit besitzt.

Prinzipiell wird durch das inverse Modell die Steuerung des Motors übernommen und der PID-Regler muss nur auf Abweichungen des inversen Kinetik Modells oder auf äußere Störungen reagieren. Dies verbessert das Führungsverhalten des Systems deutlich.

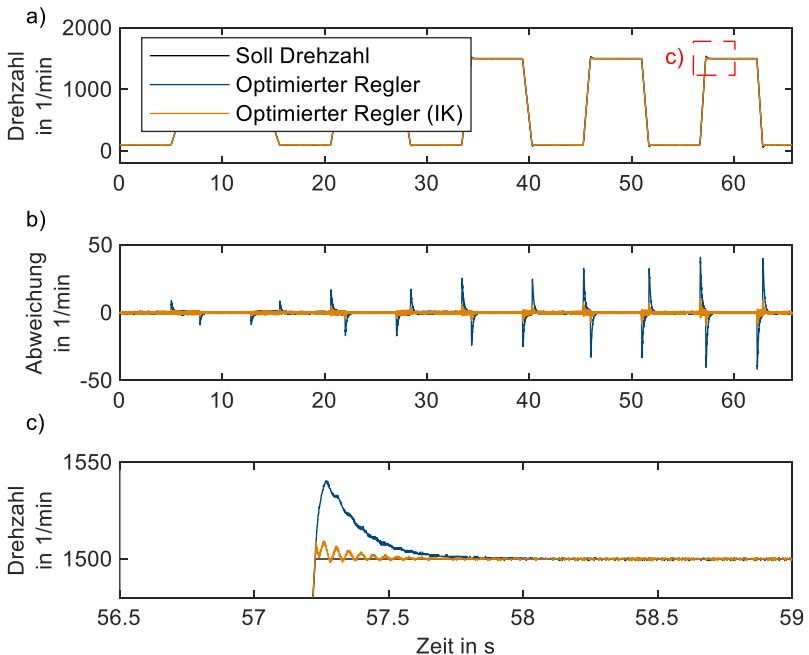


Abbildung 7.15: Überlagerung der Drehzahlverläufe der optimierten Regler mit und ohne inversem Kinetik Modell in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahlen in b), sowie die Detailansicht der letzten Beschleunigung in c).

Schwingungen konstanter Frequenz und Amplitude inklusive inversem Kinetik Modell

Das Führungsverhalten bei sinusförmigen Schwingungen kann durch die Erweiterung des Reglers ebenfalls verbessert werden. In Abbildung 7.16 a) sind die Soll-Drehzahl in Schwarz, die Ist-Drehzahl des optimierten Reglers ohne inversem Kinetik Modell in Blau und die des optimierten Reglers mit inversem Kinetik Modell in Orange dargestellt. Wie bei den vorherigen Untersuchungen wird eine Schwingung mit 15 Hz und einer Amplitude von 10 1/min bei einem Gleichanteil von 500 1/min als Soll-Drehzahl vorgegeben. Im Vergleich zeigt der Regler mit inversem Kinetik Modell ein deutlich besseres Verhalten. Der Regler in der Lage der Soll-Drehzahl nahezu exakt zu folgen und die Phasenverschiebung wird verbessert. In Abbildung 7.16 b) ist die Drehzahlabweichung der beiden Regler dargestellt. Es ist

zu erkennen, wie der Fehler durch die Implementierung des inversen Kinetik Modells ca. halbiert wird.

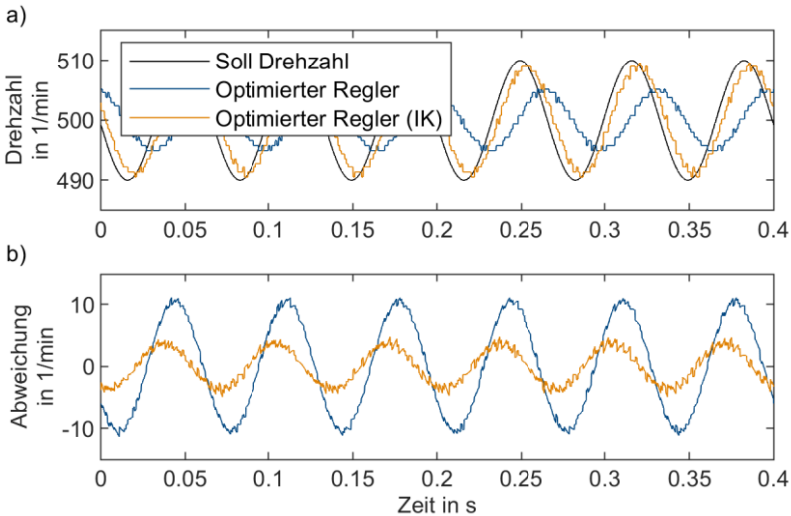


Abbildung 7.16: Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des optimierten Reglers und des optimierten Reglers mit inversem Kinetik Modell in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 15 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.

Eine Betrachtung von Abbildung 7.17 a) zeigt, dass der Regler mit inversem Kinetik Modell bei Schwingungen mit einer Frequenz von 5 in der Lage ist dem Sollwert nahezu vollständig zu folgen. Die Drehzahlabweichung, welche in Abbildung 7.17 b) dargestellt ist, liegt im geringen einstelligen Bereich. Im Vergleich zum optimierten Regler ohne inverses Modell stellt dies eine Verbesserung um den Faktor fünf dar.

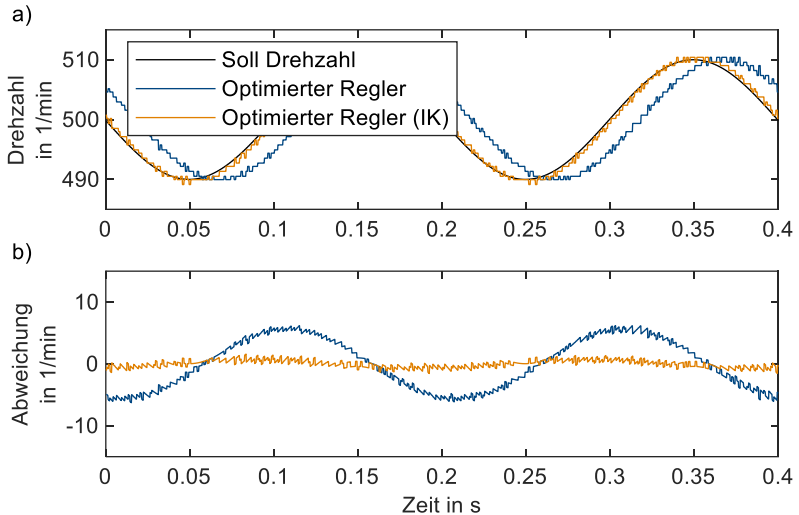


Abbildung 7.17: Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des optimierten Reglers und des optimierten Reglers mit inversem Kinetik Modell in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 5 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.

Verhalten bei externen Störgrößen inklusive inversem Kinetik Modell

Da das Verhalten gegen äußere Störung durch das inverse Kinetik Modell nicht verändert wird, werden die entsprechenden Untersuchungen nicht erneut durchgeführt.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Erweiterung des Reglers mit dem inversen Kinetik Modell eine weitere Verbesserung des Führungsverhaltes mit sich bringt. Obwohl das Modell sehr einfach gestaltet ist, konnte das Überschwingen und die Phasenverschiebung des Regelkreises weiter reduziert werden.

7.1.4 Optimierung für Dyno 1

Bei der Regelung von Dyno 1 ändert sich der physische Aufbau der Validierungskonfiguration nicht. Folglich bleibt auch die Modellbildung identisch und kann im vorherigen Kapitel zur Optimierung von Dyno 2 eingesehen werden. Als einzige Änderung wurde das Simulationsmodell so angepasst, dass eine Regelung

von Dyno 1 möglich ist und Dyno 2 entsprechend als passive Drehmasse implementiert wird.

Die initialen Optimierungsschritte sind äquivalent zur Optimierung für Dyno 2. Aufgrund der Erfahrung aus der vorherigen Optimierung bezüglich der hochfrequenten Schwingungen wird eine Optimierung mit dem Ziel der Minimierung des Rauschens durchgeführt. Die Regler-Parameter der drei Optimierungsschritte sind in Tabelle 7.3 angegeben. Es ist zu erkennen, wie der I-Anteil durch das Verfahren nach Ziegler und Nichols erneut deutlich höher eingestellt wird. Gleiches gilt für den D-Anteil. Die erhaltenen Parameter führen zu starken Schwingungen und Rauschen. Durch die Systemcharakterisierung werden alle Regler-Parameter verkleinert. Das Ziel der Minimierung des ITSE-Kriteriums wird mit einer Verringerung von 85 % erreicht. Die Anstiegszeit erhöht sich hingegen leicht. Das Ergebnis von Optimierung 1 zur Verringerung des Rauschens ist eine weitere Absenkung des P-Anteils. Diese bedingt eine Erhöhung der Anstiegszeit und des ITSE-Kriteriums. Da ein ruhiger Betrieb der Motoren jedoch erwünscht ist, werden die erhaltenen Regler-Parameter am realen System für die nachfolgenden Untersuchungen genutzt.

Tabelle 7.3: Regler-Parameter, Anstiegszeit und ITSE-Kriterium der Optimierungen für Dyno 1 des Power Pack Prüfstands

Optimierung	K_P	K_I	K_D	I_{zone}	t_r	Q_{ITSE}
Ziegler Nichols	5,109	800,42	0,04119	200,00	4,61 ms	0,2254
Charakterisierung	4,367	8,01	0,00008	1093,14	5,93 ms	0,0354
Optimierung 1 (Rauschen)	3,087	8,01	0,00008	1546,37	6,39 ms	0,0592

7.1.5 Verifizierung durch Versuche am realen System

Wie zuvor wird zur Verifikation der Simulationsergebnisse im ersten Schritt eine Sprungantwort am gemischt physisch-virtuellen System gemessen und mit den Ergebnissen aus der Simulation verglichen. Eine Überlagerung der Drehzahlen ist in Abbildung 7.18 a) dargestellt. Es ist eine gute Übereinstimmung zwischen der Simulation in Blau und der Messung in Orange zu erkennen. Der initiale Anstieg wird gut abgebildet. Lediglich das Absinken der Drehzahl bei 35 ms unterscheidet sich leicht. Dies liegt wahrscheinlich an einer Abweichung zwischen der in der Simulation angenommenen Torsionssteifigkeit und der des physischen Systems. Das finale Annähern an den Sprungwert zeigt eine gute Übereinstimmung.

Das Einknicken der Drehzahl nach dem ersten Anstieg ist auf die zwei Drehmassen und die Torsionsfeder zurückzuführen. Da die Drehmasse mit geringerem Trägheitsmoment an Dyno 1 angebunden ist, wird diese beim initialen Anstieg des Drehmomentes stark beschleunigt, während die Drehmasse mit hohem Trägheitsmoment noch stillsteht. Zur Veranschaulichung ist in Abbildung 7.18 a) die Drehzahl von Dyno 2 in Grau dargestellt. Es ist zu erkennen, dass es bei der initialen Beschleunigung zu einer deutlichen Verzögerung kommt. Hierdurch wird die dazwischenliegende Torsionsfeder verspannt und beginnt Drehmoment an die zweite Drehmasse zu übertragen und diese zu beschleunigen. Gleichzeitig verringert der PID-Regler bedingt durch den D-Anteil das gestellte Drehmoment. Nachfolgend kommt es zu einem Abfall der Drehzahl. Durch dieses Abbremsen beginnt der Regler erneut das Drehmoment anzuheben und die Drehzahl nähert sich wieder der Soll-Drehzahl an. Durch die nun vorherrschende Torsion der Welle wird das gestellte Drehmoment an beide Drehmassen übertragen und diese gemeinsam beschleunigt.

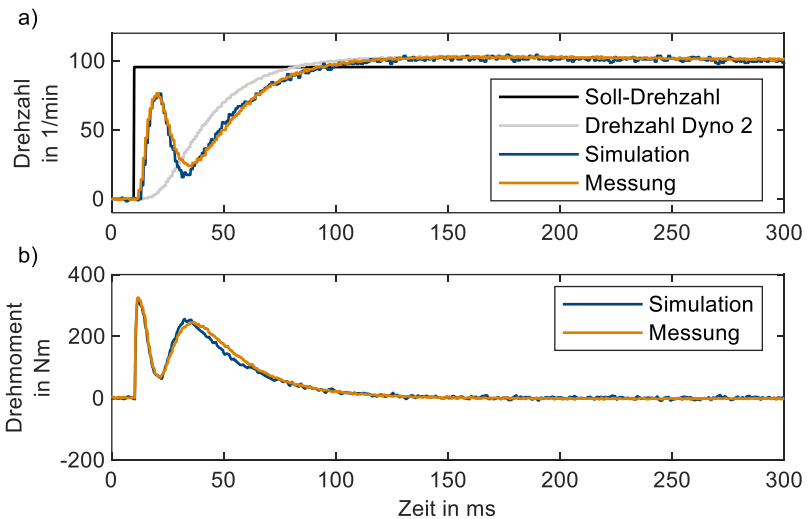


Abbildung 7.18: Gemessene und simulierte Sprungantwort für Dyno 1 als Überlagerung in a) und gestellte Drehmomente in b).

Durch diese Wechselwirkungen ist die Regelung des Systems komplexer als das vorherige Beispiel. Die Dynamik des Systems wird maßgeblich von der größeren Drehmasse bestimmt. Bei der Optimierung von Dyno 2 besteht eine direkte Anbindung der Drehmasse an den geregelten Motor und eine Drehzahländerung

vom zugehörigen Drehzahlsensor wird direkt erfasst. Aus Sicht des Reglers für Dyno 1 ist die Dynamik des Systems weiterhin durch die große Drehmasse bestimmt, allerdings ist kein Rückschluss auf die Drehzahl der großen Drehmasse möglich. Nachdem die Simulation und damit verbunden die Ergebnisse von Optimierung 1 verifiziert wurden, werden dieselben Untersuchungen wie für Dyno 2 durchgeführt. Es erfolgt eine Betrachtung des Führungsverhaltens ohne und anschließend mit inversem Kinetik Modell.

