

Design- und Kennfeldoptimierung von elektrischen Motoren mit Hilfe von Metamodellen

Design- and performance map optimisation of electric motors using meta-models

Dipl.-Phys. **M. Stokmaier**, Dynardo GmbH, Weimar;
Dipl.-Ing. **D. Bachinski Pinhal**, Universität der Bundeswehr München,
Neubiberg;
Dr. **R. Niemeier**, Dynardo GmbH, Weimar;

Kurzfassung

Für die Analyse und Optimierung drehzahlvariabler elektrischer Maschinen ist nicht nur die Leistung an einem festgelegten Betriebspunkt - also z.B. bei speziellen Werten des Drehmomentes und der Drehzahl - maßgebend, sondern es spielt vielmehr das gesamte durch die Zuordnung von Drehmoment und Drehzahl zur Leistung definierte Wirkungsgradkennfeld eine wesentliche Rolle. Derartige Kennfelder sind von vielen Eingangsparametern, wie z.B. Spannung, Temperatur, geom. Größen, verwendeten Materialien etc. abhängig.

Der Beitrag zeigt, wie systematische Parameterstudien die Pareto- und kennfeldbezogene Optimierung elektrischer Motoren für die industrielle Praxis ermöglichen. Zentrale Werkzeuge sind dabei die globale Sensitivitätsanalyse und effiziente metamodellbasierte Optimierungsalgorithmen.

Am Beispiel eines permanentmagneterregten Synchronmotors werden zunächst thermisch-mechanische und elektromagnetisch-mechanische Zielkonflikte ausgeleuchtet. Dann wird gezeigt, wie die Verwendung von Metamodellen in Kombination mit globalen Suchalgorithmen die kennfeldbezogene Optimierung der Designs mit einem stark reduzierten Simulationsaufwand ermöglicht. Anschließend werden Robustheitsanalysen der optimierten Designs durchgeführt.

Abstract

For the analysis and optimisation of electrical machines in variable-speed applications it is important to consider not only output values at one fixed operating point but rather to consider operating lines or maps, like e.g. the efficiency map, defined by the electrical power

depending on speed (in rounds per minute - rpm) and torque (in Newtonmeter - Nm), under the most important load cycles. Such operating maps depend on many input parameters like e.g. voltage, temperature, geometrical layout and materials.

This contribution shows how systematic parameter studies of Pareto fronts and operating maps can be used for the optimisation of electrical motors in the context of industrial development. Tools of central importance are global sensitivity analysis and efficient meta-model-based optimisation algorithms.

Using as example a permanent magnet synchronous motor first thermo-mechanical and electromagnetic-mechanical target conflicts are considered. Then it is shown how the usage of meta-models in combination with global optimisation algorithms can be used to efficiently reduce the necessary amount of simulations for operating map-based design optimisation. Finally, robustness analyses are conducted for the optimised designs.

1. Einleitung

Heutzutage sind vielfältige Optimierungsalgorithmen bei CAE-Simulationen verfügbar. Abhängig von der Aufgabe sind unterschiedliche Optimierungskategorien, wie z.B. Form-, Topologie- oder parametrische Optimierung und deren Kombinationen nützlich. Hier beziehen wir uns auf die parametrische Optimierung und wollen am Beispiel zweier Elektromotorsimulationen Vorteile aufzeigen, die sich durch die Kombination von Metamodellen und Optimierungsalgorithmen ergeben, insbesondere bei einem höherdimensionalen Designraum mit nichtlinearen Antwortgrößen.

Trotz der stetig sich verbessernden Verfügbarkeit von parametrischen Simulationsmodellen im praktischen industriellen Einsatz gibt es weiterhin kritische Probleme, die einem breiten Einsatz moderner Algorithmen noch im Wege stehen, weshalb zur Verfügung stehende Designräume oft nur viel geringer ausgeleuchtet werden als es praktikabel machbar wäre. Dies betrifft praktische Aspekte wie z.B. Modell-, Workflowstabilität und Rechenzeiten ebenso wie konzeptionelle Aspekte, etwa die Auswahl der Algorithmen oder die Frage, wie die Optimierung bezogen auf einzelne Komponenten in Einklang mit den Optimierungszielen einer umfassenderen Systemperspektive zu bringen ist.

Ein Ziel bei der Optimierung von elektrischen Motoren ist oft die Wirkungsgradsteigerung, jedoch nicht nur für einen bestimmten Betriebspunkt, sondern vielmehr über einen gesamten

Bereich, z.B. im Hinblick auf verschiedene Drehzahlen, Lasten, Temperaturen, etc.. Dies führt einerseits zur Kennfeldanalyse hinsichtlich der Betrachtung verschiedener Zustände eines elektrischen Motors, andererseits hinsichtlich mehrerer Anforderungsdimensionen zur Analyse verschiedener elektrischer Motoren mit Paretofronten.

2. Zielkonflikte und Kennfeldbetrachtung beim Design von elektrischen Maschinen

Für die Analyse und Optimierung von modernen Elektromotoren sind Leistungskriterien wie mittleres Drehmoment, Verluste, Wirkungsgrad, Signalformen u.v.m. nicht nur an einem festgelegten Betriebspunkt maßgebend, sondern es spielt vielmehr das gesamte durch die Zuordnung von Drehmoment und Drehzahl zur Leistung definierte Kennfeld eine wesentliche Rolle. Will man die Vorteile automatisierter algorithmischer Optimierung in Kombination mit physikgetreuen Finite-Elemente-Modellen (FEM) beim Design elektrischer Maschinen nutzen, so steht man vor der zentralen Herausforderung, dass eine Optimierung nach einem ausgewählten Kennfeldpunkt mit aller Wahrscheinlichkeit Maschinendesigns liefert, die in vielen anderen Betriebspunkten nicht effizient genug arbeiten, dass aber algorithmische Ansätze mit holistischer Kennfeldperspektive entweder den Aufwand für die Numerik oder den Aufwand für den konzeptionellen Überbau explodieren lassen.

Idealerweise will man für jedes modifizierte Maschinendesign ein komplettes Kennfeld berechnen, wobei für jede Designvariante eine Vielzahl von Drehzahl-Drehmoment-Betriebspunkten simuliert werden muss. Ferner können mit einem einzigen Motordesign Betriebspunkte auf unterschiedliche Weise erreicht werden, sofern sie sich nicht auf der Grenzkennlinie des drehzahlabhängigen Maximaldrehmoments befinden. Die Betriebspunkteinstellung wird erst durch eine übergeordnete Steuerungsstrategie, z.B. „Maximum Torque per Ampere“ (MTPA), eindeutig festgelegt. Die Untersuchung eines Maschinendesigns einschließlich der betriebspunktoptimal eingestellten Steuerung umfasst also eine weitere Multiplikationsebene des idealerweise betriebenen Berechnungsaufwands.

Eine vollumfängliche Betrachtung bzw. Optimierung eines Maschinendesigns erfordert somit die Analyse der Bewertungsgrößen in der kompletten Drehzahl-Drehmoment-Ebene unter Variation des Maschinendesigns sowie der lokal anzupassenden Steuerparameter. Solange solcherart erschöpfende Untersuchungen des Gesamtdesignraums unerreichbar bleiben, kann der Maschinenentwickler sich lediglich zwischen verschiedenen Wegen zu unvollständig optimierten Designs entscheiden, entweder im Sinne einer Kennfeldperspektive oder ausgehend von fest eingestellten Betriebspunkten. Entweder man geht von eingehenden

und aufwendigen Kennfelduntersuchungen aus und akzeptiert, dass man sich auf kleine Inseln im Gesamtdesignraum beschränkt bzw. algorithmisch nur sehr lokal optimieren kann; oder aber man geht von ausgewählten, zeitweise fest eingestellten Betriebspunkten aus (und blendet den Rest des Kennfeldes zwischenzeitlich aus), was eine Einzeldesignbewertung mit „leichtem Berechnungsfußabdruck“ ergibt. Mit heutiger Rechenleistung kann der leichtgewichtige Ansatz in Verbindung mit modernen Sensitivitäts- und Optimierungsalgorithmen eine effektive globale Erforschung des Designraums in den Bereich des Machbaren rücken. Hierbei muss man aber andere Formen von Einschränkung akzeptieren, etwa eine Blindheit gegenüber der Entdeckung von Optima, wenn Punkte im Designraum zwar erfasst werden, wenn aber (a) die entsprechenden Maschinenmodelle nie im optimal eingestellten Betriebspunkt arbeiten oder (b) wenn sie im untersuchten Kennfeldpunkt leicht suboptimale Leistung abgeben, gleichzeitig für den Rest des Kennfeldes aber große Vorteile böten.

