

Systematische Analyse des Lagenaufbaus von Wicklungen in Nuten elektrischer Maschinen mittels räumlicher Bildgebung und maschinellen Lernens

Motivation

In der modernen Automobilindustrie spielt der Wandel zur Elektromobilität eine immer größere Rolle. Obwohl elektrische Maschinen bereits seit Jahrzehnten in der Industrie eingesetzt werden, sind neue Fertigungsprozesse und die Optimierung der bereits bestehenden Technologien notwendig, um die für die Elektromobilität geforderten Anforderungen zu erfüllen. Eine große Rolle spielen dabei neue Wickelverfahren zur automatisierten und wirtschaftlichen Fertigung von Elektromotoren. Neben bereits weitgehend automatisierten Wickelverfahren, wie dem Nadelwickeln oder der Einziehtechnik, werden stetig neue Verfahren entwickelt. Eine solche Alternative bietet beispielsweise das manuelle Träufelwickeln, welches höchste Qualitäten der Wicklung und damit einen hohen Wirkungsgrad verspricht. Das Verfahren konnte bis dato in industriellen Anwendungen nur durch manuelle Handhabung umgesetzt werden, woraus sich ein hoher Zeit- und Kostenaufwand ergibt. Die Automatisierung des Träufelwickelns soll die Nachteile der manuellen Verfahrensschritte minimieren. Dies würde den Anspruch an Statorwicklungen höchster Güte und die wirtschaftliche Serienproduktion in Einklang bringen. (Peter et al. 2017, S. 1ff) Erste Ansätze in der Forschung und Entwicklung zur Automation eines dem händischen Träufelwickeln ähnlichen Verfahrens lieferte Kuehl. (Kuehl et al. 2017)

Um die Qualität neu konzipierter Verfahren, wie das oben beschriebene automatisierte Träufelwickeln, zu überprüfen und sicherzustellen, ist es notwendig, neuartige und im besten Fall zerstörungsfreie Mess- und Prüfmethode zu entwickeln. Diese müssen speziell für die Untersuchung der Statorwicklungen ausgelegt sein. In dem vorliegenden Beitrag wird hierfür ein erster Ansatz vorgestellt. Dieser soll die Wicklungen auf charakteristische Merkmale hin untersuchen, um eine Beurteilung der Wicklung durchführen zu können. Die charakteristischen Merkmale, beispielsweise der Füllfaktor, der Lagenaufbau oder Winkelfehler der Einzeldrähte, haben einen wesentlichen Einfluss auf die Qualität der Wicklung und damit auf den gesamten Motor. Nachfolgend wird näher darauf eingegangen.

Die vorliegende Veröffentlichung ist im Rahmen des Projektes „NeWire“ entstanden. Ziel des Vorhabens ist die Entwicklung und Auslegung eines neuartigen Wickelverfahrens zur automatisierten Fertigung von Elektromotoren im Hochleistungsbereich für den automobilen Einsatz. Das Projektkonsortium setzt sich zusammen aus der Volkswagen AG (VW, Rotor- und Statorgeometrie, E-Motoren, Fahrzeugprüfung), der Aumann GmbH (Entwicklung von Anlagen zur Herstellung von Kupferwicklungen), der Essex GmbH (Herstellung, Optimierung und Weiterentwicklung von Kupferlackdraht), der Universität Kassel mit dem Fachgebiet Fahrzeugsysteme und Grundlagen der Elektrotechnik (FSG, Thermische Auslegung der E-Maschine), der Universität Kassel mit dem Fachgebiet Mechatronik mit dem Schwerpunkt Fahrzeuge (FMF, Elektromagnetische Auslegung der E-Maschine) und dem Karlsruher Institut für Technologie (KIT) mit dem Institut für Produktionstechnik (wbk, Technologieentwicklung Wicklungsherstellung). (Peter et al. 2017)