Drehzahlstufen

Es werden dieselben Drehzahlstufen wie bereits für Dyno 2 gefahren und vermessen. In Abbildung 7.19 a) ist die Drehzahlabweichung des umrichterinternen Reglers in Blau und des optimierten Reglers in Orange zu sehen.

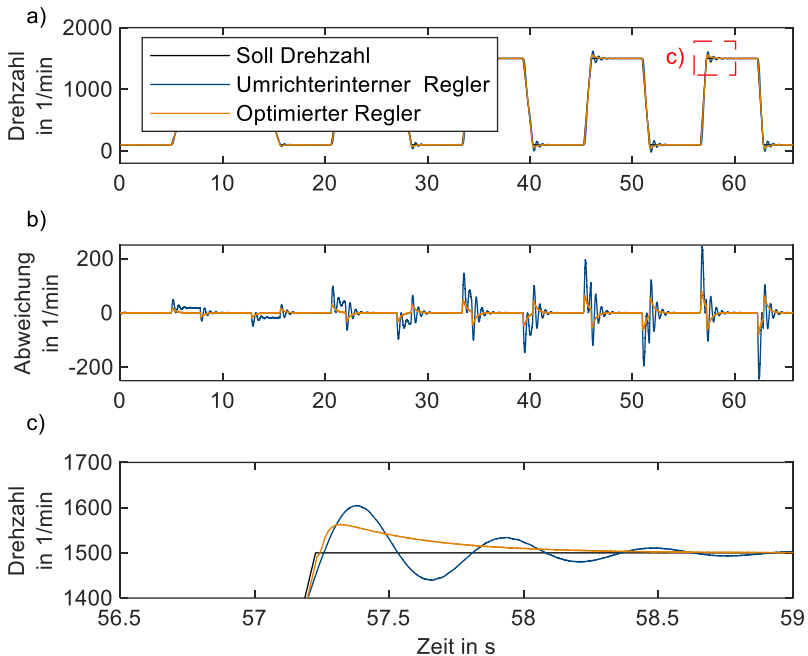


Abbildung 7.19: Überlagerung der Drehzahlverläufe des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahlen in b), sowie die Vergrößerung einer einzelnen Beschleunigung in c).

Wie zuvor ist eine Vergrößerung der letzten Drehzahlstufe in Abbildung 7.19 b) gegeben. Der Vergleich der Drehzahlabweichungen zeigt, dass der optimierte Regler dem Sollwert besser folgen kann. Allerdings fällt die Verbesserung im Vergleich zum vorherigen Anwendungsbeispiel geringer aus. In Abbildung 7.19 b) ist ersichtlich, dass das Überschwingen nahezu halbiert werden konnte. Die Schwingenspiele nach dem initialen Überschwingen können deutlich reduziert werden.

Schwingungen konstanter Frequenz und Amplitude

Analog zu den vorherigen Versuchen werden Schwingungen mit konstanter Frequenz und Amplitude untersucht. Allerdings zeigt das System bereits bei geringeren Frequenzen deutliche Abweichungen zwischen der Soll- und Ist-Drehzahl.

In Abbildung 7.20 a) sind der Sollwert in Schwarz, die Ist-Drehzahl des umrichterinternen Reglers in Blau und die Ist-Drehzahl des optimierten Reglers in Orange dargestellt. Wie zu erkennen ist, zeigt der optimierte Regler ein besseres Führungsverhalten als der umrichterinterne Regler.

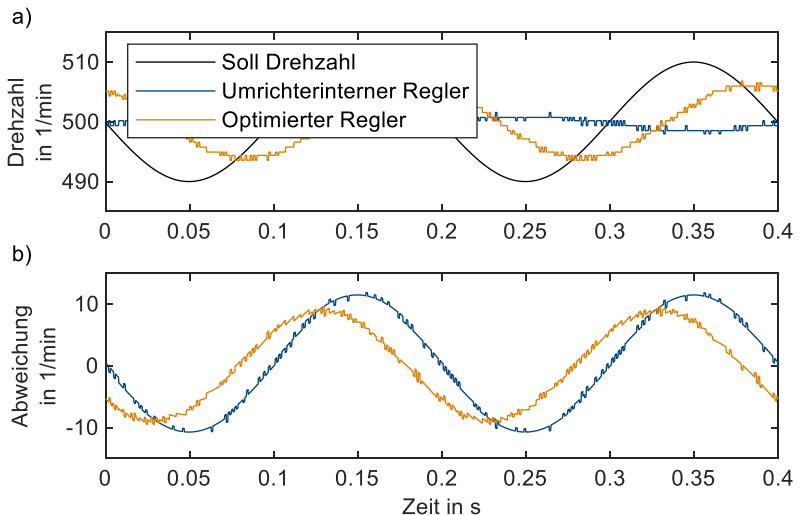


Abbildung 7.20: Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 5 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.

Allerdings kann die geforderte Amplitude nicht erreicht werden und es kommt bereits bei einer Frequenz von 5 Hz zu einer deutlichen Phasenverschiebung. Abbildung 7.20 b) zeigt die Drehzahlabweichung der beiden Regler, welche beide einen erheblichen Fehler aufweisen.

Bei der Betrachtung der Drehzahlen beider Motoren in Abbildung 7.21 a) ist zu erkennen, wie die Drehzahl von Dyno 1 in Orange um 180° phasenverschoben zur Drehzahl von Dyno 2 in Blau schwingt. Der Torsionswinkel in Abbildung 7.21 b) zeigt, dass ein Maximum erreicht wird, wenn die beiden Drehmassen dieselbe Drehzahl haben. Dies ist ein Indiz für eine Schwingung nahe der Eigenfrequenz des Systems.

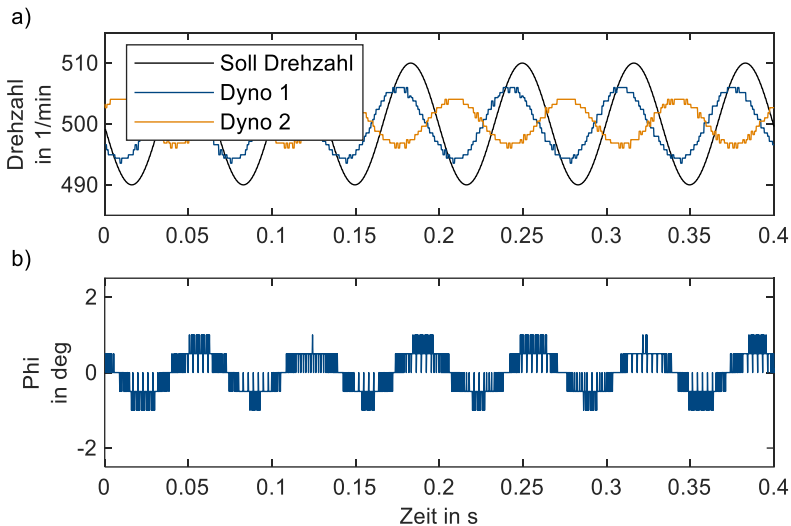


Abbildung 7.21: Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile beider Motoren mit optimierten Reglern in a) und Winkel der Torsionsfeder in b) bei einer Frequenz von 15 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.

Basierend auf dieser Vermutung werden weitere Untersuchungen bezüglich des Schwingungsverhaltens und der Eigenfrequenzen durchgeführt. Diese werden im nachfolgenden Kapitel 7.1.6 vorgestellt.

Verhalten bei externen Störgrößen

Beim Vergleich des Verhaltens auf Störgrößen ergibt sich ein ähnliches Bild wie bei der Optimierung von Dyno 2. Wie Abbildung 7.22 a) entnommen werden kann, zeigt

der optimierte Regler nach dem Auftreten einer Störgröße eine schnellere Rückkehr zum Sollwert mit weniger Schwingungen. Der initiale Ausschlag wurde im Vergleich zum umrichterinternen Regler um 51 % reduziert. Ein Vergleich des Verlaufs des gestellten Drehmomentes in Abbildung 7.22 b) zeigt, dass der optimierte Regler der trapezförmigen Störgröße mit relativ geringen Abweichungen folgt, während der umrichterinterne Regler deutliche Schwingungen aufweist.

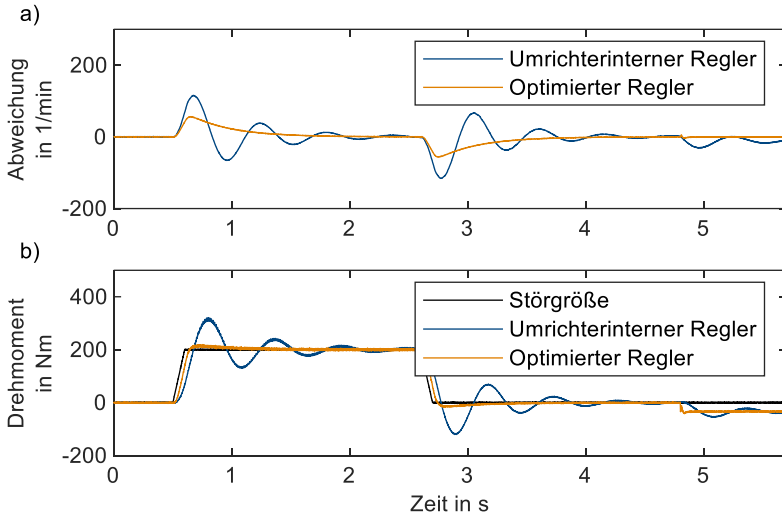


Abbildung 7.22: Drehzahlabweichung beim Auftreten einer Störgröße in a), gestellte Drehmomente und externe Störgröße in b).

Zusammenfassend lässt sich auch für Dyno 1 sagen, dass der optimierte Regler ein verbessertes Verhalten für das aufgezeigte System besitzt. Sowohl das Führungsverhalten als auch das Verhalten bei äußeren Störungen wurde im Vergleich zum umrichterinternen Regler verbessert. Die Verbesserung fällt aufgrund der gestiegenen Komplexität des Regelkreises geringer aus als beim vorherigen Beispiel. Der umrichterinterne Regler ist verhältnismäßig träge und wird von den Schwingungen der beiden Drehmassen zueinander nur geringfügig beeinflusst. Daher zeigt der dieser nur geringe Unterschiede im Verhalten zwischen den beiden Anwendungsfällen. Der optimierte Regler ist hingegen dynamisch genug, um von der frequenzabhängigen Kopplung der Drehmassen beeinflusst zu werden. Daher konnte die Optimierung nicht die gleichen Ergebnisse wie bei Dyno 2 erzielen.

Drehzahlstufen inklusive inversem Kinetik Modell

Die Implementierung des inversen Kinetik Modells wurde aus dem vorherigen Anwendungsbeispiel übernommen. Da das System als eine Drehmasse angenähert wurde, ist das Modell für beide Anwendungsbeispiele identisch.

In Abbildung 7.23 a) ist die Drehzahlabweichung des optimierten Reglers in Blau und die des optimierten Reglers inklusive des inversen Kinetik Modells in Orange gegeben. Wie zu erkennen ist, wird die maximale Abweichung durch das Kinetik Modell für alle Stufen verringert. In der Detailansicht der letzten Stufe, dargestellt in Abbildung 7.23 b), ist eine Verringerung um 65 % zu erkennen. Im Vergleich zum umrichterinternen Regler ergibt sich eine Verringerung um ca. 85 %.

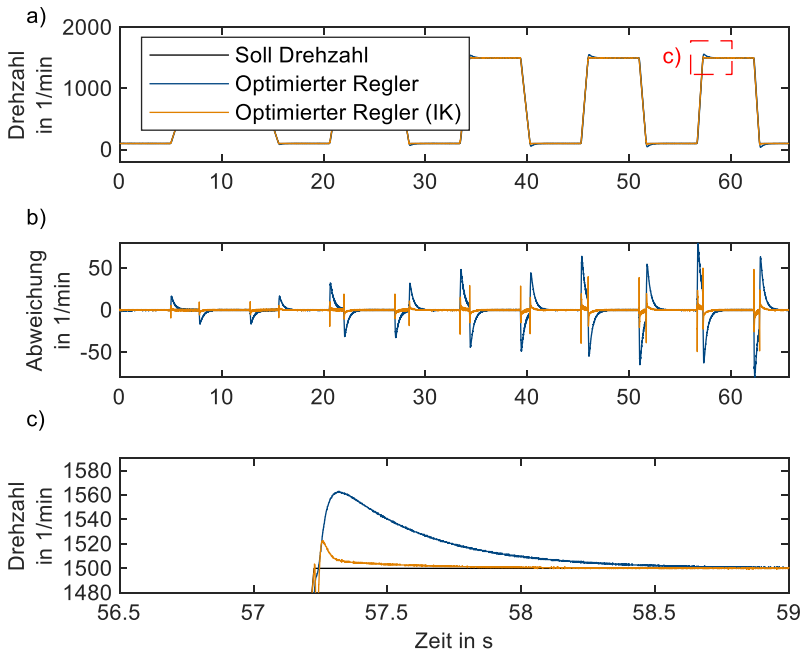


Abbildung 7.23: Überlagerung der Drehzahlverläufe vom optimierten Regler mit und ohne inversem Kinetik Modell in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahlen in b), sowie die Vergrößerung einer einzelnen Beschleunigung in c).

Obwohl das inverse Kinetik Modell bei der Verwendung für Dyno 1 im Vergleich zur Verwendung bei Dyno 2 weniger Potenzial bietet, zeigt die Verwendung eine deutliche Verbesserung des Führungsverhaltens.

Schwingungen konstanter Frequenz und Amplitude inklusive inversem Kinetik Modell

Die Erweiterung des Reglers um ein inverses Kinetik Modell zeigt bei den Untersuchungen mit Schwingungen konstanter Amplitude und Frequenz ebenfalls eine Verbesserung des Systemverhaltens. Abbildung 7.24 a) zeigt ein Vergleich der Drehzahlen des optimierten Reglers in Blau und des optimierten Reglers inklusive eines inversen Modells in Orange. Wie zu erkennen ist, konnte die Amplitude im Vergleich zum Regler ohne inverses Modell geringfügig erhöht und die Phasenverschiebung verringert werden. Dies zeichnet sich auch in der Drehzahlabweichung, wie in Abbildung 7.24 b) zu erkennen, ab. Die maximale Abweichung dieser konnte um 70 % verringert werden.