Der Einsatz metamodellbasierter Optimierung kann dieses Konfliktfeld wesentlich entschärfen. Das von Bachinski Pinhal et al. [1] vorgestellte Verfahren zur Berechnung von Grenzkennlinien erlaubt auch die Ableitung verschiedener Kennfelder für unterschiedliche Strategien optimalen Betriebs aufgrund eines einzigen Metamodells und die Erstellung eines Metamodells auf der Basis von wenigen hundert Simulationen. Das bedeutet, dass im Fall von 2D-FEM-Simulationen als Grundlage die Erstellung der Datenbasis für die erschöpfende kennfeldbasierte Analyse einer Maschinengeometrievariante selbst bei Verwendung einer üblichen Workstation nur noch eine Frage von Stunden ist. Dieser Artikel will die damit verbundenen Möglichkeiten holistischerer Maschinenoptimierung exemplarisch umreißen, indem folgende Aspekte ausgeleuchtet werden:

- Metamodelle als Ergebnis einer Variantenstudie und der Prognosekoeffizient (Coefficient of Prognosis, CoP) als konservatives Qualitätsmaß,
- Verwendung eines Metamodells zur Kennfeldberechnung einer permanentmagnet-erregten Synchronmaschine (PMSM),
- Verwendung eines Metamodells zur Ausleuchtung von Zielkonflikten per Pareto-optimierung,
- Robustheitsbewertung von Designpunkten mittels metamodellbasierter Sensitivitätsanalyse

Dabei dienen numerische Modelle der permanenterregten Synchronmaschine in ANSYS Maxwell und Motor-CAD als Simulationsgrundlage.

3. Vom Versuchsplan zum objektiv bewerteten Metamodell

Der Begriff „Sensitivitätsanalyse“ kann viel mehr bedeuten als nur die „Erzeugung einer geordneten Liste von Einflussparametern.“ Ein modernes antwortflächenbasiertes Verfahren der Sensitivitätsanalyse kann Auskunft über isolierte und gekoppelte Einflussgrößen geben, kann nichtlineare Abhängigkeiten erfassen und es ergibt sich im Idealfall für jede untersuchte Antwortgröße eine repräsentative Antwortfläche, ein Metamodell, welche in der Lage ist, die globalen Tendenzen des Systemverhaltens als Interpolationsmodell wiederzugeben. Ein rechnerisch schlankes Metamodell erlaubt breite statistische Analysen, um die Ergebnisse der Sensitivitätsanalyse zu erweitern, und es kann zu Optimierungszwecken genutzt werden.

Klassisch gibt es Sensitivitätsanalysen mit lokalem Fokus, z.B. als punktweise Gradientenanalyse, oder mit globaler Perspektive, um einen durch Parameterunter- und obergrenzen definierten Designraum zu charakterisieren. Beim Abtasten vieldimensionaler Räume ist die Strategie zur Verteilung der Messpunkte entscheidend, denn bei vielen Ansätzen steigt die Zahl der Punkte stark überproportional mit der Dimension. Zufallsbasierte „Latin Hypercube Samplings“ (LHS) bieten zwei entscheidende Vorteile: die Punktzahl ist eine Anwendervorgabe, und entlang jeder Dimension steht die feinstmögliche mit dieser Anzahl erreichbare Rasterung zur Verfügung. Ein weiterer entscheidender Schritt ist der Aufbau von Metamodellen. Dabei wird für jede Antwortgröße eine mathematische Funktion, das Metamodell, ermittelt, welche das globale Verhalten dieser Antwortgröße in Abhängigkeit von den Eingangsparametern repräsentiert.

Eine bekannte Gefahr beim Versuch, repräsentative Metamodelle auf einer Datenbank von Stützstellen aufzubauen ist das sog. „Overfitting“. Als bildhafte Vorstellung kann man einen Datensatz von 100 Punkten annehmen, der durch ein Polynom 99. Grades perfekt abgebildet wird, welches aber aufgrund seiner oszillierenden Natur bei der Prognose eines 101. Punktes versagt. Der Polynomansatz birgt als weitere Problematik, dass nur höhere Ordnungen Nichtlinearität abbilden können, und dass Parameterwechselwirkungen nur durch Koppelterme dargestellt werden können. Dies führte zur Entwicklung von Interpolationsansätzen, bei denen die Raumdimension keine Rolle spielt und die in vieldimensionalen Räumen deshalb in der Praxis meist deutlich „koeffizientenärmer“ ausfallen können.

Der von Most & Will [2,3] entwickelte Ansatz der metamodellbasierten Sensitivitätsanalyse vereint in diesem Sinne mehrere vorteilhafte Strategien, indem für die Raumabtastung korrelationsbereinigte LHS-Verteilungen angesetzt werden, indem neben Polynomen auch

dimensionsagnostische Antwortflächen der Ansätze „Kriging“ und „Moving Least Squares“ (MLS) einbezogen werden, und indem eine beste Antwortfläche in einem Wettbewerb mit Kreuzvalidierungstests gewählt wird. Kreuzvalidierung bedeutet das gruppenweise Vorhalten unabhängiger Punkte, die nicht als Stützstellen für die Metamodellerstellung dienen und die eine Bewertung der Prognosefähigkeit des Modells erlauben. Die Systematik der Kreuzvalidierungstests hat die Errechnung eines konservativen und objektiven Qualitätsmaßes der Antwortfläche zum Ziel, des Prognosekoeffizienten (Coefficient of Prognosis, CoP), und die Bestimmung der Antwortfläche mit dem höchsten globalen Prognosekoeffizient, welche Metamodel of Optimal Prognosis (MOP) genannt wird. Im Gegensatz zu einem Auswahlwettbewerb nach höchstem Bestimmtheitsmaß (Coefficient of Determination, CoD) trägt die CoP-Strategie in ihrer Natur die Vermeidung von Overfitting sowie eine Sparsamkeit bezüglich in der Funktion verwendeter Raumachsen und Koeffizienten. Diese positiven Eigenschaften stellt das MOP-Verfahren auch in der gezeigten Fallstudie unter Beweis, wo ein Krigingmodell als getreues Maschinenersatzmodell für die Kennfelderstellung ausgenutzt werden kann und wo die MOP-basierte Identifikation relevanter Parameter auch bei der varianzbasierten Robustheitsbewertung großen Nutzen zeigt.

4. Vorstellung der untersuchten Maschine

Der Toyota Prius war der erste hybridgetriebene PKW, der den Massenmarkt erreichte. Für die erste Generation wurde eine permanentmagneterregte Synchronmaschine auf der Basis eines achtpoligen Rotors mit eingegrabenen Seltenerd-magneten (IPM – internal permanent magnet) in V-Anordnung entwickelt. Er wird von einem Stator mit 48 Nuten umgeben, dessen Spulen durch ein dreiphasiges System gespeist werden. Die Eisenkernkomponenten bestehen jeweils aus Elektroblech.

Die Symmetrie erlaubt bei einer 2D-Simulation der Felder in der Querschnittebene die Reduktion auf ein Achtel des Motors. Für die hier diskutierten Studien wurden zwei verschiedene FEM-Simulationsmodelle untersucht, zum einen ein in ANSYS Maxwell implementiertes reines Finite-Elemente-Modell zur Lösung der Maxwellgleichungen, zum anderen ein in Motor-CAD gerechnetes Modell, bei dem ein FE-Modell in Interaktion mit einem als Knotennetzwerk gestalteten thermischen Modell betrieben werden kann. Bild 1 zeigt entsprechende Modellillustrationen. Beide Softwarepakete sind seit Jahren prägend für den Stand der Technik und werden kontinuierlich weiterentwickelt, um immer mehr Treue zur realen Physik bei immer kürzeren Rechenzeiten zu erlauben.

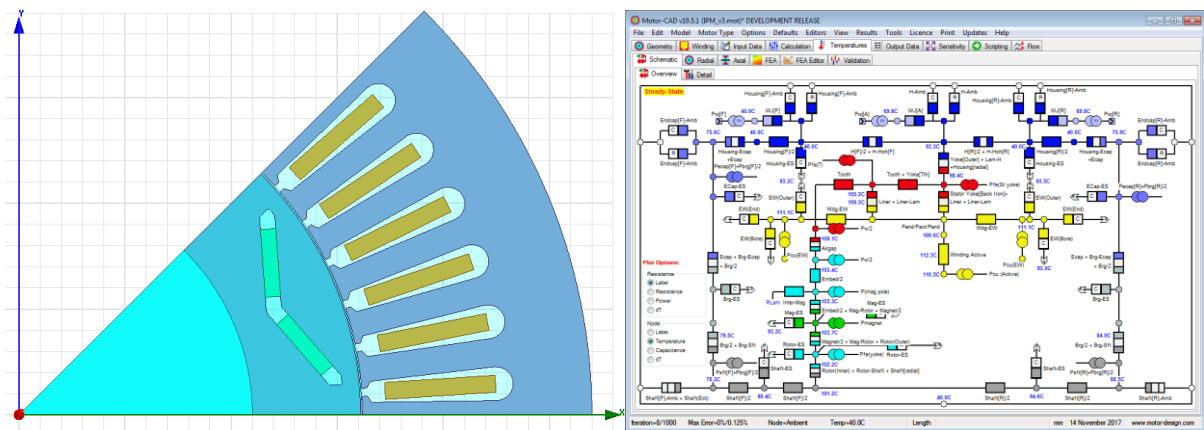


Bild 1: Geometrie des in ANSYS Maxwell erstellten FE-Modells der Synchronmaschine (links) und Netzwerkdarstellung des Temperaturmodells in Motor-CAD (rechts).