Grundlagen

Elektromotoren

Für einen elektrifizierten Antriebsstrang zählt der Elektromotor zu den wichtigsten Komponenten des Elektrofahrzeugs. Er dient nicht nur als reiner Traktionsantrieb für das Fahrzeug, sondern kann mithilfe der Rekuperation auch Bremswirkung auf das Fahrzeug ausüben und damit als Energierückgewinnungssystem (Generator) arbeiten. Elektromotoren eignen sich dank dieser Eigenschaft, zusammen mit dem spezifischen Wirkungsgrad-, Drehmoment- und Leistungskennfeld, besonders gut für Traktionsantriebe in Fahrzeugen. Im direkten Vergleich zu Verbrennungsmotoren bietet der Elektromotor deutlich höhere Wirkungsgrade, eine höhere Lebensdauer und Zuverlässigkeit. Dank des einfachen Aufbaus können Elektromotoren bei gleicher Leistung deutlich kompakter und günstiger gebaut werden. (Hagedorn, Sell-Le Blanc & Fleischer 2016, S. 70ff)

Prinzipiell lassen sich Elektromotoren in ihrer Funktionsweise unterteilen (siehe Abbildung 1). Dabei wird zwischen Gleichstrommaschinen, Drehstrommaschinen und Wechselstrommaschinen unterschieden.

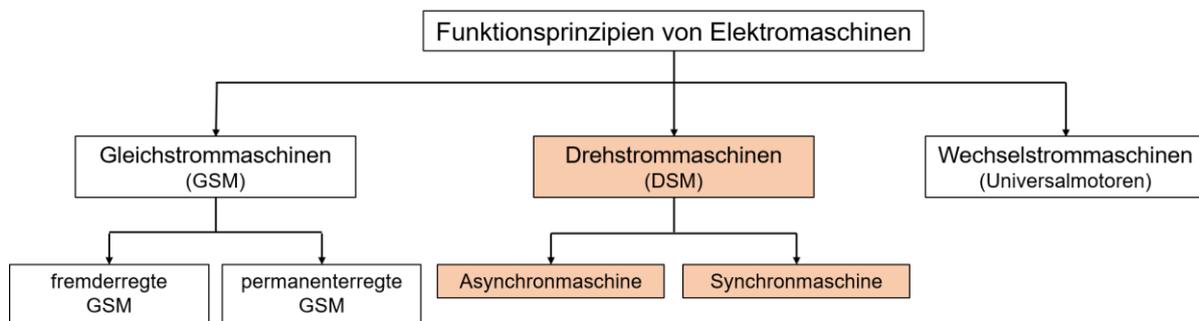


Abbildung 1: Übersicht der Funktionsprinzipien von Elektromotoren nach (Hagedorn, Sell-Le Blanc & Fleischer 2016, S. 73)

Im Bereich der Traktionsantriebe für Elektrofahrzeuge haben sich die dreiphasigen Drehstrommaschinen durchgesetzt (markierte Kästchen in Abbildung 1). Dies ist auf den hohen Wirkungsgrad von bis zu 98% der hohen Dynamik einer geeigneten und modellierbaren Drehmoment- und Leistungskurve und die räumliche Kompaktheit zurückzuführen. Bei Drehstrommaschinen wird zwischen Synchron- und Asynchronmaschinen unterschieden. (Doppelbauer 2015; Doppelbauer 2016)

Die Statorn von Asynchron- und Synchrondrehstrommaschinen besitzen denselben grundlegenden Aufbau und weisen prinzipiell auch eine ähnliche Funktionsweise auf. Daher kann der allgemeine Aufbau der Maschinentypen sowie die Bepulung der Statorn und die dazugehörigen Wicklungsverfahren zusammengefasst behandelt werden. (Fischer 2017, S. 167ff)

Aufgrund der stetig steigenden Anforderungen an die Effizienz, Leistungsdichte und Wirtschaftlichkeit von Traktionsantrieben, werden neue Wickeltechniken bzw. die Optimierung der bestehenden Verfahren benötigt. Durch den begrenzten Bauraum muss der Motor dabei möglichst kompakt und leicht sein. Entscheidend sind deshalb ein hoher Füllfaktor und ein definierter Lagenaufbau, wobei auch das Drahtprofil eine wichtige Rolle spielt. Der Füllfaktor beschreibt das Verhältnis zwischen der vorhandenen Leiterfläche zur Gesamtfläche in der Statornut. Daraus folgt, je höher der Füllfaktor, desto mehr elektrische Leiter nutzen den in der Statornut zur Verfügung stehenden Raum. Grundsätzlich wird zwischen dem elektrischen und mechanischen Füllfaktor unterschieden. Ersterer setzt die reine Kupferfläche der theoretisch