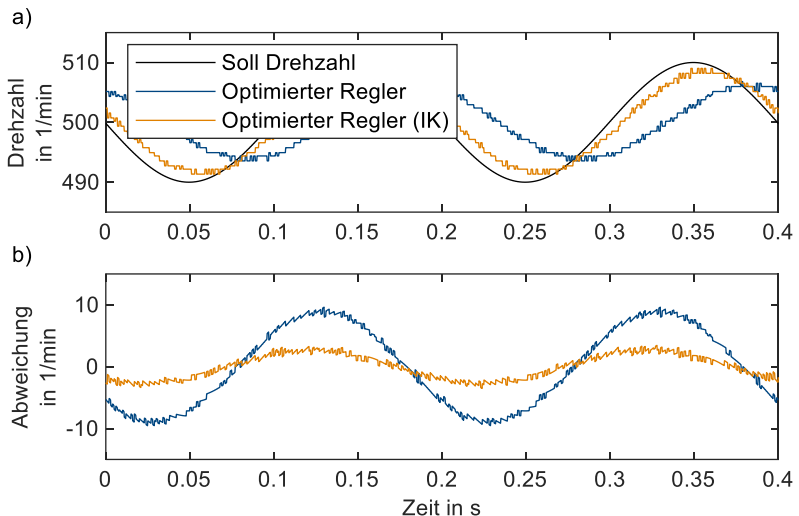


Abbildung 7.24: Überlagerung der sinusförmigen Drehzahlprofile des optimierten Reglers mit und ohne inversem Kinetik Modell in a) und der Drehzahlabweichung in b) bei einer Frequenz von 5 Hz und einer Amplitude von 10 1/min.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Erweiterung des Reglers durch das inverse Kinetik Modell eine weitere Verbesserung des Führungsverhaltens mit sich

bringt. Obwohl das Modell sehr einfach gestaltet wurde, konnte das Überschwingen und die Phasenverschiebung des Regelkreises weiter reduziert werden. Bei höheren Frequenzen kommt es hingegen zu deutlichen Abweichungen und zum Aufschwingen des Systems.

7.1.6 Detaillierte Betrachtung des Schwingungsverhaltens

Bei den vorherigen Untersuchungen wurden die beiden Drehmassen mit Schwingungen beaufschlagt. Dies entspricht der Aufprägung einer Zwangsbedingung an der jeweils geregelten Drehmasse. Diese konnte bei Dyno 2 bis 15 Hz gut geregelt werden. Bei der Regelung von Dyno 1 haben sich hingegen bereits große Abweichungen bei 5 Hz eingestellt. Die Verwendung des inversen Kinetik Modells hat die Abweichung bei höheren Frequenzen deutlich erhöht. Zum besseren Verständnis dieses Verhaltens erfolgt eine tiefergehende Betrachtung des Schwingungsverhaltens der Validierungskonfiguration.

Durch die Aufprägung der Drehzahlschwingung ist das System nicht mehr als Zweimassenschwinger sondern als eine Drehmasse die durch eine Feder angebundene ist zu betrachten. Das freie Ende der Feder wird durch die Drehzahlschwingung ausgelenkt. Wenn die große Drehmasse mit der Zwangesbedingung beaufschlagt wird liegt die berechnete Eigenfrequenz des Systems bei 22,1 Hz. Bei einer Beaufschlagung der geringen Drehmasse liegt die Eigenfrequenz bei 9,9 Hz. Zur experimentellen Bestimmung der Eigenfrequenzen wurden am physischen System die Frequenzen von 1 bis 30 Hz in 0,5 Hz Schritten vermessen. Die ermittelten Eigenfrequenzen liegen bei 19,5 Hz und 9,5 Hz. Bei der Anregung des Systems wird mit zunehmendem Abstand zur Eigenfrequenz weniger Energie an die frei drehende Drehmasse übertragen. Weiterhin kommt es beim Überschreiten der Eigenfrequenz zu einem isolierenden Verhalten. Folglich wird es für den jeweiligen PID-Regler schwerer die geforderte Amplitude zu erreichen, je näher die Frequenz an der Eigenfrequenz des Systems liegt.

In Abbildung 7.25 a) ist das Amplitudenverhältnis zwischen der Soll- und der Ist-Amplitude bei der Regelung von Dyno 1 mit dem optimierten Regler dargestellt. In Schwarz ist das Amplitudenverhältnis von Dyno 1 und in Blau das von Dyno 2 dargestellt. Zusätzlich sind in Orange die Eigenfrequenzen der beiden Drehmassen markiert. Bei der Annäherung an die Eigenfrequenz von geringen Frequenzen aus fällt es dem Regler zunehmend schwerer die geforderte Amplitude zu erreichen. Eine Betrachtung der Phasenlage zwischen den beiden Drehmassen in Abbildung 7.25 b) zeigt, dass die beiden Drehmassen bis zur Eigenfrequenz in Phase schwingen. Beim Überschreiten der Eigenfrequenz kommt es zum Phasensprung und die beiden Drehmassen schwingen gegeneinander. Das Amplitudenverhältnis

nimmt langsam wieder zu. Die Amplitude der Drehmasse von Dyno 2 nimmt hingegen mit zunehmender Frequenz ab. Das System verhält sich wie ein Tiefpassfilter und es kommt zunehmend zu einer Isolation der beiden Drehmassen zueinander. Da physische Systeme immer eine Dämpfung besitzen, wird die Amplitude von Dyno 2 im Vergleich zur idealen Betrachtung niemals auf null sinken, bedingt durch die Dämpfung wird stets Energie zwischen den Drehmassen übertragen.

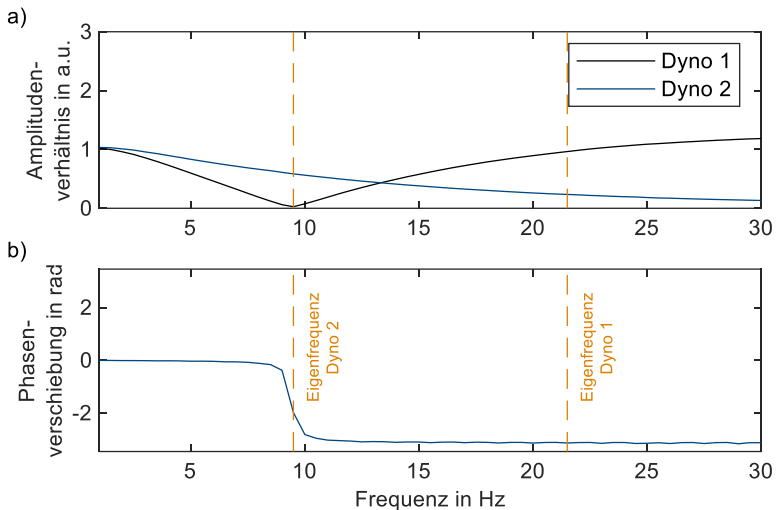


Abbildung 7.25: Amplitudenverhältnis in a) und Phasenverschiebung in b) bei einem Frequenzdurchlauf während der Regelung von Dyno 1 - geringe Schwingmasse - mit optimiertem Regler.

Bei der Regelung von Dyno 2 fällt dieses Phänomen geringer aus, da die größere Drehmasse geregelt wird und die an die kleinere Drehmasse übertragene Energie somit einen geringeren Einfluss aufweist. Außerdem tritt das Phänomen erst bei Frequenzen nahe der Eigenfrequenz der kleineren Drehmasse auf.

Durch die Erweiterung des PID-Reglers mit dem inversen Kinetik Modell ergibt sich ein zusätzlicher Effekt. Ein Vergleich des Amplitudenverhältnisses und der Phasenlage bei der Regelung mit inversem Kinetik Modell zeigt, dass der erweiterte Regler in der Lage ist die geforderte Amplitude bei höheren Frequenzen zu halten. In Abbildung 7.26 a) ist das Amplitudenverhältnis beider Drehmassen und der geforderten Amplitude von Dyno 1 dargestellt. Das in Schwarz dargestellte Verhältnis von Dyno 1 zeigt bis zur Eigenfrequenz einen langsameren Abfall als

zuvor. Das Verhältnis von Dyno 2 zeigt einen deutlich höheren Verlauf als zuvor. Abbildung 7.26 b) zeigt, dass beide Drehmassen in Phase schwingen. Dadurch, dass die Drehmasse von Dyno 1 besser der Amplitude folgt, wird auch die Drehmasse von Dyno 2 mit mehr Energie versorgt und schwingt mit einer höheren Amplitude im Vergleich zum vorherigen Regler. Nach dem Überschreiten der Eigenfrequenz kommt es im Vergleich zum Regler ohne inversem Kinetik Modell zu einem deutlichen Anstieg der Amplitude für Dyno 1. Eine Betrachtung der Phasenverschiebung zeigt, dass die beiden Drehmassen gegeneinander schwingen und es zu einer Entkopplung kommt. Durch diese Entkopplung liegt das Motordrehmoment zum größten Teil nur an der geringen Drehmasse an.

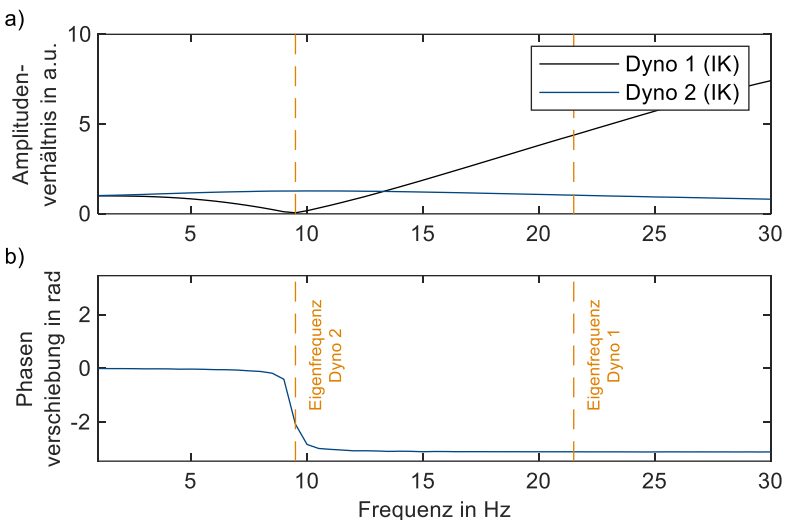


Abbildung 7.26: Amplitudenverhältnis in a) und Phasenverschiebung in b) bei einem Frequenzdurchlauf während der Regelung von Dyno 1 - geringe Schwingmasse - mit optimiertem Regler und inversem Kinetik Modell.

Das inverse Kinetik Modell berechnet das notwendige Drehmoment jedoch mit der Drehmasse des Gesamtsystems und berechnet folglich ein zu hohes Drehmoment. Hierdurch steigt die Amplitude über die Geforderte hinaus an. Bedingt durch die fehlende Rückkopplung zwischen dem physischen System und dem Kinetik Modell, kann dieses nicht auf die Überhöhung der Amplitude reagieren. Als Konsequenz schwingt sich das System auf. Bei der Betrachtung von Abbildung 7.26 a) ist dies an dem in Schwarz dargestellten Amplitudenverhältnis von Dyno 1 zu erkennen. Bei einer Anregungsfrequenz von 30 Hz liegt dieses um den Faktor 7,4 zu hoch.

Wie zuvor gilt dieses Verhalten auch für die Regelung von Dyno 2. Der Effekt wird jedoch geringer ausfallen, da die Differenz der Drehmassen zwischen gekoppeltem und entkoppeltem Zustand einen Unterschied im gestellten Drehmoment von 12,5 % mit sich bringt. Im obigen Beispiel ergibt die Entkopplung eine Änderung von 87,5 %.

Um dem Aufschwingen beim Überschreiten der Eigenfrequenz entgegenzuwirken, kann das inverse Kinetik Modell mit der Drehmasse des jeweiligen geregelten Motors berechnet werden. Eine Überhöhung beim Überschreiten der Eigenfrequenz kann so vermieden werden. Allerdings fällt dadurch beim Betreiben des Systems unterhalb der Eigenfrequenz und bei konstanten Beschleunigungen die Verbesserung im Führungsverhalten geringer ausfallen.

7.1.7 Zusammenfassung

Die Untersuchungen haben gezeigt, dass die Optimierungsmethode in der Lage ist, geeigneterer Regler-Parameter für den gezeigten Anwendungsfall zu finden. Sowohl beim Anfahren der Drehzahlstufen als auch bei aufgezwungenen Schwingungen konnten deutliche Verbesserungen im Führungsverhalten erzielt werden.

Die Verwendung eines inversen Kinetik Modells, bestehend aus einer einzelnen Drehmasse mit Reibung, verbessert das Führungsverhalten weiter. Die Parameter für ein solches Modell können direkt aus dem Simulationsmodell beziehungsweise den CAD-Daten gewonnen werden und sind daher mit geringem Aufwand ermittelbar. Je nach Betriebsbereich und geplanten Manövern muss entschieden werden, welche Komponenten von dem inversen Modell einbezogen werden sollen. Bei einem Betrieb der Validierungskonfiguration unterhalb der Eigenfrequenz sollte die gesamte Drehmasse in dem inversen Kinetik Modell berücksichtigt werden. Bei einem überkritischen Betrieb sollte hingegen nur die jeweilige direkt angebundene Drehmasse miteinbezogen werden. Dies sorgt dafür, dass sich der Regelkreis nicht wie im obigen Beispiel aufschwingen kann. Das Einbeziehen eines inversen Modells bietet großes Potenzial das Führungsverhalten eines Reglers zu verbessern. Die Implementierung muss jedoch im Einzelfall auf die Eignung des Modells für die geplanten Betriebspunkte geprüft werden.