Beim Programm Maxwell steht Vielseitigkeit im Vordergrund. Es können beliebige 2D- und 3D-Geometrien erstellt werden, es gibt effiziente Mechanismen, um Größen zwischen festen und bewegten Teilen des FE-Netzes zu übertragen, und es existieren Kopplungsmöglichkeiten zu FEM-Lösern für andere Physikdomänen. Zusätzlich können vielseitige nichtlineare Materialmodelle definiert werden.

Bei Motor-CAD liegt der Fokus auf der Geschwindigkeit, mit der Ergebnisse erzielt werden können, zum einen durch eine Orientierung an schnell kombinierbaren Templates für parametrisierte Geometrien und Analysearten, zum anderen durch die Minimierung der Rechenaufwände mit Hilfe der Verwendung vieler analytischer Näherungen und der Reduzierung der thermischen Modelle auf Netzwerke aus Kapazitäten und Übergangskoeffizienten.

Für die externe Kontrolle automatisierter Variantenstudien durch optiSLang ist es wichtig, welche Schnittstellen es neben der graphischen Oberfläche gibt. Bei beiden Programmen liegen COM-Schnittstellen, generelle Skriptfähigkeit und die Möglichkeit von Kommandozeilenaufrufen vor. Bei Motor-CAD ist die COM-Schnittstelle durch Active-X-Befehle skriptfähig, und sie kann somit auch aus einer Matlab-Umgebung oder wie hier vorgenommen aus einer Python-Umgebung heraus angesprochen werden. Im Fall von ANSYS Maxwell bietet sich ein komfortabler zusätzlicher Verknüpfungskanal zu optiSLang über ANSYS Workbench. In den hier vorgestellten Studien wurden die Vorteile von Parallelisierungsmöglichkeiten und eines textdateibasierten Datenaustauschs über Kommandozeilenaufrufe und Python-Scripting genutzt.

5. Ausleuchten von Zielkonflikten per Paretooptimierung auf Metamodellen

Die Auslegung elektrischer Maschinen bietet viele Möglichkeiten, prägnante Zielkonflikte herauszuarbeiten. Man kann sich nicht gleichzeitig mehr Magnetmaterial für mehr Drehmoment, mehr Kupfer für weniger ohmsche Verluste, mehr Strom, mehr Spannung, mehr Größe in axialer und radialer Richtung wünschen. Motor-CAD bietet durch die Koppelbarkeit der zwei Simulationstypen elektromagnetisches (EM) und thermisches Modell eine besondere Zugänglichkeit zur Erforschung dementsprechender Zielkonflikte.

Für diese Fallstudie (sie wurde in [4] vorgestellt und seither weiterentwickelt) wurde in Motor-CAD die unidirektionale Kopplung durch Übertragung der Verlustaten aus der Elektromagnetiksimulation als Eingangsrandbedingung für das thermische Modell gewählt. Aus der EM-Simulation gehen Verlustaten und damit Wärmequellen in Watt für bestimmte Betriebspunkte hervor. Allein durch die EM-Analyse kann man schon den Zielkonflikt zwischen Maximierung des Drehmoments und Minimierung des Wärmeeintrags untersuchen. Die thermische Problematik besteht aber nicht nur aus den Wärmequellen, denn dem Eintrag stehen die Wärmeabfuhrkanäle gegenüber und Maximaltemperaturen entstehen erst im Zusammenspiel. Beide Seiten ändern sich bei der Variation der Motorgeometrie. Deshalb bietet das in Motor-CAD gekoppelte Modell einen großen Vorteil der Anwendungsnähe in der Auslegungsphase. Aus Gründen der Überschaubarkeit wird das thermische Modell in dieser Fallstudie nicht transient, sondern nur im Gleichgewicht verwendet und die Auslegung des Kühlwasserkreislaufs wird konstant gehalten, da dies als der Motorauslegung untergeordnete Designfrage betrachtet wird. Betrachtet wird ein Betriebspunkt bei 3000 Umdrehungen pro Minute, bei einer Stromspeisung von 50 Ampere mit einem Phasenvorlauf von 60° .

Die Basis der Analyse bildet eine globale Sensitivitätsstudie und das resultierende MOP, aufbauend auf einem Datensatz, der mit 200 Simulationen unter Variation von zehn Geometrieparametern gewonnen wurde (siehe Bild 2). Dieser zehndimensionale Raum umfasst bei der in Motor-CAD parametrisierten Geometrie eine Untergruppe von Parametern, die bei festen Motoraußenmaßen die Proportionierung der Bauteile untereinander bestimmt. D.h. die Größe und Anordnung der Magnete und Magnettaschen wird gesteuert, genauso wie eine Vergrößerung des Rotors auf Kosten des Stators, der Nuten auf Kosten der Zähne u.s.w., während Geometriedetails wie die genaue Ausprägung der Zahnenden konstant verbleiben.

Für drei optimierungsrelevante Antwortgrößen zeigt Tabelle 2 wichtige Auswertegrößen der CoP-Analyse: die Modelldimension, den globalen CoP-Wert und die drei größten Einzel-

CoP-Werte. An der Dimensionszahl erkennt man die Filterung unterschiedlicher Unterräume des untersuchten zehndimensionalen Raums für die drei Antwortgrößen unterschiedlicher Natur. Die Einzelparameter-Prognosekoeffizienten werden durch stochastische Untersuchungen auf den Antwortflächen über bedingte Wahrscheinlichkeiten errechnet.

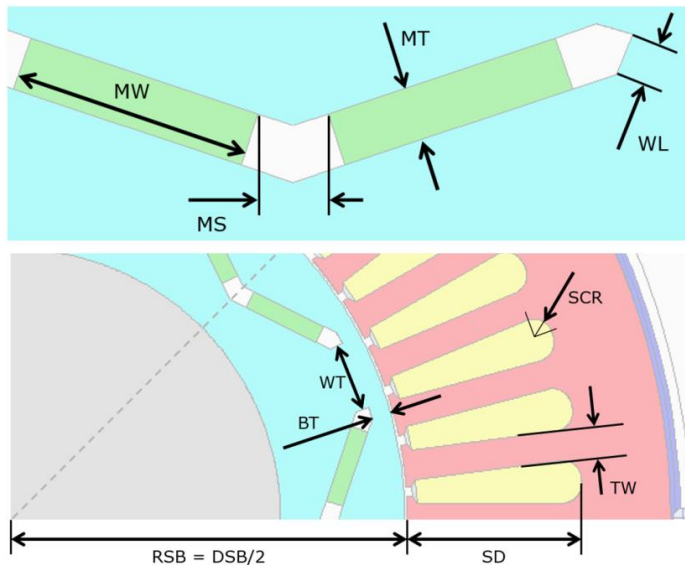


Bild 2: Geometrieparametrisierung in Motor-CAD

Konstante Parameter:
 Außendurchmesser Statorblech: 270 mm
 Durchmesser Welle: 110 mm
 V-Winkel: 143°
 Luftspalt: 0,5 mm

Variable Parameter:

Nr.	Parameter	Kürzel	Min.	Max.
1	Statorbohrung	DSB	158	166
2	Zahnbreite	TW	3	8
3	Nuttiefe	SD	30	45
4	Nutrundung	SCR	1	4,5
5	Magnetbreite	MW	14	16
6	Stegbreite	BT	2	6
7	Reluktanzsteg	WT	6	18
8	Rel.-Steglänge	WL	1	8
9	Magnetdicke	MT	3	5
10	Magnetseparation	MS	1	8

Tabelle 1: Parametergrenzen in mm

Tabelle 2: MOP-Charakteristika

Antwortgröße	MOP-Dim.	CoP	1. Parameter Kürzel	Einzel-CoP	2. Parameter Kürzel	Einzel-CoP	3. Parameter Kürzel	Einzel-CoP
Wirkungsgrad η	6	91,6%	TW	71%	WT	9%	SD	8%
Drehmoment M	8	98,4%	TW	43%	BT	42%	WT	7%
Wicklungstemp. T	4	96,4%	TW	75%	BT	11%	WT	8%

Will man Optimierungsalgorithmen direkt auf die Simulation anwenden, dann ist die Dimension des Optimierungsraumes entscheidend, denn die erforderliche Anzahl von Simulationen steigt generell überproportional mit der Dimension. Allein schon der Informationsgehalt von Tabelle 2 erlaubt eine objektive Untermauerung der vom Entwicklungsingenieur getroffenen Entscheidung bezüglich der Raumdimension bei der Optimierung. Eine eingehendere Inspektion der Antwortflächen gibt Anhalt für weitere Einschränkungen des relevanten Unterraumes. Generell ermöglicht das Vertiefen und Komplementieren des Designverständnis durch die Sensitivitäts- und Metamodellergebnisse die Konzeption einer

verschlinkten Optimierungsstrategie und den effizienten Einsatz von Algorithmen zur Lösung des deutlich verkleinerten Restproblems der lokalen Optimierung.