zur Verfügung gestellten Nutfläche ins Verhältnis. Beim mechanischen Füllfaktor wird zudem die Dicke der Isolation miteinbezogen. Daraus folgt, dass der mechanische Füllfaktor immer größer ist als der elektrische. Für die Bewertung von Fertigungsverfahren besitzt der mechanische Füllfaktor die größere Aussagekraft, da die Isolationsstärken der Lackisolation und der eingeschobenen Nutisolation durch die Motoranforderungen und Auslegungen definiert werden. Der Lagenaufbau beschreibt in diesem Zusammenhang die genaue Anordnung der abgelegten Kupferdrähte in der Statornut. Die Komplexität des Lagenaufbaus hängt direkt mit dem daraus resultierenden Füllfaktor zusammen. Die einfachste Art der Wicklung ist die sogenannte wilde Wicklung, welche durch ungeordnetes Ablegen der Leiter in die Statornut entsteht. Der verfügbare Bauraum wird dadurch besonders schlecht genutzt und führt außerdem zu einer signifikanten Erhöhung der Spulenwiderstände. Für zukünftige Generationen von Traktionsmotoren ist die wilde Wicklung aufgrund der daraus resultierenden Verluste zu vermeiden. Im Gegensatz dazu steht das orthozyklische Wickelschema. Dabei handelt es sich um eine für runde Leiter dichtest gepackte Wicklung, die einen theoretischen mechanischen Füllfaktor von bis zu 90,68% erreichen kann. Dazu wird jede Leiterschicht in die Zwischenräume der vorherigen Leiterschicht geordnet abgelegt. Dabei ergibt sich ein Lagenaufbau, der mit dem Schema in Abbildung 2 vergleichbar ist. (Hagedorn, Sell-Le Blanc & Fleischer 2016, S. 142ff)

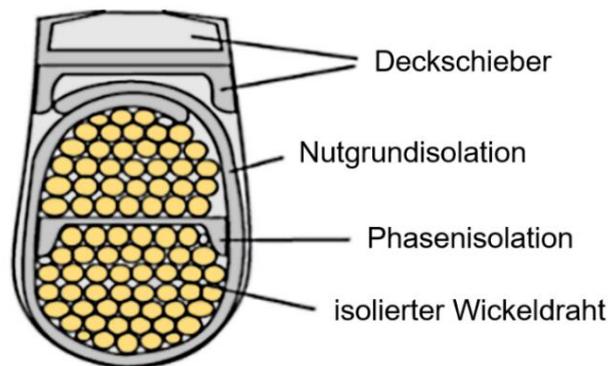


Abbildung 2: Lagenaufbau einer Kupferdrahtwicklung in einer Statornut nach (Hagedorn, Sell-Le Blanc & Fleischer 2016, S. 222)

Durch einen optimalen Lagenaufbau kann also der Füllfaktor deutlich gesteigert werden. Zusätzlich kann die bei der Bestromung entstehende Verlustwärme über die bessere thermische Anbindung der einzelnen Leiter über den gekühlten Stator abgeführt werden.

Während des Wickelprozesses können die Drähte mechanisch stark beansprucht werden. Dabei kann es zu lokalen plastischen Verformungen der Drähte kommen. Auch beim Einlegen der Leiter in die Statornut können durch Wickelfehler wie Kreuzungen und Doppelwindungen plastische Deformationen auftreten. Im schlimmsten Fall wird dabei die Isolationsschicht beschädigt und es entstehen Kurzschlusskontakte zwischen den einzelnen Leitern. Die auftretenden Kurzschlussströme können zu einer lokalen Aufheizung innerhalb der Wicklung führen, sogenannten Hotspots. Diese führen im Extremfall zum Defekt einer Nut und schlussendlich zum Ausfall des gesamten Motors. (Hagedorn, Sell-Le Blanc & Fleischer 2016, S. 229ff)

Computertomographie

Mit der Einführung der Computertomographie (CT) eröffneten sich in den 1970er Jahren in der Medizin neue Möglichkeiten der Diagnostik und Untersuchung von Patienten. Seit den 1990er Jahren hat die Computertomographie neben der medizinischen Anwendung auch eine immer größere Bedeutung in der Industrie und Materialwissenschaft gewonnen. Mithilfe der