7.2 Mini-HiL Prüfstand

Nachdem der erfolgreiche Einsatz der Methode an zwei Validierungskonfigurationen gezeigt wurde, wird in diesem Kapitel der Übertrag auf eine weitere Validierungskonfiguration mit geringerer Leistung durchgeführt. Ziel ist es, die

Unabhängigkeit der entwickelten Methode bezüglich unterschiedlicher Systeme zu überprüfen. Abbildung 7.27 zeigt die Validierungskonfiguration mit den einzelnen nummerierten Teilsystemen. Wie zuvor kommen zwei Permanentmagnet-Synchronmotoren, im folgenden Dyno 1 und Dyno 2 genannt, zum Einsatz. Die beiden Motoren sind durch Balgkupplungen an einen Drehmomentsensor angebunden. Die Tabelle in Anhang A1 zeigt eine Auflistung der verwendeten Komponenten und den zugehörigen Herstellern.

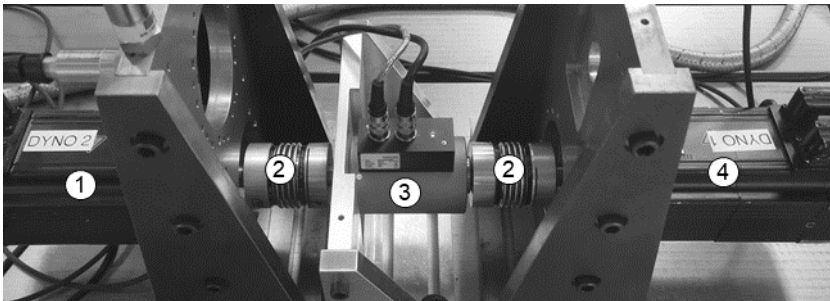


Abbildung 7.27: Darstellung des Mini-HiL Prüfstands. Die Beschreibung der nummerierten Teilsysteme ist in Anhang A2 gegeben.

Zur Regelung der Prüfstandsmotoren wird wie zuvor ein Linux-basiertes Echtzeitsystem genutzt. Das Echtzeitsystem arbeitet mit einer Taktrate von 4 kHz. Um die Daten aus der Optimierung direkt übertragen zu können, wird diese ebenfalls mit 4 kHz durchgeführt. Die Datenerfassung erfolgt mit dem Steuerungs- und Regelungssystem ADwin Pro II der Firma Jäger Messtechnik. Die Architektur des Prüfstands entspricht der des Power Pack Prüfstands (siehe Anhang A1) und wird daher nicht dargestellt.

7.2.1 Modellbildung

Da die Modellbildung äquivalent zum vorherigen Anwendungsbeispiel abläuft, wird an dieser Stelle lediglich das Ergebnis in Form des genutzten Simulationsmodells dargestellt. Das Modell ist in Abbildung 7.28 dargestellt und bildet die einzelnen Teilsysteme ohne weitere Reduktion ab. Da der Aufbau symmetrisch ist, spielt die Wahl des zu optimierenden Reglers keine Rolle und die Optimierung wird für den Drehzahlregler von Dyno 1 durchgeführt. Dieser wird, wie in Abbildung 7.28 links dargestellt, in dem Modell mit der zugehörigen Leistungselektronik abgebildet. Dyno 2 wird als Trägheit mit Reibungskräften modelliert. Die verwendeten

Balgkupplungen und der Drehmomentsensor können aus der Bibliothek entnommen werden.

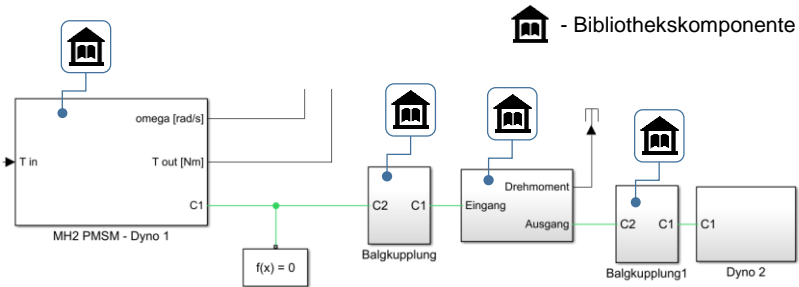


Abbildung 7.28: Simulationsmodell der Validierungskonfiguration am Mini-HiL Prüfstand.

7.2.2 Optimierung für Dyno 1

Im initialen Schritt wird, um den Parameterraum eingrenzen zu können, ein Regler-Parametersatz mit dem Verfahren von Ziegler und Nichols ermittelt und anschließend aus diesem der Parameterraum definiert. Zum Vergleich der späteren Ergebnisse ist in Abbildung 7.29 a) die zu dem Parametersatz zugehörige Sprungantwort und in Abbildung 7.29 b) das Drehmoment, welches während der Sprungantwort gestellt wurde, dargestellt. Es ist ein deutliches Überschwingen gefolgt von mehreren Schwingungsperioden zu erkennen. Die Ursache ist wie im vorherigen Anwendungsbeispiel der zu hoch angesetzte I-Anteil des Reglers. Wie Tabelle 7.4 zeigt, wird der I-Anteil bereits nach der Charakterisierung des Systems um 90 % verringert. Dies Indiz dafür, dass das Verfahren von Ziegler und Nichols nicht für das Beispielsystem geeignet ist.

Nach der Initialisierung des Parameterraumes und der Charakterisierung kann die Optimierung des Systems durchgeführt werden. Da der mechanische Aufbau der Validierungskonfiguration deutlicher simpler ausfällt und somit durch ein inverses Kinetik Modell abgebildet werden kann, definiert der Leitfaden aus Kapitel 6.4 Überschwingen als Optimierungsziel. Das Ergebnis der Optimierung wird nachfolgend mit Optimierung 1 bezeichnet. Um ein ruhiges Systemverhalten sicherzustellen, wurde anschließend eine weitere Optimierung, im Folgenden Optimierung 2 genannt, mit dem Ziel der Rauschminimierung durchgeführt. Wie Tabelle 7.4 entnommen werden kann, wurde bei Optimierung 1 das Überschwingen

um 30 % verringert. Die nachfolgende Optimierung 2 konnte eine weitere relative Verbesserung von 20 % erreichen. Insgesamt konnte somit eine Verbesserung von 45 % erreicht werden. Eine Darstellung der finalen Sprungantwort ist im nachfolgenden Kapitel als Überlagerung mit den Messungen am realen System gegeben.

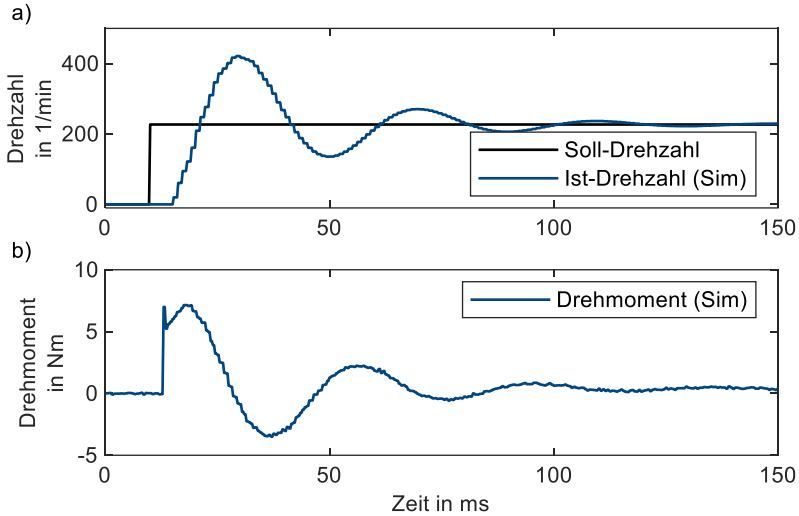


Abbildung 7.29: Simulierte Sprungantwort in a) und gestelltes Drehmoment in b) mit Regler-Parametern basierend auf dem Verfahren von Ziegler und Nichols.

Tabelle 7.4: Regler-Parameter, Anstiegszeit und ITSE-Kriterium der Optimierungen für Dyno 1 des Mini-HiL Prüfstands

Optimierung	K_P	K_I	K_D	I_{Zone}	t_r	h_O
Ziegler Nichols	0,0220	1,971	0,000061	200,00	6,01	81,38
Charakterisierung	0,0178	0,204	0,002500	5361,6	10,13	6,78
Optimierung 1 (Überschwingen)	0,0185	0,136	0,000717	5146,4	9,95	4,77
Optimierung 2 (Rauschen)	0,0173	0,157	0,000379	5513,5	10,80	3,76

7.2.3 Verifizierung durch Versuche am realen System

Zur Verifizierung der Optimierungsergebnisse wurde eine Sprungantwort mit den Regler-Parametern am gemischt physisch-virtuellen System nachgefahren. Abbildung 7.30 a) zeigt eine Überlagerung aus der simulierten Sprungantwort in Blau und der gemessenen in Orange. Es ist zu erkennen, wie die reale und die simulierte Sprungantwort gut übereinstimmen. Während der gesamten Simulationsbeziehungsweise Messdauer liegt die Differenz in der Drehzahl beider Datenreihen im Bereich von wenigen Umdrehungen pro Minute. Die überlagerten Verläufe der Drehmomente aus Abbildung 7.30 b) zeigen ebenfalls eine gute Übereinstimmung mit Abweichungen im kleinen Nm Bereich. Lediglich zum Beginn des Sprungs zeigt die Simulation eine Spitze im Drehmoment, die in der Messung am realen System nicht vorhanden ist. Dies liegt wahrscheinlich an einer besseren zeitlichen Auflösung des Drehmomentes in der Simulation. Die Ausschwingzeit der Simulation liegt bei 41,0 ms und die der Messreihe bei 47,2 ms. Folglich zeigt sich auch hier eine gute Übereinstimmung. Gleiches gilt für die initiale Totzeit des Sprunges und die erreichte Beschleunigung während des ersten Anstiegs. Da das grundlegende Folgeverhalten der Regelstrecke gut abgebildet wird, wird das Modell als valide angesehen und die Ergebnisse aus Optimierung 2 können auf das gemischt physisch-virtuellen System übertragen werden.

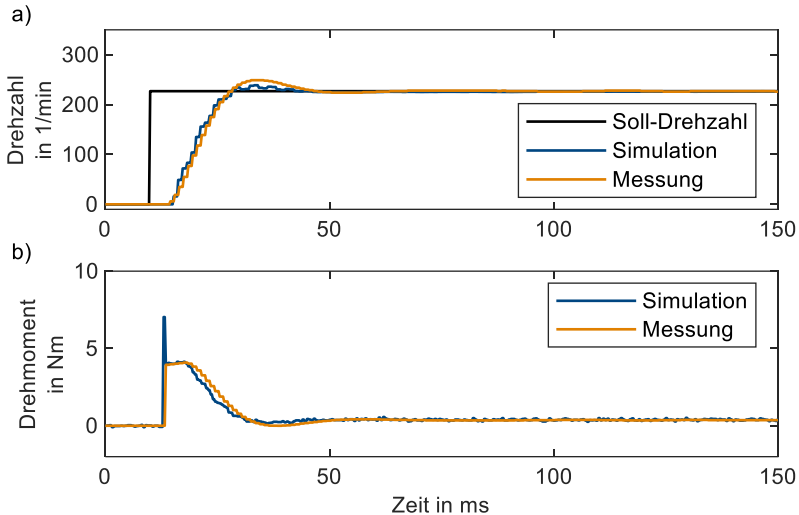


Abbildung 7.30: Gemessene und simulierte Sprungantwort für Dyno 1 als Überlagerung in a) und Verlauf der Drehmomente in b). Ermittelt mit den Regler-Parametern aus Optimierung 2.

Im Vergleich zur Sprungantwort, welche auf den Parametern von Ziegler und Nichols basiert, wurde eine deutliche Verbesserung des Führungsverhaltens erzielt. Das Überschwingen wurde insgesamt um 95 % verringert und die Ausschwingzeit konnte um 60 % gesenkt werden. Lediglich die Anstiegszeit ist von 6,01 ms auf 10,80 ms angestiegen. Dies ist jedoch bei einer Verringerung des Überschwingens zu erwarten und spiegelt die Natur der Pareto-Front wider.

Mit der optimierten Validierungskonfiguration werden die gleichen Untersuchungen wie im vorherigen Anwendungsbeispiel durchgeführt. Wie bereits erwähnt, kann die Validierungskonfiguration über ein inverses Kinetik Modell abgebildet werden und der Regler wurde mit einer entsprechenden Implementierung analog zu Kapitel 0 versehen. Die Konfiguration wird als eine einzelne Drehmasse mit Reibkräften abgebildet. Alle nachfolgenden Untersuchungen wurden mit dem inversen Kinetik Modell durchgeführt.

Drehzahlstufen

In Abbildung 7.31 a) ist die Drehzahlabweichung des umrichterinternen Reglers in Blau und des optimierten in Orange zu sehen. Die Abweichungen zwischen den Soll- und Ist-Drehzahlen sind in Abbildung 7.31 b) dargestellt. Es ist zu erkennen,

wie beide Regler in der Lage sind, dem Sollwert zu folgen und die Abweichungen beider Regler auf einem ähnlichen Niveau liegen. Bei steigenden Beschleunigungen zeigen beide Regler eine vergleichbare Zunahme in der Drehzahlabweichung. In Abbildung 7.31 c) ist eine Vergrößerung des rot markierten Bereichs aus Abbildung 7.31 a) dargestellt. Die Detailansicht zeigt, dass das Überschwingen wie gefordert reduziert werden konnte, allerdings verursacht der optimierte Regler einen Ausschlag in negative Richtung nach dem Erreichen der Soll-Drehzahl. Weiterhin ist ersichtlich, dass der optimierte Regler dem Sollwert im Bereich des Anstiegs schneller folgt.