Bild 3 zeigt eine ganz weitere Verwendung des Metamodel of Optimal Prognosis. Das Bild zeigt eine Paretofront als Ergebnis einer Mehrzieloptimierung per evolutionärem Algorithmus (EA) [5,6] als Punktwolke, die mehrere tausend Funktionsaufrufe des Metamodells darstellt. Der Einsatz von Optimierungsalgorithmen erlaubt die Erforschung des mehrdimensionalen Raumes und die Verknüpfung verschiedener Antwortgrößen ganz generell, egal ob die Optimierungskriterien in eine Zielfunktion ohne Nebenbedingungen (NB), in zusätzliche Nebenbedingungen oder in mehrere Zielfunktionen (min oder ohne NB) einfließen.

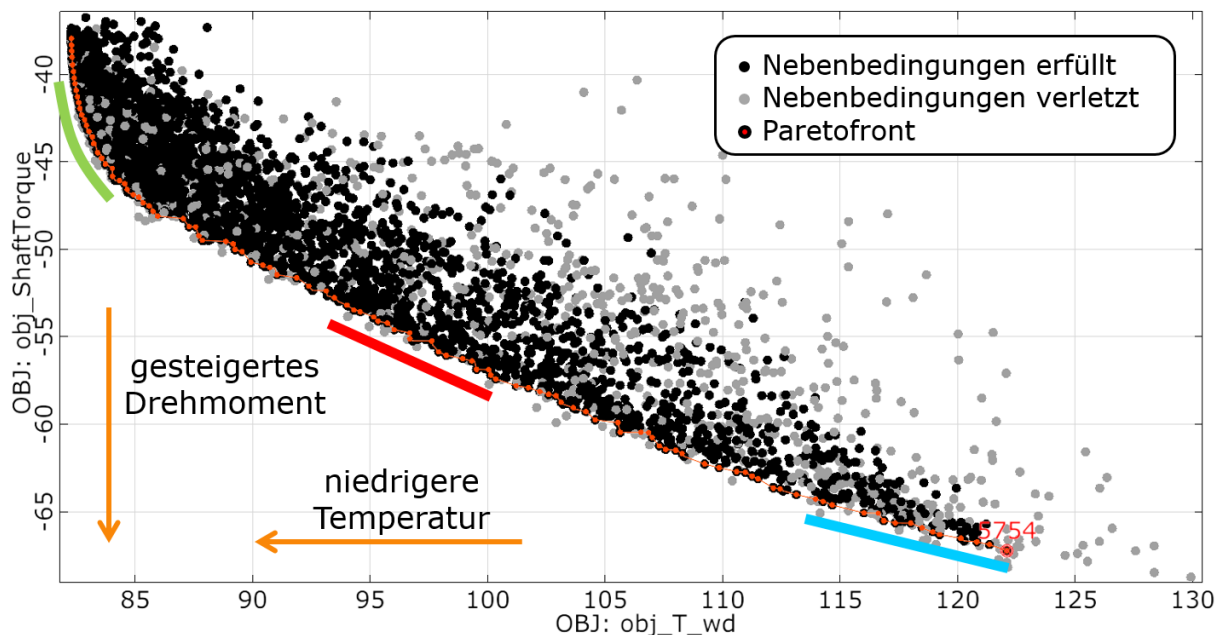


Bild 3: Paretofront-Diagramm zur Visualisierung der Daten einer Zwei-Ziel-Optimierung

Bei perfekter Prognosefähigkeit erlaubt das MOP das Auffinden globaler Optima – am besten mit vergleichender Herangehensweise unter verschiedenen Optimierungskriterien – ohne jeglichen weiteren Simulationsaufwand. Die Paretofront in Bild 3 zeigt eine Schar lokaler Optima als Ergebnis eines einzigen EA-Laufs auf dem MOP. Ein solcher EA-Lauf ersetzt eine Serie von Einzielloptimierungsläufen unter schrittweiser Variation der Nebenbedingungen. Das hier gezeigte Beispiel zeigt den Zielkonflikt, der sich ergibt, weil unterschiedliche Arten der Ausnutzung des Bauraums entweder das Drehmoment erhöhen oder den Wärmeeintrag und -transport verbessern.

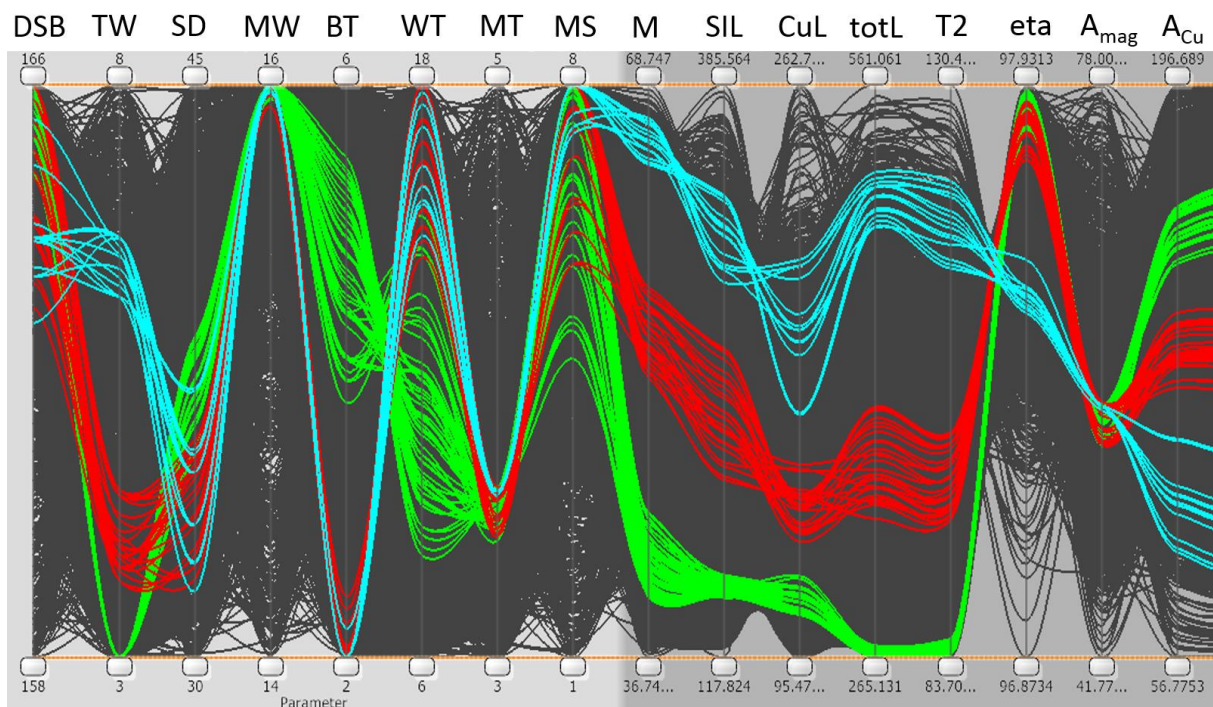


Bild 4: Datensatz des evolutionären Pareto-Optimierungslaufs im Parallelkoordinatenplot. Die drei hervorgehobenen Farben entsprechen den in Bild 3 markierten Abschnitten der Paretofront.

Eine interessante Frage ist, welche Entsprechung die Paretofront im Raum der Designvariablen hat. Der Einsatz moderner interaktiver Visualisierungswerkzeuge erleichtert es wesentlich, dieser Frage auf den Grund zu gehen. Neben Projektionen und Einfärbungen von Punktwolken und Clustervisualisierungen, erweist sich eine Visualisierung im sog. Parallelkoordinatenplot wie in Bild 4 gezeigt, als sehr wertvoll. Drei hervorgehobene Bündel repräsentieren getrennte Abschnitte der Paretofront und können sowohl im Raum der Eingangsparameter (linke Diagrammhälfte) als auch im Raum der Antwortgrößen (rechte Hälfte) verfolgt werden. Es ist zu erkennen, dass die drei Bereiche der Paretofront oft, aber nicht immer getrennt sind. So fallen alle drei Bündel auf der ersten Achse (Statorinnendurchmesser) zusammen und geben klar zu erkennen, dass diese Größe bei der Zielkonfliktabwägung entlang der Front keine Rolle spielt. Die Zahnbreite (zweite Achse) hingegen muss eine zentrale Rolle spielen, denn sie stellt die einzige Eingangsachse mit einer völligen Bündeltrennung dar. Meist fallen bei den anderen Eingangsachsen rot und blau in überlappenden Bereichen zusammen, seltener rot und grün. Daraufhin kann noch gefragt werden, bei welchen Parametern die Optimierung an die Intervallgrenzen stößt. Alle drei Bündel befinden sich bei der Magnetbreite an der oberen Grenze. Flache breite Magnetsegmente sind in diesem Szenario also durchweg dickeren Magnetvarianten gleichen Volumens vorzuziehen, denn bei der

Magnetdicke wird der obere Bereich überhaupt nicht erst besiedelt. Bei der Zahnbreite, dem Parameter mit zentraler Wichtigkeit, stößt das Bündel mit niedrigeren Drehmomenten an eine der Intervallgrenzen. Bei der Stegbreite (bridge thickness) befinden sich die beiden anderen an der Intervallgrenze. Somit sind starke Hinweise auf die Ursachen der Ausformung der Paretofront gefunden, da die Zahnbreitenuntergrenze die linke Rundung der Paretofront determiniert und die Stegbreite entlang des gesamten Verlaufs des geraden Teils durchweg als Limitierung fungiert. Dünne Eisenzähne als ungewollte und die Stege als gewollte Flaschenhälse für die Führung des Magnetfeldes, diese Vorstellung stimmt durchaus auch mit den physikalischen Wirkmechanismen der Maschine überein.

Man gelangt also durch die Optimierung auf dem MOP in geraden Schritten zu den Schlüsseldesigns, die den Bereich des (in der jeweiligen Parametrisierung und mit der jeweiligen Physik) Machbaren repräsentieren, und deren direkter Vergleich in der Simulation dem Motorenentwickler weitere detaillierte Einsichten liefern kann.

Der in den Bildern 3 & 4 visualisierte Datensatz von Optimierungsdesigns basiert auf einer Motor-CAD-Simulation mit fest eingestelltem Betriebspunkt, d.h. fester Bestromung. Eine Optimierung mit festem Betriebspunkt beantwortet nicht die Fragen „wenn eine Designvariante suboptimal erscheint, wäre sie mit individuell feinjustierter Ansteuerung (etwa Stromphasenvorlauf) vielleicht besser?“ bzw. „wie sehr verbessert oder verschlechtert sich ein für den untersuchten Betriebspunkt optimiertes Design bei anderen Betriebspunkten?“ Eine dahingehend verbesserte Strategie kann darin bestehen, für jede Designvariante zwei oder mehrere Betriebspunkte zu berechnen. Im Parallelkoordinatenplot würde sich dies „nur“ auf die rechte Hälfte auswirken und die Liste der relevanten Antwortgrößen vervielfachen. Damit einher geht allerdings die Notwendigkeit, den Informationsmehrgewinn konzeptionell in die Strategie einzuarbeiten, z.B. bei der Selektion oder Kondensierung in eine oder wenige Zielfunktionen.

Dem bis hierhin beschriebenen betriebspunktorientierten Ansatz, bei dem es Mühe macht, den Performanzgewinn über den gesamten relevanten Kennfeldbereich abzusichern, steht der Ansatz der Kennfeldperspektive gegenüber. Dieser aber erlaubt keine systematische globale Optimierung solange der Berechnungsaufwand für die Kennfelderstellung so hoch ist, dass er pro Entwicklungszyklus nur wenige Male geleistet werden kann.

6. Effiziente Kennfeldberechnung auf Basis eines Maschinen-Metamodells

Das Leistungsvermögen eines elektrischen Antriebs kann durch die Drehmoment-Drehzahl-Grenzkennlinie und Kennfelder elegant und verständlich visualisiert werden. Die Grenzkennlinie, wie in Bild 5 gezeigt, drückt das maximal lieferbare Drehmoment eines Antriebssystems bei jeder Drehzahl aus. Die Grenzkennlinie hängt nicht nur vom Maschinendesign ab, sondern wird auch wesentlich durch die Randbedingungen der Leistungselektronik und deren Ansteuerung bestimmt. Diese legen Grenzwerte I_0 und U_0 für den Strangstrom I und Strangspannung U fest. Eine permanenterregte Synchronmaschine besitzt drei Freiheitsgrade zur Einstellung eines Betriebspunktes: die Frequenz des eingepprägten Stroms in den Ankerwicklungen (in der Regel im Stator), die Amplitude bzw. der RMS-Wert des eingepprägten Ankerstroms und die Phasenlage der eingepprägten Ankerströme relativ zur Rotorposition bzw. relativ zum Rotormagnetfeld. Oft wird eine an Park [7] angelehnte Beschreibung der letzten zwei Freiheitsgrade in einem rotororientierten Bezugssystem (d-q-Koordinaten) bevorzugt [8]. Somit ergeben sich die Systemfreiheitsgrade aus Tabelle 3. Ein wesentlicher Vorteil der d-q-Beschreibung ist die formale Behandlung der Ansteuerung von Drehstrommaschinen mit zeitinvarianten Ansteuergrößen im stationären Betrieb.

Tabelle 3: Den Betriebspunkt definierende Freiheitsgrade

Freiheitsgrad	Bedeutung
f	Frequenz der Ankerströme
I_d	Strom längs zur Rotorflussachse, d.h. rotorflussverstärkender Strom
I_q	Strom quer zur Rotorflussachse

Die Gleichungen

$$I_d = \sqrt{2} I \cos \theta_i \quad I_q = -\sqrt{2} I \sin \theta_i \quad (1)$$

beschreiben die Abhängigkeiten der Stromvektorkomponenten von den Freiheitsgraden I und θ_i . Für diesen Beitrag wird θ_i von der q-Achse zum Stromvektor in Drehrichtung gezählt. Da für permanenterregte Synchronmaschinen f durch die anvisierte Drehzahl n_{soll} fest vorgegeben ist, spiegelt die Grenzkennlinie punktweise das Ergebnis des Optimierungsproblems der Drehmomentmaximierung

$$\max[M(I, \theta_i, f_{soll})]; \quad U(I, \theta_i, f_{soll}) \leq U_0; \quad I \leq I_0 \quad (2)$$

wider. Die Lösung dieses Problems ist eindeutig, d.h. es gibt exakt eine Kombination der Freiheitsgrade, die das Drehmoment bei der anvisierten Drehzahl maximiert.