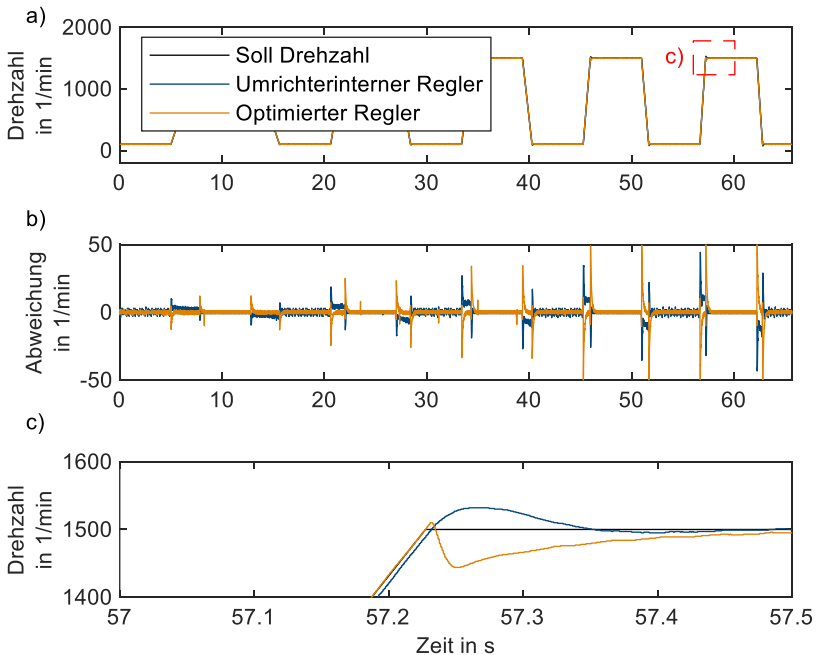


Abbildung 7.31: Überlagerung der Drehzahlverläufe des umrichterinternen und des optimierten Reglers in a), Abweichungen zwischen Soll- und Ist-Drehzahlen in b), sowie die Detailansicht des in a) rot markierten Bereichs in c).

Bei der Betrachtung der Detailabbildung in Abbildung 7.31 c) ist zu erkennen, wie der umrichterinterne Regler dem Sollwert mit einer konstanten Phasenverschiebung folgt. Erst nach dem Erreichen eines konstanten Sollwerts wird diese

Phasenverschiebung und damit verbunden die Drehzahlabweichung abgebaut. Der optimierte Regler folgt dem Sollwert hingegen ohne Verschiebung. Dies stellt eine Verbesserung des Führungsverhaltens dar. Diese geht allerdings mit einer Verschlechterung der Einschwingzeit einher. Generell ist das Verhalten beider Regler sehr ähnlich und die Verbesserung fällt im Vergleich zum vorherigen Anwendungsbeispiel geringer aus. Der optimierte Regler zeigt wie gewünscht eine Verringerung des Überschwingens und die Optimierung war erfolgreich. Basierend auf dem deutlichen negativen Ausschlag nach dem Erreichen des Sollwerts muss die geforderte Senkung des Überschwingens je nach Validierungsziel eventuell neu bewertet werden.

Schwingungen konstanter Frequenz und Amplitude

Als weitere Untersuchung wurde eine Drehzahl von 500 1/min als Gleichanteil angefahren und anschließend mit Schwingungen unterschiedlicher Frequenz und einer Amplitude von 10 1/min überlagert.

In Abbildung 7.32 a) ist in Schwarz das Amplitudenverhältnis zwischen der Soll- und Ist-Drehzahl für den umrichterinternen Regler und in Blau für den optimierten Regler dargestellt. Es ist zu erkennen, dass beide Regler bis 5 Hz ein vergleichbares Verhalten besitzen und die Amplitude durch beide Regler relativ gut gehalten wird. Bei Frequenzen oberhalb von 5 Hz beginnt das Amplitudenverhältnis des Standardreglers zu sinken. Der optimierte Regler hingegen beginnt eine deutlich überhöhte Amplitude zu stellen. In Abbildung 7.32 b) ist zusätzlich die Phasenverschiebung zwischen der Soll- und Ist-Drehzahl für beide Regler dargestellt. Während die Phasenverschiebung des umrichterinternen Reglers mit zunehmender Frequenz sinkt, zeigt der optimierte Regler eine zunächst ansteigende Verschiebung, die mit höheren Frequenzen wieder absinkt. Das Verhalten der beiden Regler kann ohne Anwendungsfall und SiD nicht final bewertet werden. Die abfallende Amplitude des umrichterinternen Reglers ist besser zu bewerten als die stetig ansteigende des optimierten Reglers. Die Phasenverschiebung des umrichterinternen Reglers ist hingegen als schlechter zu bewerten, da diese zu einem instabilen Verhalten führen kann. Da kein Anwendungsfall definiert ist, kann nicht entschieden werden, welcher Regler zu wählen ist.

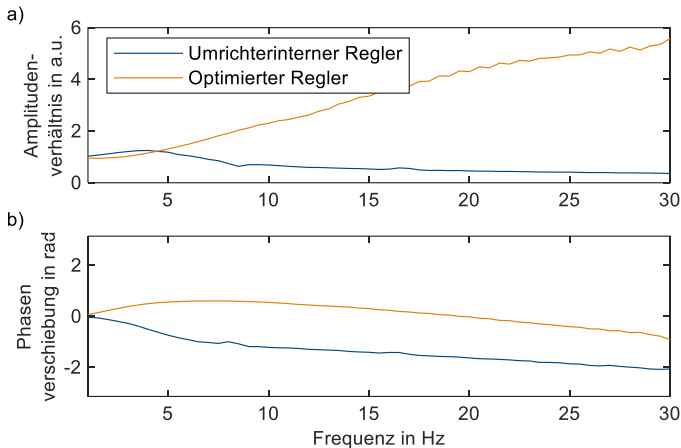


Abbildung 7.32: Amplitudenverhältnis in a) und Phasenverschiebung in b) bei einem Frequenzdurchlauf während der Regelung von Dyno 1 mit optimiertem Regler.

Verhalten bei externen Störgrößen

Das Verhalten der Regler beim Auftreten einer Störgröße in Form eines Sprungs im Drehmoment des zweiten PMSM wurde, wie im vorherigen Anwendungsbeispiel untersucht. In der nachfolgenden Abbildung 7.33 a) ist die Drehzahlabweichung des umrichterinternen Reglers in Blau und die des optimierten Reglers in Orange dargestellt. Bei der Betrachtung der Drehzahlabweichung ist ersichtlich, dass der optimierte Regler einen geringeren Ausschlag und weniger Schwingspiele als der umrichterinterne Regler aufweist. Die maximale Abweichung wurde um 47 % verringert. In Abbildung 7.33 b) ist der Sprung im Drehmoment durch den zweiten Motor in Schwarz, das gestellte Drehmoment des umrichterinternen Reglers in Blau und das des optimierten Reglers in Orange dargestellt. Aus Gründen der Vergleichbarkeit ist die Störgröße positiv dargestellt. Da die Motoren gegeneinander drehen, besitzen die Drehmomente eigentlich unterschiedliche Vorzeichen. Beide Regler zeigen ein ähnliches Verhalten beim Folgen des trapezförmigen Verlaufs der Störgröße. Die Abweichung zwischen dem Drehmoment der beiden Regler und der Störgröße ist auf Verluste im Aufbau zurückzuführen. Die Drehzahlregler müssen beispielsweise noch die Verluste durch Reibung des Aufbaus kompensieren. Der umrichterinterne Regler überschwingt jedoch stärker als der optimierte Regler. Dies sorgt für eine länger anhaltende Beschleunigung und damit verbunden die höhere Abweichung in der Drehzahl.

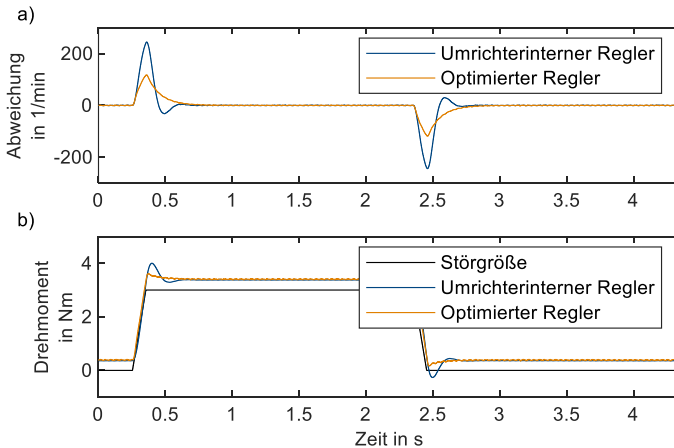


Abbildung 7.33: Drehzahlabweichung beim Auftreten einer Störgröße in a), gestellte Drehmomente und externe Störgröße in b).

7.2.4 Zusammenfassung

Im Vergleich zum vorherigen Anwendungsbeispiel am Power Pack Prüfstand fallen die Verbesserungen durch den optimierten Regler geringer aus. Beim Führungsverhalten kann der optimierte Regler nur wenige bis keine Verbesserungen erzeugen. Beim Auftreten von Störgrößen zeigt sich hingegen ein verbessertes Verhalten. Die gering ausfallenden Unterschiede im Systemverhalten sind wahrscheinlich auf das simple physische System zurückzuführen. Durch die starre Anbindung zwischen den Motoren und dem Drehmomentsensor kann das System als eine einzelne Drehmasse betrachtet werden. Dieser Verbund besitzt im Vergleich zu einem einzelnen Motor ähnliche dynamische Eigenschaften. Daher ist die Parametrierung des umrichterinternen Reglers, der auf einen einzelnen Motor abgestimmt ist, weiterhin gut geeignet. Im vorherigen Anwendungsbeispiel wurden die dynamischen Eigenschaften des Systems durch den physischen Aufbau erheblich verändert. Folglich waren die Parameter der umrichterinternen Regler nicht mehr oder nur schlecht für das System geeignet.

Es konnte trotzdem die Übertragbarkeit der Methode auf Systeme unterschiedlicher Leistungsklassen gezeigt werden. Die Optimierung konnte ohne Anpassung an dem System durchgeführt werden und das geforderte Systemverhalten wurde eingestellt.

8 Studie zur Anwendbarkeit

Im vorherigen Kapitel wurde gezeigt, dass eine anwendende Person mithilfe der vorgestellten Methode dazu in der Lage ist geeignete Regler-Parameter basierend auf einem Prüfaufbau und einem gewünschten Systemverhalten zu ermitteln. Um sicherzustellen, dass die vorgestellte Methode durch Anwendende mit dem in Kapitel 4.2.1 beschriebenen Fähigkeitsprofil genutzt werden kann, muss eine entsprechende Überprüfung der Anwendbarkeit durchgeführt werden. Zu diesem Zweck wurde eine Studie mit elf Anwendenden durchgeführt.

8.1 Aufbau und Fragebogen

Die Studie wird in drei Teilen durchgeführt. Im ersten Teil der Studie wird das Modellbildungsverfahren geprüft, im zweiten Teil stellen die Anwendenden den Regelkreis selbstständig ein und im dritten Teil wird die Optimierung der Regler-Parameter mithilfe des in dieser Arbeit entwickelten Optimierungsverfahren durchgeführt.

Im ersten Teil wird erfasst, ob die Anwendenden eigenständig eine mathematische Beschreibung der Validierungskonfiguration (Vergleich Kapitel 0) erstellen können. Als Eingang in die Studie dient die Beschreibung der mechanischen Konstruktion der Validierungsumgebung, eine Beschreibung des Validierungsziels und eine Anleitung beziehungsweise Aufgabenstellung. Die Anleitung umfasst keine spezifischen Aussagen oder Empfehlungen bezüglich des Aufbaus, sondern stellt allgemeine Hinweise und Grundgedanken zur Modellerstellung bereit. Das genutzte Dokument kann Anhang B1 entnommen werden.

Im zweiten Teil der Studie stellen die Anwendenden mit dem erstellten Modell und der Beschreibung des Validierungszieles eigenständig die Regler-Parameter ein. Die Anwendenden können ein Vorgehen ihrer Wahl nutzen. Die Ergebnisse dieses Schrittes dienen als Vergleichswert für die Ergebnisse der erarbeiteten Methode.

Im letzten Teil definieren die Anwendenden mithilfe des beschriebenen Validierungsziels das Optimierungskriterium der erarbeiteten Methode (Vergleich Kapitel 5).

Nach der Durchführung der Studie werden die Anwendenden zu Ihrem Fähigkeitsprofil und der Anwendbarkeit der vorgestellten Methode befragt. In Tabelle 8.1 ist der genutzte Fragebogen dargestellt. Eine hohe Bewertung entspricht bei Fragen ohne Skala einer guten Bewertung oder einer zustimmenden Antwort.

Tabelle 8.1: Fragebogen der Studie zur Anwendbarkeit.

Frage	Bewertung					
	1	2	3	4	5	6
Wie häufig haben Sie ca. mit Simulink inklusive SimScape gearbeitet? 1: weniger als 10-mal, 2: von 10 bis 20-mal, 3: von 21 bis 30-mal, 4: von 31 bis 40-mal, 5: von 41 bis 50-mal, 6: mehr als 50-mal.						
Wann haben Sie zum letzten Mal Simulink (SimScape) genutzt? 1: vor einem Jahr oder mehr, 2: zwischen 12 und sechs Monaten, 3: zwischen sechs und drei Monaten, 4: zwischen drei und einem Monat, 5: zwischen einem Monat und einer Woche, 6: diese Woche.						
Nutzen Sie Simulink, um komplexe Aufgaben zu lösen? 1: Ich löse nur sehr simple Aufgaben mit Simulink. 2-5: ... 6: Ich löse sehr komplexe Aufgaben mit Simulink.						
Wie oft nutzen Sie MATLAB? 1: einmal im Monat oder weniger, 2: alle zwei Wochen, 3: einmal die Woche, 4: 2-mal die Woche, 5: 3-mal die Woche, 6: mehr als 3-mal die Woche.						
Wie oft haben Sie bisher einen Prüfstand / eine Validierungsumgebung konstruiert bzw. daran mitgearbeitet? (Freitext)	_____					

Wie erfahren würden Sie sich selbst in der Modellbildung von dynamischen 1-D Modellen einschätzen?						
Wie häufig passen Sie die Parameter eines PID Reglers an? 1: nie, 2: einmal im Jahr oder weniger, 3: einmal im Halbjahr oder weniger, 4: einmal im Quartal oder weniger, 5: einmal im Monat oder weniger, 6: häufiger.						
Waren Sie in der Lage, mithilfe der zur Verfügung gestellten Anleitung zur Modellerstellung, eigenständig ein Simulationsmodell der gegebenen Validierungsumgebung aufzubauen?						
Mithilfe der Anleitung, dem beschriebenen Aufbau inklusive dessen Anwendung und dem Flussdiagramm fiel es Ihnen leicht, ein Optimierungsziel zu definieren.						