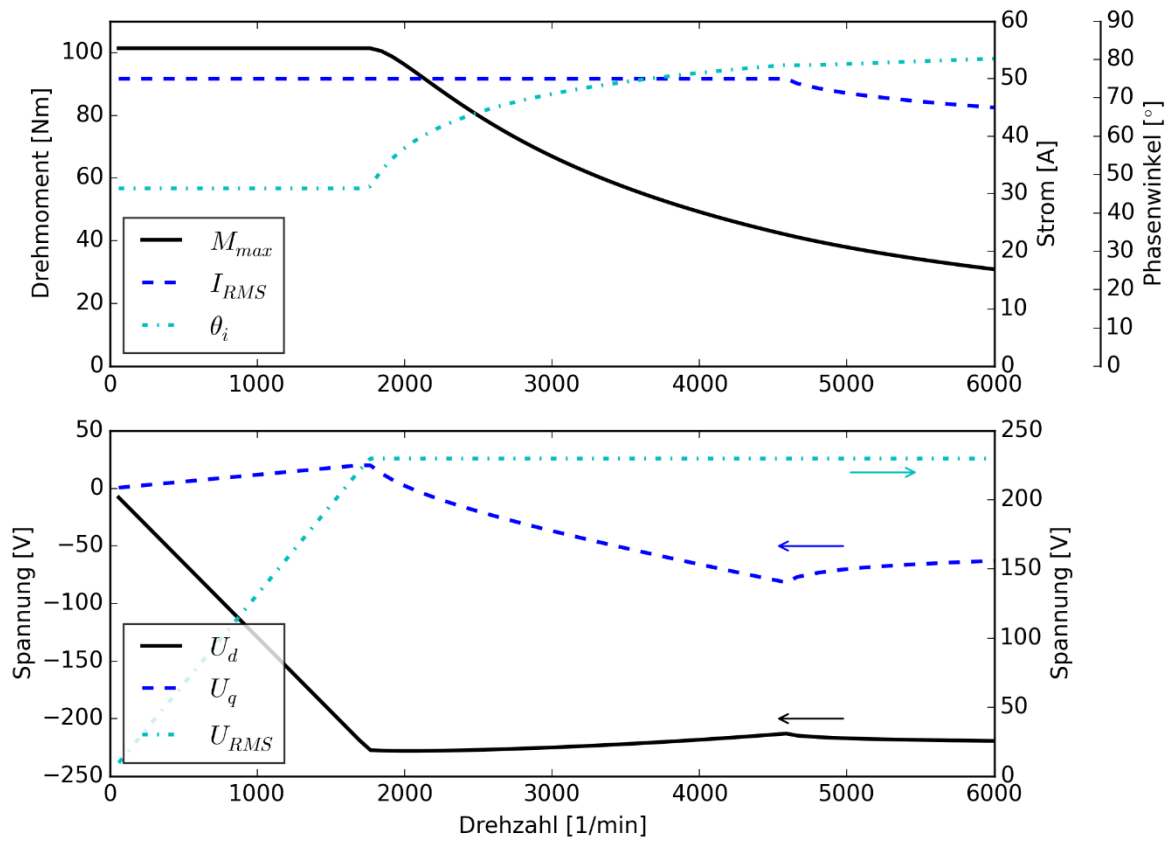


Bild 5: Durch metamodellbasierte Optimierung berechnete Grenzkennlinie der PMSM

Alle Betriebspunkte zwischen den Achsen und der Grenzkennlinie sind prinzipiell erreichbar. Allerdings kann ein gewünschtes Drehmoment mit mehreren Kombinationen von I und θ_i erreicht werden. Die Eindeutigkeit wird erst durch eine bestimmte Ansteuerungsstrategie gegeben. Eine verbreitete Strategie ist der MTPA-Ansatz (Maximum Torque Per Ampere). Dieser erzwingt das Erreichen des gewünschten Drehmoments M_{soll} mit minimalem Ankerstrom. Um Bewertungsgrößen zu berechnen, muss für jeden Drehmoment-Drehzahlpunkt nun das Optimierungsproblem

$$\min[I]; \quad U(I, \theta_i, f_{soll}) \leq U_0; \quad M(I, \theta_i, f_{soll}) = M_{soll} \quad (3)$$

gelöst werden. Abhängig vom Algorithmus kann es sich bei der numerischen Lösung des Optimierungsproblems als vorteilhaft erweisen, eine finite Toleranz ε_M für den einzustellenden Drehmomentwert zu erlauben. Die Untersuchungen von Bachinski Pinhal et al. [1] ergaben, dass bei einer vereinfachten Maschinenbeschreibung, etwa unter Verwendung eines rein linearen FE-Modells, die Topologie der Antwortflächen die Beschränkung auf einen gradientenbasierten Optimierer (hier: NLPQL [9]) für die Betriebspunktoptimierung erlaubt. Um allerdings zuverlässig konvergierte Ergebnisse in jedem Betriebspunkt der

Kennlinie bzw. des Kennfeldes bei Ersatzmodellen realistischerer FEM-Simulationen zu erreichen, erweist sich eine serielle Hintereinanderschaltung von globaler und lokaler Optimierung als empfehlenswert. Das voranstellen globaler Optimierungsalgorithmen (evolutionärer Algorithmus [5,6] oder auch „Adaptive Response Surface Method“, ARSM [10, 11, 12]) zeigt sich in den Fallstudien als sehr wertvolles Mittel, das Abdriften in falsche lokale Optima zu verhindern, was sich alternativ nur durch die Umsetzung speziellen Wissens zur Wahl der Startpunkte für den gradientenbasierten Optimierer erreichen ließe.

Wurde das Betriebspunkt-Optimierungsproblem an vielen Punkten eines Drehmoment-Drehzahl-Gitters gelöst, so lassen sich in dieser Fläche Kennfelddiagramme interpolieren, so z.B. für die Optimierungsvariablen selbst, um den idealen Einstellungswert am jeweiligen Betriebspunkt anzugeben oder auch für jede andere charakteristische Größe wie z.B. verschiedene Verlustleistungen. An den Schranken für die Maximalwerte von Strom und Spannung, die zur Definition der Optimierungsprobleme gehören, lässt sich gut erkennen, dass jedes Kennfeld eine Charakterisierung des Gesamtsystems aus Maschine und Leistungselektronik darstellt.

Eine Antwortgröße von zentraler Bedeutung ist der Wirkungsgrad η , der die Effizienz der Maschine bei der Umwandlung von elektrischer Energie in mechanische Arbeit angibt. Ein Diagramm des per MTPA-Optimierung entstandenen Wirkungsgradkennfeldes der untersuchten Synchronmaschine ist in Bild 6 dargestellt.

Möchte man einen iterativen Optimierungsalgorithmus verwenden, um die Optimierungsaufgaben zur Kennlinien- und Kennfeldberechnung zu lösen, werden bei jedem Funktionsaufruf des Algorithmus Ergebnisse aus einem Maschinenmodell verlangt. Somit ist es wichtig, schnell rechnende Maschinenmodelle zu verwenden. Die direkte Kopplung eines Optimierers an ein FE-Modell ist wegen des Rechenaufwands in den meisten Situationen leider nicht zweckmäßig. Allerdings ist es unter Verwendung hochgenau angepasster Metamodelle möglich, die Physiktreue der FEM-Simulation mit den Vorteilen eines schnell rechnenden Maschinenmodells zu verknüpfen. Mit diesem Ansatz lassen sich auch Störeffekte wie Wirbelströme, Sättigung, Eisenverluste und magnetische Kreuzkopplung zwischen der d- und der q-Achse berücksichtigen. In dieser Fallstudie wurde zur Erstellung des in Bild 6 dargestellten Kennfelds ein MOP verwendet, das auf einem Datensatz von 512 Berechnungen der 2D-FEM-Simulation erstellt wurde. Die CoP-Werte sämtlicher kennfeldrelevanter Antwortflächen liegen über der Zahl 0,998. Dieses MOP kann nun auch unter alternativen

Betriebspunktoptimierungsparadigmen zur Kennfelderstellung ausgewertet werden, es sind dazu nur Anpassungen der Kriterien für die Betriebspunktoptimierung nötig. Bild 7 stellt in übersichtlicher Form den Gesamtablauf der Methodik dar.