8.2 Ergebnisse

Zur Interpretation der Studienergebnisse werden zunächst die Fähigkeitsprofile der Anwendenden betrachtet. Zur besseren Vergleichbarkeit wurden die Anwendenden nach der Erfahrung im Umgang mit Simulink / Simscape aufgeteilt. Anwendenden die in eine der beiden ersten Fragen mit drei oder weniger geantwortet haben werden „Gruppe 1“ und die verbleibenden „Gruppe 2“ zugeordnet. Ein Vergleich mit Kapitel 6.3.1 setzt den geübten Umgang mit Simulink und Simscape voraus. Daher sind die in Gruppe 1 eingeteilten Personen ein erweiterter Kreis von potenziellen Anwendenden zu verstehen.

In Abbildung 8.1 sind die Antworten der drei letzten Fragen getrennt nach den beiden zuvor beschriebenen Gruppen dargestellt. Anhand der Antworten zur ersten dargestellten Frage ist zu erkennen, dass die Anwendenden aus Gruppe 1 seltener PID-Regler einstellen. Dieser Zusammenhang kann teilweise auf das Prüffeld der KaSPro, in dessen Kontext die Studie durchgeführt wurde, zurückgeführt werden. In diesem werden die Validierungsumgebungen mithilfe von Simulink programmiert. Wenn eine anwendende Person häufiger an Validierungsumgebungen arbeitet und damit verbunden erfahrener im Umgang mit Simulink. Verbunden mit der Arbeit an

einer Validierungsumgebung haben die zugehörigen Anwendenden wahrscheinlich ebenfalls häufiger PID-Regler einstellt. Insgesamt kann die Häufigkeit und damit verbunden die Erfahrung in der Einstellung von Reglern jedoch als eher gering angesehen werden. Die Anwendenden aus Gruppe 1 geben eine Häufigkeit von einmal im Jahr oder weniger an und die Anwendenden aus Gruppe 2 geben eine Häufigkeit von etwa einmal im Quartal an.

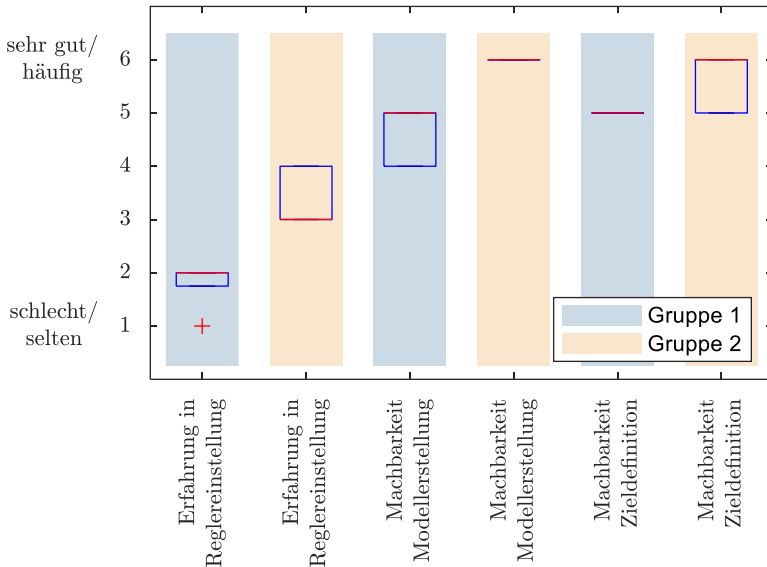


Abbildung 8.1: Boxplots der Antworten zu den einzelnen Fragen aus Tabelle 8.1, basierend auf 11 Teilnehmenden. Eingeteilt in fünf Teilnehmende der Gruppe 1 und sechs in Gruppe 2.

Bei der Modellerstellung zeichnet sich ebenfalls ein Unterschied der beiden Gruppen ab. Gruppe 1 bewertet die Modellerstellung zwischen Vier und Fünf. Die Anwendenden aus Gruppe 2 hingegen bewerten die Erstellung mit einer Sechs. Aus diesen Antworten kann abgeleitet werden, dass es für beide Gruppen möglich ist die Simulationsmodelle selbständig zu erstellen. Die Anwendenden mit weniger Erfahrung in Simulink sind wahrscheinlich unsicherer im Erstellen von Simulationsmodellen und benötigen ggf. Hilfestellung bei der Erstellung oder bei Detailfragen. Erfahrene Anwendende sind nach dem eigenen Empfinden in der Lage eigenständig ein entsprechendes Simulationsmodell der Validierungsumgebung aufzubauen.

Bei der Definition des Optimierungsziels zeichnet sich ein ähnliches Bild. Die Anwendenden aus Gruppe 1 bewerten die Frage mit einer Fünf und Anwendende aus Gruppe 2 bewerten die Frage zwischen Fünf und Sechs. Folglich empfinden beide Gruppen die Definition eines Optimierungsziels als eigenständig lösbar. Die unerfahreneren Anwendenden aus Gruppe 1 sind jedoch scheinbar unsicherer in der Wahl des Optimierungsziels. Dies kann wahrscheinlich auf die ebenfalls geringe ausfallende Erfahrung bei der Einstellung von PID-Reglern zurückgeführt werden. Bedingt durch die geringere Erfahrung fällt eine Beurteilung des relevanten Kriteriums schwerer.

Neben der Prüfung der Anwendbarkeit wird zusätzlich von jedem Anwendenden eine manuelle Einstellung der PID-Regler vorgenommen. In der nachfolgenden Abbildung 8.2 a) sind die Sprungantworten aller manuell ermittelten Regler-Parameter und den jeweils zugehörigen Simulationsmodellen aus Gruppe 1 dargestellt. Es ist eine deutliche Streuung der Ergebnisse zu erkennen. Zum Vergleich sind in Abbildung 8.2 b) alle zugehörigen Sprungantworten dargestellt, die mithilfe der vorgestellten Optimierungsmethode ermittelt wurden. Es ist zu erkennen, dass die Kurven im Vergleich eng zusammenliegen und somit alle Optimierungen ein ähnliches Ergebnis liefern.

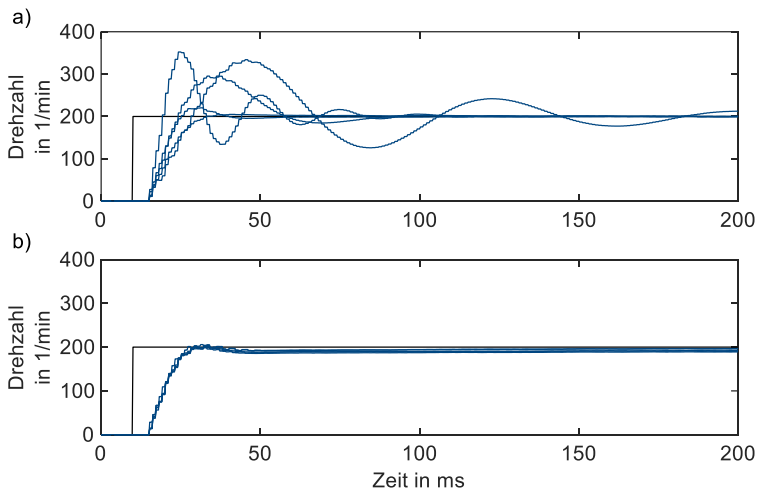


Abbildung 8.2: Überlagerung der Sprungantworten basierend auf den manuell ermittelten Regler-Parametern in a) und basierend auf den automatisch ermittelten in b) der fünf Anwendenden aus Gruppe 1.

Die Ergebnisse der manuellen Einstellungen aus Gruppe 2 weisen etwas weniger Streuung auf. In Abbildung 8.3 a) sind die entsprechenden Sprungantworten dargestellt. Trotz der allgemein konstanteren und besseren Ergebnisse der manuellen Einstellungen fällt im Vergleich zu den Ergebnissen der automatisierten Ermittlung aus Abbildung 8.3 b) weiterhin eine Verbesserung der Ergebnisse und eine geringere Streuung im Vergleich zu den manuell ermittelten Werten auf.

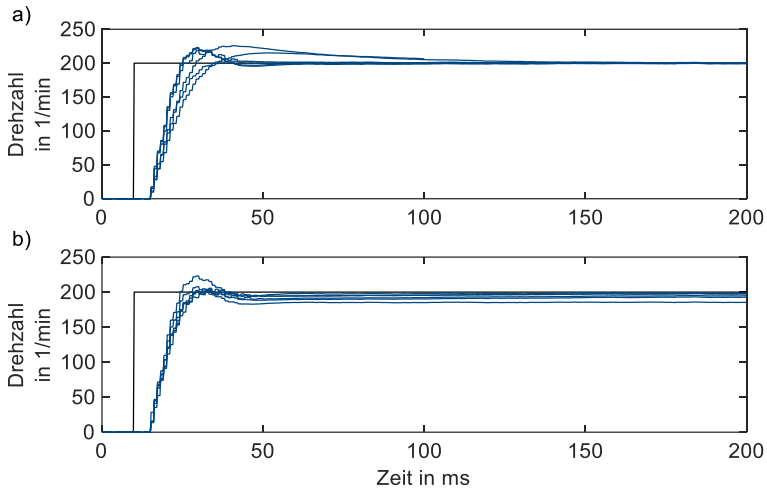


Abbildung 8.3: Überlagerung der Sprungantworten basierend auf den manuell ermittelten Regler-Parametern in a) und basierend auf den automatisch ermittelten in b) der sechs Anwendenden aus Gruppe 2.

8.3 Diskussion

In diesem Kapitel konnte durch eine Studie gezeigt werden, dass anwendende Personen durch die erarbeitete Methode in der Lage sind Regler-Parameter zu bestimmen. Die Studie hat gezeigt, dass Anwendenden die das in Kapitel 6.3.1 definierte Fähigkeitsprofil besitzen in der Lage sind die vorgestellte Methode zu nutzen und eigenständig alle notwendigen Schritte durchzuführen. Weniger erfahrene Anwendende, die nicht alle Eigenschaften aus Kapitel 6.3.1 erfüllen, sind ebenfalls in der Lage die Methode anzuwenden und in einem verringerten Maß eigenständig mit dieser zu arbeiten. Die größte Hürde scheint hierbei durch die

fehlende Erfahrung im Aufbau der Simulationsmodelle gegeben zu sein. Hier sollte gegebenenfalls eine zweite Person mit Erfahrung aus dem Bereich der Modellbildung initial unterstützen und so die anwendende Person zu einer eigenständigen Arbeit befähigen.

Außerdem zeigt das Optimierungsverfahren trotz unterschiedlichem Vorwissen und Erfahrung eine im Vergleich zur manuellen Einstellung wiederholbares und verhältnismäßig gleichbleibendes Ergebnis. Dies erleichtert ein gemeinsames Verständnis der Regler-Einstellung.

9 Zusammenfassung und Ausblick

9.1 Zusammenfassung

PID-Regler sind in ihrer Anwendung als Drehzahlregler weit verbreitet und sollten an das jeweilige System angepasst werden. In dieser Arbeit wurden bestehende Verfahren zur Optimierung von Regler-Parametern beleuchtet und Schwachstellen aufgezeigt. Darauf basierend wurde ein neues Verfahren zur Optimierung von Regler-Parametern durch einen Anwendende ohne besondere regelungstechnische Kenntnis für die Verwendung an gemischt physisch-virtuellen Validierungskonfigurationen entwickelt. Um dies zu erreichen wurden die drei nachfolgenden Forschungsfragen aufgestellt und untersucht.

- Welche Form der Modellbildung sollte genutzt werden, um der anwendenden Person einer Validierungskonfiguration aus dem Bereich der Antriebssystementwicklung eine Abbildung dieser zu ermöglichen?
- Wie kann ein mathematisches Ziel definiert werden, welches den Anforderungen des Anwendungsfalls angepasst werden kann, ohne dass dieses für jeden Anwendungsfall neu definiert werden muss?
- Welches Optimierungsverfahren ist am besten geeignet, um mithilfe der vorgestellten Modellbildung und Kostenfunktion die Regler-Parameter zu bestimmen?

Zur Beantwortung der ersten Frage wurde das Vorwissen der typischen anwendenden Person einer Validierungskonfiguration analysiert und Anforderungen an das Modellbildungsverfahren aufgestellt. Ergebnis ist eine Kombination aus einem physikalisch basierten Modellbildungsverfahren und einem Bibliothekssystem. Das dafür sorgt, dass Standardelemente von Validierungsumgebungen zentral verwaltet und abgelegt werden können. Anwendende, die unerfahren sind, können auf bestehendes Wissen zurückgreifen und werden im Modellbildungsprozess unterstützt. Durch die physikalische Modellbildung ist ein direkter Abgleich zwischen der CAD Konstruktion und dem Simulationsmodell möglich.

Die mathematische Zieldefinition erfolgt in Form einer Kostenfunktion, welche so gestaltet wurde, dass sie systemunabhängig ist. So wird ein grundlegendes Problem aus dem Stand der Forschung gelöst. Bestehende Optimierungsverfahren basieren bisher auf spezialisierten Kostenfunktionen, die nur selten übertragbar sind. Zusätzlich ergibt sich das Problem, dass diese häufig nur mit detailliertem

Systemwissen eingestellt werden können. Die Kostenfunktion dieser Arbeit nutzt normierte Kennwerte. Dies ermöglicht eine inkrementelle Anpassung des Systemverhaltens an den Wunsch der anwendenden Person. Zur Normierung werden etablierte Verfahren und Kennwerte aus dem Stand der Forschung herangezogen.