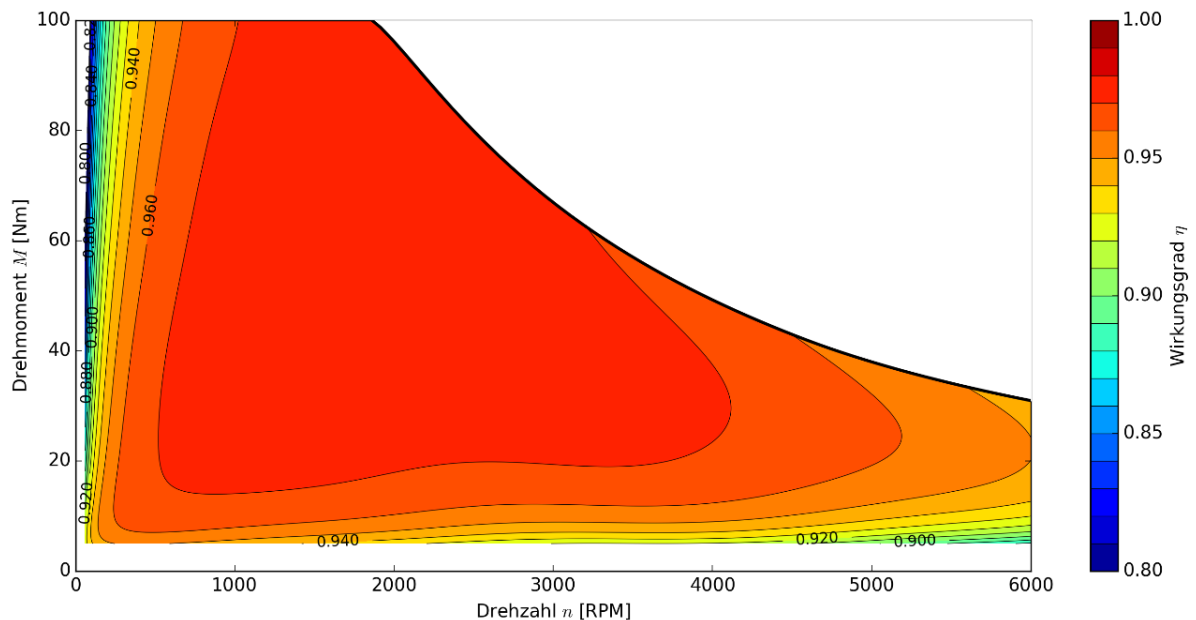


Bild 6: Kennfelddiagramm für die Auswertgröße „Wirkungsgrad“

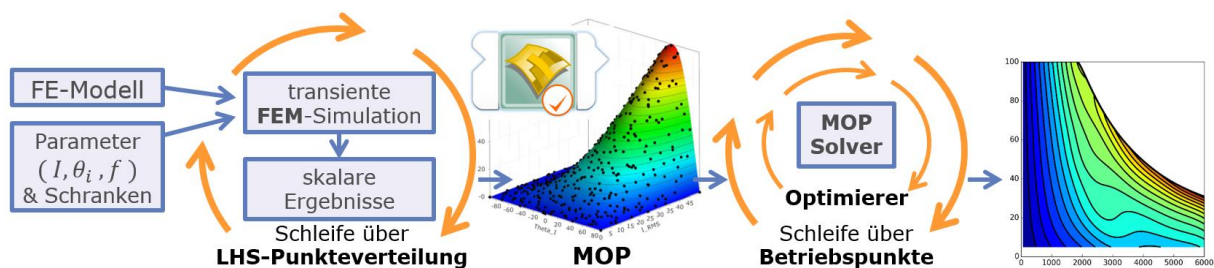


Bild 7: Gesamtablauf mit Doppelschleife um das MOP, nicht um die Simulation

Bisher wurden an diesem Maschinenmodell noch keine Versuche unternommen, wie weit sich die Anzahl der Simulationen verringern lässt bis die Kennfelddiagramme objektiv und subjektiv unpräzise werden. Es ließ sich bei der Entwicklung der Methodik allerdings klar erkennen, was generell für Antwortflächenverfahren gilt: je nichtlinearer und komplexer das Verhalten der Antwortgröße, desto herausfordernder ist die zufriedenstellende Antwortflächenerstellung, desto mehr Stützstellen sind nötig, um ähnliche Werte eines objektiven Qualitätsmaßes zu erreichen, wie des Prognosekoeffizienten.

Dadurch ergibt sich: Wenn Flexibilität bei der Auswahl eines Satzes von Größen besteht, die den Systemzustand komplett beschreiben, dann kann sich die Wahl danach richten, die „am einfachsten metamodellierbaren“ Größen zu bekommen, die bei gesetzter Anzahl von LHS-Stützstellen die beste Prognosequalität über den gesamten Raumbereich bieten. Beispielhaft kann man sich die Ergebnisgröße Spannung U vorstellen und einen Prognosefehler von ± 1 Volt annehmen. Diese Fehleramplitude kann dort akzeptabel sein, wo sie nur Prozentbruchteile ausmacht, aber sie ist fatal für Betriebspunkte bei geringer Drehzahl und geringer Leistung, wo sie mehr als 100% des eigentlichen Wertes entsprechen kann. Eine simple Normierung mit der Drehzahl $U \rightarrow U/n$ kann hier Abhilfe schaffen. Der Erfolg der Kennfeldmethodik bei überschaubarer Stützstellenanzahl hängt also entscheidend von der Auswahl und Normierung der Größen ab, die als Satz von Antwortflächen das Ersatzmodell der Maschine ausmachen. Dementsprechend wurden die von Bachinski Pinhal et al. [1] beschriebenen Zustandsgrößen auf diese Fallstudie übertragen und ermöglichen auch hier die hohe Qualität der MOP-basierten Kennfelder. Darin liegt auch der Grund für die Wahl der d-q-Formulierung.

7. Varianzbasierte Robustheitsbewertung

Je mehr Simulationsmodelle im industriellen Entwicklungseinsatz an Gewicht gewinnen und je später im Entwicklungszyklus der Prototypenbau angesetzt wird, desto wichtiger ist es, beim Sprung vom idealisierten Simulationsmodell in die Realität keine negativen Überraschungen zu erleben. Weder soll ein sorgfältig gefertigter Prototyp unterhalb der Anforderungsschwellen liegen, beispielsweise durch nicht homogene Materialeigenschaften von Magneten und Elektroblech oder wegen Fehlannahmen zu thermischen Eigenschaften, noch soll ein beträchtlicher Anteil der späteren Serienproduktion in den Anforderungen versagen, beispielsweise begründet in Streuungen von Bauteilpositionen. Problematiken solcher Art können vermieden werden, wenn im Vorhinein das Wissen über relevante Sensitivitäten eingeholt wird. Systematische Robustheitsbewertungen und deren sorgfältige Auswertung sind in dieser Hinsicht ein zentrales Werkzeug, und auch hier kommt es darauf an, die Effektivität des Werkzeugs durch optimierte LHS-Verteilungen und das CoP-MOP-Verfahren zu steigern, um die Anzahl nötiger Simulationen drastisch zu reduzieren.

Das Motor-CAD-Modell mit seiner Fähigkeit, einen elektromagnetisch-thermischen Zielkonflikt zu illustrieren, bietet sich für eine exemplarische Behandlung an. Wir setzen mit der Frage an, welche Tendenzen sich ergeben, wenn man entlang der in Bild 3 gezeigten Paretofront Designpunkte zur Untersuchung herausgreift, und wir stellen uns einen Kontext

vor, in dem ein gefordertes Mindestdrehmoment erreicht werden muss. Dies kann z.B. in eine Forderung umgemünzt werden, einen Sicherheitsabstand zu einer Drehmoment-schwelle mit einem bestimmten Sigmalevel einzuhalten [13].

Bei Robustheitsevaluierungen ist zwingend eine Revision der Parametrisierung erforderlich. Es wurden nicht nur die Geometrie Größen aus der Designoptimierung mit Streubandbreiten beaufschlagt (Gleichverteilung, $\pm 0,15$ mm), sondern auch weitere Parameter hinzugefügt. Das Motor-CAD Modell bietet hier Multiplikatoren für die Remanenzfeldstärke der Magnete (hier verwendetes Kürzel „mBr“, Intervall [0,94; 1]), die Koeffizienten der Eisenkernverluste in Rotor („RILBF“, [1; 1,5]) und Stator („SILBF“, [1; 1,5]), die Wärmeleitung des die Kupferlitzen umhüllenden Füllmaterials („imprg“, [0,5; 0,8]) und des thermischen Spaltes zwischen Statorblech und einem äußeren Gussgehäuse („IF“, [0,01mm; 0,06mm]). Für deutlich realitätsnähere Robustheitsanalysen müsste man vom Achtel- zum Vollmodell des Motors übergehen, denn dies erlaubt die Nachbildung von Exzentrizitäten sowie für die Magnete individuelle Fehlpositionierungen und Qualitätsschwächen; hier wird die Untersuchung exemplarisch gehalten. Prinzipiell kann man anmerken, dass (a) die Parametrisierung über die reinen Konstruktionsparameter hinaus erweitert werden muss, dass (b) die Erweiterungen der Parametrisierung und eventuell des Simulationsmodells von den beobachteten Versagensarten getrieben wird, und dass sich (c) die Anzahl der zu untersuchenden Dimensionen erhöht. Es ist die Aufgabe der Sensitivitätsanalyse, die vom Anwender im Zweifel hinzugefügten Parameter im Falle fehlenden messbaren Einflusses auszufiltern.

Entlang der in Bild 3 gezeigten Paretofront wurden fünf Designpunkte ausgewählt und an jedem wurde eine LHS-Punkteverteilung für 100 streuende Simulationen angesetzt. Der vierzehndimensionale Raum der stochastischen Variablen bestand aus neun Geometrieparametern und den fünf oben genannten Multiplikatoren. Es wurden Gleichverteilungen angenommen, die lediglich durch Unter- bzw. Obergrenzen definiert sind. Dies entspricht einer konservativen Herangehensweise, denn dadurch entsteht die geringste Punktekonzentration in der Mitte des untersuchten Raumes und die höchste Dichte in den Außenbereichen.