Die dritte und letzte Forschungsfrage nach dem Optimierungsverfahren wurde durch die Analyse bekannter Methoden beantwortet. Es wurden verschiedene Verfahren aus dem Bereich des Machine Learning, analytische und metaheuristische Verfahren untersucht. Die Untersuchungen ergaben, dass Verfahren aus dem Bereich des Machine Learning besser geeignet sind, um die komplexe Optimierung der PID-Parameter durchzuführen und die PSO erwies sich als am zuverlässigsten. Um eine mögliche Optimierung einer größeren Gruppe von Personen zu eröffnen, wurde ein Leitfaden entwickelt, der eine Orientierung zur Wahl des Optimierungskriteriums gibt.

Zur Verifizierung der erarbeiteten Methode wurden zwei Validierungsumgebungen mit unterschiedlichen Leistungsklassen aufgebaut und optimiert. In diesen wurden mehrere Konfigurationen und damit verbundene Optimierungsziele untersucht. Im ersten Beispiel wurde gezeigt, dass bei einem Zweimassenschwinger eine deutliche Verbesserung in der Dynamik erreicht werden kann. Der optimierte Regler zeigt sowohl ein besseres Führungsverhalten als auch eine bessere Reaktion auf äußere Störgrößen in Form von Stößen und Schwingungen. Als zweites Beispiel wurde ein leistungsreduzierter/-skalierter Komponentenprüfstand gewählt. Auch bei diesem konnten die Vorteile einer Optimierung gezeigt werden. Durch die Verifizierung kann die zentrale Hypothese dieser Arbeit bestätigt werden.

- Durch die Nutzung eines modellbasierten Optimierungsverfahrens lässt sich ein optimierter Regler-Parametersatz für rotatorische Regelkreise finden, ohne dass die anwendende Person Kenntnis über das eigentliche Optimierungsverfahren besitzen muss.

Wie gezeigt wurde, ist die Methode in der Lage einen geeigneten Regler-Parametersatz zu bestimmen. Der Leitfaden zur Nutzung unterstützt bei der Parametrierung der Kostenfunktion und ermöglicht eine eigenständige Auswahl des Optimierungsziels durch die anwendende Person. Anschließend kann die Optimierungsmethode eine Lösung bestimmen, ohne dass die anwendende Person mit dem Verfahren interagieren muss.

Durch eine Studie zur Anwendbarkeit konnte sichergestellt werden, dass die zuvor definierten Anwendenden die Methode nutzen können. Die Studie zeigt, dass selbst Anwendende mit geringem bis kein Vorwissen bezüglich der Modellerstellung und der Einstellung von PID-Parametern mithilfe von Anleitungen und einer kurzen

Einführung in der Lage sind eine Optimierung der PID-Parameter durchzuführen. Zudem konnten konstante Ergebnisse bei unterschiedlichen Anwendenden und damit verbunden unterschiedlichem Fähigkeitsprofil gezeigt werden. Dies zeigt eine hohe Wiederholbarkeit und damit verbunden Vergleichbarkeit der Ergebnisse unabhängig vom Anwendenden.

9.2 Ausblick

Die aufgezeigte Methode besitzt das Potenzial auf weitere, nicht rotatorische Systeme übertragen zu werden. Um dies umzusetzen, müssen weitere Systeme optimiert und zuvor analysiert werden. Durch die Systemunabhängigkeit der Kostenfunktion sollte diese direkt möglich sein. Bei der Modellbildung bedarf es jedoch der Betrachtung anderer Systeme. Mit dieser Arbeit wurde eine Grundlage für die Bibliothek der wiederverwendbaren Komponenten geschaffen.

Durch eine Anpassung der Algorithmen zur Parallelisierung auf GPUs könnte die Berechnungszeit der Optimierung deutlich verringert werden. Dies bietet das Potenzial, dass eine Optimierung innerhalb von wenigen Minuten durchgeführt werden kann oder deutlich größere Parameterräume betrachtet werden können.

Durch die zentrale Verwaltung der Modelle in einer Bibliothek und das damit verbundene Wissen, welches in dieser gespeichert ist, können die Modelle für weitere Zwecke herangezogen werden. Im Bereich der Digital Twins gibt es diesbezüglich bereits Bestrebungen (Mandel et al., 2020). So sollte zum Beispiel betrachtet werden, ob eine Validierungskonfiguration für den geplanten Einsatzzweck geeignet ist, bevor die ersten physischen Komponenten gefertigt werden. Auch eine Implementierung der geplanten Testfälle in die Modelle könnte die Machbarkeit einer Untersuchung vorab beleuchten.

Die Methode in Kombination mit den Modellen und bestehenden Bestrebungen bietet daher das Potenzial ein zentraler Schritt in der Entwicklung von Validierungskonfigurationen zu werden.

Literaturverzeichnis

- Albers, A., Behrendt, M., Klingler, S. & Matros, K. (2016). Verifikation und Validierung im Produktentstehungsprozess. In U. Lindemann (Hrsg.), *Handbuch Produktentwicklung* (S. 541–569). Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG. <https://doi.org/10.3139/9783446445819.019>
- Albers, A. & Düser, T. (2010). Implementation of a Vehicle-in-the-Loop Development and Validation Platform. In *Proceedings of FISITA 2010 World Automotive Congress. Automobiles and sustainable mobility*. Budapest, Hungary: Fisita.
- Albers, A., Mandel, C., Yan, S. & Behrendt, M. (2018). System of Systems Approach for the Description and Characterization of Validation Environments. In *Proceedings of the DESIGN 2018 15th International Design Conference* (S. 2799–2810). Glasgow, UK: The Design Society. <https://doi.org/10.21278/idc.2018.0460>
- Amanullah, M. & Tiwari, P. (2014). Optimization of PID Parameter In Control System Tuning With Multi-Objective Genetic Algorithm. *Int. Journal of Engineering Research and Applications*, 4(5), 60–66.
- Ang, K. H., Chong, G. & Li, Y. (2005). PID control system analysis, design, and technology. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 13(4), 559–576. <https://doi.org/10.1109/TCST.2005.847331>
- Berger, J., Boog, S. & Ott, S. (2016). Experimentelle Darstellung der Einflüsse bei dynamischer Kopplung physisch-virtueller Antriebssysteme. In *SIMVEC Simulation und Erprobung in der Fahrzeugentwicklung 2016: Berechnung, Prüfstands- und Straßenversuch* (VDI-Berichte, Bd. 2279, 1. Aufl., S. 545–558). Düsseldorf: VDI Verlag. <https://doi.org/10.51202/9783181022795-545>
- Bertalanffy, L. v. (1972). Zu einer allgemeinen Systemlehre. In K. Bleicher (Hrsg.), *Organisation als System* (Organisation als System, S. 114–129). Wiesbaden: Gabler Verlag.
- Bertram, J. (2019). *Design of an adjustable cost function for a machine learning algorithm*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.

- Bingul, Z. & Karahan, O. (2018). Comparison of PID and FOPID controllers tuned by PSO and ABC algorithms for unstable and integrating systems with time delay. *Optimal Control Applications and Methods*, 39(4), 1431–1450. <https://doi.org/10.1002/oca.2419>
- Cauchy, M. A. (1847). Methode generale pour la resolution des systemes d'equations simultanees. In *Comptes Rendus Hebd. Séances Acad. Sci.* 25 (S. 536–538). Paris.
- Cespedes, M., Contreras, M., Cordero, J., Montoya, G., Valverde, K. & Rojas, J. D. (2016). A comparison of bio-inspired optimization methodologies applied to the tuning of industrial controllers. In *36th Central American and Panama Convention* (S. 1–6). San Jose, Costa Rica: IEEE. <https://doi.org/10.1109/CONCAPAN.2016.7942340>
- Chien, K. L., Hrones, J. A. & Reswick, J. B. (1952). On the Automatic Control of Generalized Passive Systems. *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, 74(2), 175–183. <https://doi.org/10.1115/1.4015724>
- Dai, J. (2019). *System Identifikation und PID-Regler Optimierung im Kontext von rotorischen Validierungsumgebungen mithilfe von Genetischen Algorithmen*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Das, I. & Dennis, J. E. (1998). Normal-Boundary Intersection: A New Method for Generating the Pareto Surface in Nonlinear Multicriteria Optimization Problems. *SIAM Journal on Optimization*, 8(3), 631–657. <https://doi.org/10.1137/S1052623496307510>
- Di, P. N. (1974). *Beitrag zur Reduktion diskreter Schwingungsketten auf ein Minimalmodell*. Dissertation. Technische Universität, Dresden.
- DIN IEC, 60050-351:2014-09 (2014). *Internationales Elektrotechnisches Wörterbuch - Teil 351: Leittechnik*. Berlin: Beuth Verlag GmbH.
- Dorigo, M., Birattari, M. & Stutzle, T. (2006). Ant colony optimization. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 1(4), 28–39. <https://doi.org/10.1109/MCI.2006.329691>

- Dresig, H. & Fidlin, A. (2014). *Schwingungen mechanischer Antriebssysteme. Modellbildung, Berechnung, Analyse, Synthese* (3., überarb. u. erw. Aufl.). Berlin: Springer Vieweg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-24117-8>
- Dresig, H. & Holzweißig, F. (2011). *Maschinendynamik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-16010-3>
- Ebel, B. (2015). Modellierung von Zielsystemen in der interdisziplinären Produktentstehung. Dissertation. In A. Albers & S. Matthiesen (Hrsg.), *Forschungsberichte des IPEK - Institut für Produktentwicklung. Systeme, Methoden, Prozesse* (Bd. 85). ISSN: 1615-8113. Karlsruhe: Karlsruher Institut für Technologie (KIT). <https://doi.org/10.5445/IR/1000048334>
- Eberhart, R. & Shi, Y. (2001). Particle swarm optimization: developments, applications and resources. In *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No.01TH8546)* (S. 81–86). Seoul, South Korea: IEEE. <https://doi.org/10.1109/CEC.2001.934374>
- Engelberg, S. (2008). *Digital signal processing: an experimental approach* (Signals and communication technology). Berlin: Springer Science & Business Media.
- Fan, L. & Joo, E. M. (2009). Design for auto-tuning PID controller based on genetic algorithms. In *2009 4th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications* (S. 1924–1928). Xi'an, China: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICIEA.2009.5138538>
- Gaing, Z.-L. (2004). A particle swarm optimization approach for optimum design of PID controller in AVR system. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 19(2), 384–391. <https://doi.org/10.1109/TEC.2003.821821>
- Galm, M. (2015). *Modellbasierte Analyse von Regelungstopologien bei Closed-Loop-Versuchen*. Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Kennedy, J. & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks* (S. 1942–1948). Perth, WA, Australia: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>

- Killingsworth, N. & Krstic, M. (2005). Auto-tuning of PID controllers via extremum seeking. In *Proceedings of the 2005, American Control Conference* (S. 2251–2256). Portland, OR, USA: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ACC.2005.1470304>
- Lieslehto, J. (2001). PID controller tuning using evolutionary programming. In *Proceedings of the 2001 American Control Conference* (4. Aufl.). Arlington, VA, USA: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ACC.2001.946324>
- Mandel, C., Wolter, K., Bause, K., Behrendt, M., Hanf, M. M. & Albers, A. (2020). Model-Based Systems Engineering methods to support the reuse of knowledge within the development of validation environments. In *2020 IEEE International Systems Conference (SysCon)* (S. 1–7). Montreal, QC, Canada. <https://doi.org/10.1109/SysCon47679.2020.9275919>
- Marler, R. T. & Arora, J. S. (2004). Survey of multi-objective optimization methods for engineering. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 26, 369–395. <https://doi.org/10.1007/s00158-003-0368-6>
- Messac, A., Ismail-Yahaya, A. & Mattson, C. A. (2003). The Normalized Normal Constraint Method for Generating the Pareto Frontier. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 25, 86–98. <https://doi.org/10.1007/s00158-002-0276-1>
- Mitchell, M. (1995). Genetic algorithms: An overview. *Complexity*, 1(1), 31–39. <https://doi.org/10.1002/cplx.6130010108>
- Mitsukura, Y., Yamamoto, T. & Kaneda, M. (1997). A genetic tuning algorithm of PID parameters. In *1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation* (S. 923–928). Orlando, FL, USA: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSMC.1997.626222>
- Nelder, J. A. & Mead, R. (1965). A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, 7(4), 308–313. <https://doi.org/10.1093/comjnl/8.1.27>
- Ogata, K. (2010). *Modern control engineering* (5th ed.). Boston, USA: Prentice-Hall.
- Pinner, T. (2017). Ein Beitrag zur Entwicklung von Koppelsystemen für die Validierung im Kontext des X-in-the-Loop-Frameworks am Beispiel eines Schaltroboters. Dissertation. In A. Albers & S. Matthiesen (Hrsg.),

Forschungsberichte des IPEK - Institut für Produktentwicklung. Systeme, Methoden, Prozesse (Bd. 104). ISSN: 1615-8113. Karlsruhe: Karlsruher Institut für Technologie (KIT).

Pinner, T., Jost, F., Schmid, D. & Albers, A. (2015). Considering User's Impact in Validation Activities - An Approach for the Determination of Requirements. In *DS 80-5 Proceedings of the 20th International Conference on Engineering Design (ICED15) Vol 5: Design Methods and Tools - Part 1*. Milan, Italy: The Design Society.

Porter, B. & Jones, A. H. (1992). Genetic tuning of digital PID controllers. *Electronics Letters*, 9(28), 843–844. <https://doi.org/10.1049/el:19920533>

Ragazzini, J. R. & Franklin, G. F. (1958). *Sampled-data control systems*. New York, USA: McGraw-Hill.

Rivin, E. I. (1966). Metod umenseniya stepenej svobody v rascetnych schemach zepnych i rasvetvlyennykh sistem (Methode zur Verminderung der Freiheitsgrade in Berechnungsmodellen verketteter und verzweigter Systeme). (*Russ.*)-*Vestnik Mašinstroeniya*, 46(5).

Rojas, J. D., Arrieta, O. & Vilanova, R. (2021). *Industrial PID Controller Tuning. With a Multiobjective Framework Using MATLAB*. Cham, Schweiz: Springer Nature Switzerland AG. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-72311-8>

Ropohl, G. (1978) [Review of Allgemeine Modelltheorie, von H. Stachowiak]. *Philosophische Rundschau*, 25(1/2), 133–138. Verfügbar unter: <http://www.jstor.org/stable/42571374>

Sahib, M. A. & Ahmed, B. S. (2016). A new multiobjective performance criterion used in PID tuning optimization algorithms. *Journal of Advanced Research*, 7(1), 125–134. <https://doi.org/10.1016/j.jare.2015.03.004>

Schröder, D. (2015). *Regelung von Antriebssystemen* (Elektrische Antriebe, 4. Auflage). Berlin Heidelberg: Springer Vieweg.

Schulz, G. (2007). *Regelungstechnik 1*. München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH. <https://doi.org/10.1524/9783486594027>

- Simon, D. (2013). *Evolutionary optimization algorithms*. Hoboken, New Jersey, USA: John Wiley & Sons Inc.
- Stachowiak, H. (1973). *Allgemeine Modelltheorie*. Wien, New York: Springer.
- Stehr, G., Graeb, H. & Antreich, K. (2003). Performance trade-off analysis of analog circuits by normal-boundary intersection. In *Proceedings of the 40th annual Design Automation Conference* (S. 958–963). Anaheim, CA, USA: IEEE. <https://doi.org/10.1109/DAC.2003.1219159>
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 50(236), 433–460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>
- Valluru, S. K. & Singh, M. (2018). Performance investigations of APSO tuned linear and nonlinear PID controllers for a nonlinear dynamical system. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 5(3), 442–452. <https://doi.org/10.1016/j.jesit.2018.02.001>
- Varol, H. A. & Bingul, Z. (2004). A new PID tuning technique using ant algorithm. In *Proceedings of the 2004 American Control Conference*. Boston, MA, USA: IEEE. <https://doi.org/10.23919/ACC.2004.1383780>
- Vilanova, R. & Visioli, A. (2012). *PID Control in the Third Millennium*. London: Springer London. <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-2425-2>
- Wang, P. & Kwok, D. P. (1992). Auto-tuning of classical PID controllers using an advanced genetic algorithm. In *Proceedings of the 1992 International Conference on Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation* (S. 1224–1229). San Diego, CA, USA: IEEE. <https://doi.org/10.1109/IECON.1992.254429>
- Wolter, K. & Albers, A. (2020). A Method for User-Friendly PID-Parameter Optimization for Highly Dynamic Component Test Benches. In *Proceedings of FISITA 2020 Web Congress*. Online-Conference 24.11.2020.
- Zamani, M., Karimi-Ghartemani, M., Sadati, N. & Parniani, M. (2009). Design of a fractional order PID controller for an AVR using particle swarm optimization. *Control Engineering Practice*, 17(12), 1380–1387. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2009.07.005>

- Zhang, J., Zhuang, J., Du, H. & Wang, S. (2009). Self-organizing genetic algorithm based tuning of PID controllers. *Information Sciences*, 179(7), 1007–1018. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2008.11.038>
- Zhou, A., Qu, B.-Y., Li, H., Zhao, S.-Z., Suganthan, P. N. & Zhang, Q. (2011). Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art. *Swarm and Evolutionary Computation*, 1(1), 32–49. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2011.03.001>
- Ziegler, J. G. & Nichols, N. B. (1942). Optimum Settings for Automatic Controllers. *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, 64(8), 759–768. <https://doi.org/10.1115/1.2899060>

**Studentische Abschlussarbeiten die im Kontext dieser
Dissertation am IPEK – Institut für Produktentwicklung am
Karlsruher Institut für Technologie (KIT) vom Autor Co-
betreut wurden:**

- Balmer, F. (2021). *Entwicklung eines Digitalen Zwillings eines Drehzahlsensors*. Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Bertram, J. (2019). *Design of an adjustable cost function for a machine learning algorithm*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Dai, J. (2019). *System Identifikation und PID-Regler Optimierung im Kontext von rotatorischen Validierungsumgebungen mithilfe von Genetischen Algorithmen*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Egle, Y. (2019). *Entwicklung und Optimierung einer Testumgebung zur Analyse von Einflüssen der Vorkonditionierung trockenlaufender Friktionssysteme auf das statische Reibmoment*. Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Hetzner, T. (2019). *Entwicklung eines skalierten Prüfaufbaus zur Untersuchung von Schwingungen in Antriebssträngen*. Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.

- Lian, P. (2018). *Optimierung des Trinkwarmwasserregelalgorithmus einer Wohnungsstation*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Nieman, M. (2017). *Automatisierte Felddatenauswertung für die Triebstrangentwicklung*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Tüzün, M. (2019). *Entwicklung einer Methode zur effizienteren Datenaufzeichnung von hochdynamischen Prüfläufen*. Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Zhang, J. [Jiayuan]. (2019). *Intelligente Diagnoseverfahren für permanentmagneterregte Synchronmotoren (PMSM) im elektrischen Antrieb für autonome Fahrzeuge*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.
- Zhou, J. (2018). *Methode zur Prädiktion von Messsignalen in einer Validierungsumgebung mit Hilfe von Neuronalen Netze*. Unveröffentlichte Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.

Des Weiteren wird auf nachfolgende studentische Arbeiten referenziert, die nicht durch den Autor dieser Arbeit Co-betreut wurden:

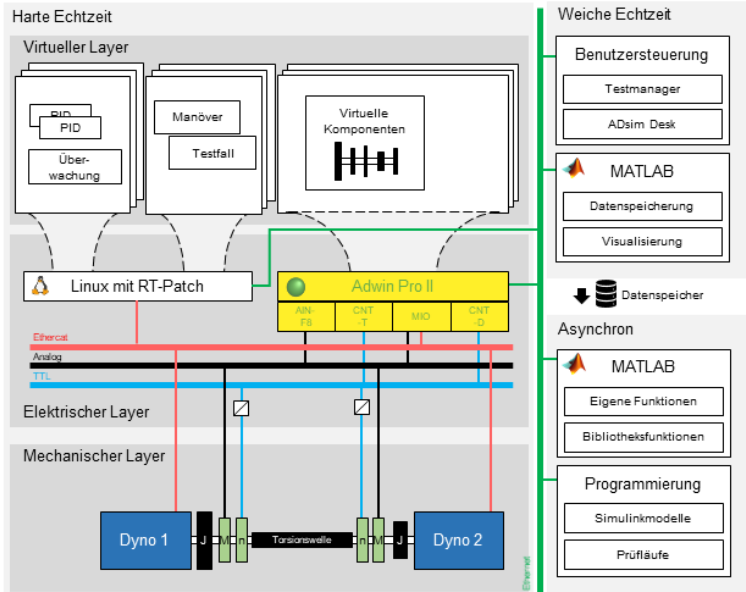
- Galm, M. (2015). *Modellbasierte Analyse von Regelungstopologien bei Closed-Loop-Versuchen*. Unveröffentlichte Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Karlsruhe.

Glossar

Begriff	Definition
Inverse Kinetik	Kinetik beschreibt die Änderung von Bewegungsgrößen unter der Einwirkung von Kräften. Unter Inverser Kinetik wird im Kontext dieser Arbeit eine mathematische Darstellung von kinetischen Beziehungen aus Sicht eines Aktors verstanden, die es ermöglicht die notwendige Stellgröße des Aktors basierend auf einer geforderten Bewegungsänderung zu berechnen. Eine Analogie hierzu ist ein inverses Kinematik Modell, welches sich auf geometrische Zusammenhänge anstelle von energetischen bezieht.
Kostenfunktion oder auch Fitnessfunktion	Die Kostenfunktion ist die Zielfunktion eines Optimierungsalgorithmus. Sie wird durch den Algorithmus minimiert. Sie beschreibt wie geeignet ein Punkt des Lösungsraums ist.
Metaheuristische Verfahren	Metaheuristische Verfahren sind Verfahren zur näherungsweise Lösung von Optimierungsproblemen. Sie basieren auf abstrakten Schritten, die auf unterschiedliche Probleme angewandt werden können.
Vorsteuerung	Eine Vorsteuerung beaufschlagt den Ausgang eines Reglers mit einem Wert unabhängig vom aktuellen Zustand der Regelstrecke. Der Wert basiert hierbei auf einer Schätzung des Stellgrößen-Bedarfs.

Anhang A1

Hardwarearchitektur des Power Pack Prüfstands mit den verwendeten Aktuatoren, Sensoren, Echtzeit- und Messsystemen.



Komponentenübersicht der Validierungskonfiguration am Power Pack Prüfstand:

Nr.	Komponente	Hersteller	Bezeichnung
1	Prüfstandsmotor	Krebs & Aulich	KIT001BN02
2	Drehmasse	IPEK	
3	Lamellenkupplung	Mayr Antriebstechnik	ROBA-DS 64
4	Drehmomentsensor	Manner Sensortelemetire	MF-1000
5	Drehzahlsensor	Baumer	HMC18
6	Lagerung	IPEK	-
7	Torsionswelle	IPEK	-
8	Drehmasse	IPEK	-
9	Prüfstandsmotor	Krebs & Aulich	KIT001BN01

Anhang A2

Komponentenübersicht der Validierungskonfiguration am Mini-HiL Prüfstand.

Nr.	Komponente	Hersteller	Bezeichnung
1	Prüfstandsmotor	SEW	CMP71M
2	Balgkupplungen	R+W	BKL 60
3	Drehmomentsensor	Kistler	4503A100HA1B2000
4	Prüfstandsmotor	SEW	CMP71M

Anhang B1

Beschreibung und Aufgabenstellung der Studie zur Anwendbarkeit, die jede Teilnehmende erhalten hat.

Beschreibung der Validierungsumgebung und des Anwendungsziels
 Sie haben den in Abbildung 1 dargestellten Aufbau zur Validierung eines Drehmomentsensors entwickelt. Der Aufbau besteht aus zwei PMSM (1 und 4), dem dazwischenliegenden Sensor (3, Kistler 4503A100H-A1B2000) und jeweils einer Wellenkupplung (2, R+W BKL 60) zum Verbinden der Motoren mit dem Sensor. Der Aufbau befindet sich am Mini-Hill 2 Prüfstand des IPEK Prüffeldes.

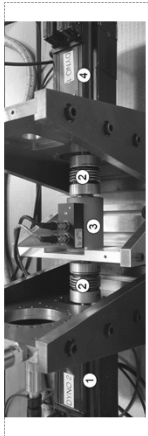


Abbildung 1: Darstellung des für die Anwenderstudie genutzten Prüfaufbaus.

Um den Drehmomentsensor zu validieren, soll dieser bei verschiedenen Drehzahlen mit unterschiedlich hohen Drehmomenten belastet werden. Hierfür wird einer der beiden Motoren drehzahlgeregelt betrieben und der andere stellt das gewünschte Drehmoment in Form von Sprüngen. Um einen guten Messpunkt zu erhalten, sollte der Drehzahlregler des entsprechenden Motors auf diese Aufgabe abgestimmt werden. Ein guter Messpunkt zeichnet sich durch eine möglichst konstante Drehzahl ohne viele Schwankungen oder Abweichungen zwischen der Soll- und Ist-Drehzahl aus.

Beschreibung des Regelkreises

Eine schematische Darstellung des genutzten Regelkreises ist in Abbildung 2 gegeben. Die Soll-Drehzahl $w(t)$ dient zusammen mit der Ist-Drehzahl $y(t)$ als Eingangsgröße des PID Reglers. Die Ausgangsgröße ist das Drehmoment $M(t)$, welches an den Umrichter / Motor des Prüfstandes weitergegeben wird. Der Motor des Prüfstandes wird folglich im Drehmomenten-Modus betrieben und eine „äußere“ Regelstrecke implementiert. Ziel ist es die Parameter für diese äußere Regelstrecke zu bestimmen.

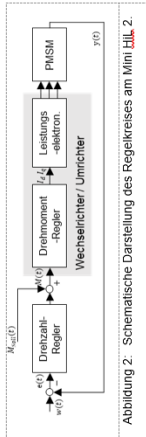


Abbildung 2: Schematische Darstellung des Regelkreises am Mini-Hill 2.

Aufgabenbeschreibung

1. Erstellen Sie ein Simulationsmodell der beschriebenen Validierungsumgebung und implementieren Sie die Schnittstelle für eine automatische Optimierung. Der Fokus liegt hierbei auf der Modellierung des mechanischen Teils. Die Schnittstellen für die Optimierung sind standardisiert und kommen aus Beispielen entnommen werden.
2. Stellen Sie anschießend mithilfe des aufgebauten Modells, mit einem Verfahren (z.B. Simulink PID Regler) ein MATLAB-Skript, welches es ermöglicht einen Drehmomenten-Referenzen, Regler-Parametern zu simulieren und darzustellen ist gegeben.
3. Nachdem Sie den Regler eingestellt haben, soll mit dem erstellten Modell eine automatische Optimierung der Regler-Einstellungen vorgenommen werden. Definieren Sie hierfür mit dem gegebenen Flussdiagramm ein Optimierungsziel und tragen Sie alle notwendigen Größen in das entsprechende MATLAB-Skript ein. In Abbildung 3 ist zur Hilfeleistung ein Diagramm mit dem Ablauf des Optimierungsvariablen gegeben.

Anmerkungen

- Für die Optimierung müssen neben den mechanischen Komponenten folgende Blöcke in dem Simulink-Modell vorkommen:
 - o „Sollwert-Sprung“
 - o „PID-Regler“
 - o „Datenlogger“
- Achten Sie bei der Erstellung des Modells auf die bereits vorhandenen Blöcke für Standardelemente des IPEK Prüffeldes.
- Es wird empfohlen den Regelkreis in Umdrehungen pro Minute und nicht in Rad pro Sekunde aufzubauen.
- Kennwerte der verbauten Komponenten können den Datenblättern entnommen werden.



Sie können diese
Dissertation mithilfe
des obigen QR-Codes
auch digital einsehen.