Tabelle 4 fasst die Auswertung der fünf Stichproben zusammen. Die erste Spalte enthält nur Datensatzkürzel. Spalten 2-4 geben die Position der Nominaldesigns in den wichtigsten Eingangsparameterachsen an, unter Verwendung der Abkürzungen aus Bild 2 und Tabelle 1. Es kann nachvollzogen werden, dass die Nominaldesigns der Datensätze A1 bis A5 von

links nach rechts entlang der Paretofront angeordnet sind, denn bei A1 und A2 ist der Nominalwert der Zahnbreite „TW“ am unteren Anschlag des zur Optimierung verwendeten Intervalls. Die Spalten 5 & 6 geben für das Drehmoment M den Mittelwert und die Standardabweichung an. Die Spalten 7 & 8 sind äquivalent für die Temperatur T an einem Referenzmesspunkt. In den Spalten 9 & 10 werden MOP-basiert errechnete Sensitivitätsindices für die zwei wichtigsten Einflussgrößen der Antwortgröße Drehmoment M aufgeführt. Die letzten drei Spalten enthalten in gleicher Weise die prägnantesten Einzelparameter-Sensitivitätsindices für die Antwortgröße Temperatur T . Die Sensitivitätsindexberechnungen basieren auf MOPs, die allesamt einen Gesamt-CoP-Wert $\geq 97\%$ aufweisen. Diese Information ist von zentraler Wichtigkeit und sie bedeutet, dass keine großen Anteile unerklärbarer Einflüsse bestehen, d.h. die nicht erfassten Resteinflüsse können nicht die Wirkung der erfassten relevanten Parameter überstrahlen. Als weitere Folgerung kann man festhalten, dass das auf geringen Berechnungsaufwand getrimmte FE-Modell der Motor-CAD-Simulation fein genug aufgelöst ist, so dass trotz der geringen Variationsamplitude der Parameter nur physikalisch plausible Einflüsse observiert werden, die nicht durch numerisches Rauschen geschmälert werden.

Tabelle 4: Varianzbasierte Robustheitsergebnisse entlang der Paretofront aus Bild 3

Par.	BT	SD	TW	$\bar{M}$	σ_M	$\bar{T}$	σ_T	M :	M :	T :	T :	T :
S.-I.								S_{mBr}	S_{TW}	S_{SILBF}	S_{IF}	S_{TW}
A1	6,0	39,4	3,0	36,2	0,72	86,6	3,4	17	74	79	12	5
A2	3,4	35,3	3,0	42,4	0,93	91,0	3,6	5	93	80	13	5
A3	2,0	34,8	3,8	51,9	0,87	102	4,7	7	86	82	13	3
A4	2,0	36,2	4,9	59,6	0,63	103	5,6	32	42	84	13	2
A5	2,0	32,4	6,7	65,8	0,70	134	6,7	48	6	80	16	3

Bei Betrachtung der Sensitivitätsindices fällt auf, dass sich die unterschiedliche Natur der Designpunkte entlang der Paretofront dahingehend auswirkt, dass die Verteilung des Einflusses auf die Streuung des Drehmoments zwischen den beiden relevanten Eingangsgrößen „Magnetstärke“ und „Zahnbreite“ stark verändert. Demgegenüber steht eine nahezu konstant bleibende Einflussverteilung der drei relevanten Faktoren auf die Temperatur. Dies ist im Einklang mit der Beobachtung, dass es Effekte aus der EM-Seite des Maschinenmodells sind, die die Ausprägung der Paretofront bestimmen, nämlich die Flaschenhälse für die Führung des Magnetfeldes, und nicht Effekte aus dem thermischen Modell. Insgesamt gelingt nicht nur die Benennung der vier wichtigsten Parameter aus einer

Liste von vierzehn, sondern es wird gleichzeitig ein wesentlicher Einfluss der anderen Parameter für den ausgeleuchteten Zielkonflikt ausgeschlossen. Aus Motorenentwicklersicht kann sich daraus wertvolle Manövrierfähigkeit ergeben.

Schließlich wurde für den mittleren der fünf Auslegungspunkte (A3) untersucht, wie sich die Situation ändert, wenn für die zwei dominanten Parameter, die Zahnbreite („TW“) und den Multiplikator der Statoreisenverluste („stator iron loss build factor“, „SILBF“) ein halbiertes Streuband angenommen werden kann. Dies kann zum einen für verringerte Toleranzen aufgrund verbesserter Prozesskontrolle stehen, alternativ könnten wir eine Verbesserung der Wissensbasis annehmen: Die Auswertung einer Robustheitsstudie erlaubt es, einen Aufwand zur statistischen Vermessung der Verteilungen von Eingangsparametern gezielt nur für die wenigen relevanten Parameter einzusetzen. Werden für diese zwei Parameter nur halbe Streubreiten angenommen, so verringert sich die Standardabweichung für M auf 0,49 und für T auf 2,8. Man könnte bei gleichem Sigmalevel den Auslegungspunkt also fast um die Hälfte näher an eine geforderte Drehmomentschranke heranrücken, um einen Auslegungskonflikt mit Grenzen bezüglich Thermik, Verlusten, Wirkungsgrad zu entschärfen.

Man kann abschließend festhalten: Systematische Robustheitsbewertungen in Verbindung mit Sensitivitätsuntersuchungen erleichtern nicht nur für Ursachenforschung, sondern sie weisen in sich schon Lösungswege auf durch die Tendenzen der Metamodelle, und sie geben Manövrierräume für die Systementwicklung frei. Genauso wie für die Paretofront gezeigt, lässt sich auch eine Drehmoment-Grenzkennlinie auf die Sensitivität bezüglich streuender Eingangsparameter abtasten. Mit effizienten Simulationsmodellen und ausgereifter Methodik lässt sich die Robustheitsuntersuchung auch mit der Kennfeldperspektive kombinieren.

8. Ergebnisse und Schlussfolgerungen

Die hier vorgestellte Studie zeigt, wie Optimierungen inklusive Robustheitsbewertungen effizient nicht nur für einzelne Betriebspunkte sondern insbesondere im Hinblick auf Pareto-Fronten bzw. kennfeldbezogen durchgeführt werden können.

Es konnten u.a. thermo-elektromechanische Zielkonflikte im Detail analysiert werden und die entscheidenden Parameter für die jeweiligen Bereiche erkannt werden. Die Verwendung von Metamodellen erlaubt eine sehr effiziente Analyse von Kennlinien und Kennfeldern und ermöglicht damit auch die kennfeldbezogene Optimierung.

- [1] Bachinski Pinhal, D., Stokmaier, M.J., Gerling, D.: Discussion on the Control of Wound-Rotor Synchronous Motors for Variable Speed Drives. ICEM 2018, Alexandroupolis (2018)
- [2] Most, T., Will, J.: Metamodel of Optimal Prognosis – An automatic approach for variable reduction and optimal metamodel selection, 5th Optimization and Stochastic days, Weimar (2008)
- [3] Most, T., Will, J.: Sensitivity analysis using the Metamodel of Optimal Prognosis, 8th Optimization and Stochastic Days, Weimar (2011)
- [4] Niemeier, R., Stokmaier, M.: Optimierung von Wirkungsgrad-Kennfeldern bei elektrischen Motoren mit Metamodellen. TAE Symposium Elektromagnetismus, Künzelsau (2018)
- [5] Riedel, J.: Gewichtsoptimierung eines Schiffes unter Spannungsrestriktionen. 6. Institutskolloquium, Institut für Strukturmechanik der Bauhaus Universität Weimar, Weimar (2000)
- [6] Blum, S., Pusa, R., Riedel, J., Wintermantel, M.: Adaptive Mutation Strategies for Evolutionary Algorithms. 2nd Optimization and Stochastic Days, Weimar (2005)
- [7] Park, R.H.: Two-reaction theory of synchronous machines generalized method of analysis – part I. AIEE Transactions 48-3 (1929) S. 716-727
- [8] Fitzgerald, A.E., Kingsley, C., Jr., Umans, S.D.: Electrical Machinery. Buchreihe "Electrical Engineering". McGraw-Hill 2002, 6th Ed.
- [9] Schittkowski, K.: NLPQL: A Fortran subroutine solving constrained nonlinear programming problems. Ann Oper Res 5 (1986) S. 485-500
- [10] Methods for multi-disciplinary optimization and robustness analysis, Methodendokumentation, Dynardo GmbH, Weimar (2018)
- [11] Etman, L.F.P., Adriaens, J.M.T.A., van Slagmaat, M.T.P., Schoofs, A.J.G.: Crash worthiness design optimization using multipoint sequential linear programming. Structural Optimization 12 (1996) S. 222-228
- [12] Stander, N., Craig, K.J.: On the robustness of a simple domain reduction scheme for simulation-based optimization. Engineering Computations 19-4 (2002) S. 431-450
- [13] Bayer, V., Most, T.: Varianzbasierte Robustheitsoptimierung unter Pareto-Kriterien. DVM Workshop Zuverlässigkeit und Probabilistik, München (2017)