Computertomographie lassen sich Werkstücke und Werkstoffe zerstörungsfrei untersuchen. Es können Schnittbilder der Probenkörper ohne deren physische Trennung erstellt werden. Verglichen mit Geräten aus der Medizintechnik, verwenden industrielle CTs deutlich höhere Strahlenenergien und Strahlendosen. Dies ermöglicht im Vergleich zu den gängigen optischen und taktilen Untersuchungsmethoden deutlich detailliertere und umfangreichere Einblicke in die Qualität und Beschaffenheit der untersuchten Probe. Zusätzlich bietet die Computertomographie den Vorteil auch schwer erreichbare oder von außen nicht sichtbare Stellen im Bauteil zu untersuchen. (Carmignato, Dewulf & Leach 2018, S. 22f) (Flohr 2016, S. 195)

Bildverarbeitung und maschinelles Lernen

Das Verarbeiten und Interpretieren von Bilddaten ist ein wichtiger Bereich in der Wissenschaft und bekommt mit zunehmender Automatisierung in der Industrie immer größere Bedeutung. Durch gezielte Segmentierung der rohen Bilddaten mittels mathematischer Algorithmen werden die relevanten Bildinformationen herausgestellt, sodass die für den Anwendungsfall wichtigen Merkmale extrahiert werden können. (Larkins & Harvey 2010, S. 3)

Neben den klassischen Methoden der Bildverarbeitung gewinnt das maschinelle Lernen als universelles Verfahren immer mehr an Bedeutung. Besonders in der Objekterkennung, dem maschinellen Sehen und im Bereich des Objekttrackings hat sich das maschinelle Lernen besonders etabliert. Maschinelles Lernen ist ein Teilgebiet der künstlichen, computergestützten Intelligenz und umfasst Konzepte und Algorithmen zur Entwicklung von Systemen, die eigenständiges und intelligentes Verhalten aufzeigen sollen. Die Ansätze des maschinellen Lernens bestehen aus vergleichsweise einfachen Teilabläufen, die im Zusammenspiel zu komplexen und selbstorganisierenden Systemen führen. (Kruse 2015, S. 2f)

Dabei werden Algorithmen zur Klassifizierung verschiedenster Eigenschaften genutzt. Diese werden anhand einer trainierten, allgemein gültigen Entscheidungsregel bestimmt. Mit dieser Entscheidungsregel lassen sich nach der Trainingsphase auch nicht angelegte Beispiele klassifizieren und Vorhersagen treffen. Hierbei wird eine möglichst niedrige Fehlerquote angestrebt, um möglichst genaue Prädiktionen zu erhalten. (Wysotzki 1997, S. 1)

Ein Teilgebiet des maschinellen Lernens ist das Deep Learning (dt. tiefgehendes Lernen). Basis für das Deep Learning bilden künstliche neuronale Netzwerke, die aus besonders vielen Schichten bestehen. Die Schichten bilden eine umfangreiche und komplexe Struktur, die in der Lage ist, große und komplexe Datensätze auszuwerten. Das Wissen über Informationen und Merkmale einer bestimmten Klasse sind in einem neuronalen Netz nicht auswendig gelernt, sondern so verallgemeinert, dass sie auch auf ähnliche oder unbekannte Daten angewandt werden können. Dennoch sind die Merkmale aber spezifisch genug trainiert, dass eine präzise Klassifizierung möglich ist. (Goodfellow, Bengio & Courville 2018, S. 1ff)

Stand der Technik

Um Aussagen über den realen Lagenaufbau innerhalb einer elektrischen Maschine zu bekommen, ist es nach dem aktuellen Stand der Technik üblich Schliffbilder zu erstellen. Bei der Erstellung von Schliffbildern wird im Allgemeinen wie bei der Untersuchung von Gefügen im Bereich der Werkstoffkunde (Metallographie) verfahren. Zunächst wird die Probe mechanisch getrennt, weshalb diese Methode ein zerstörendes Prüfverfahren darstellt. Um eine möglichst glatte Oberfläche zu erhalten, folgen diverse Schleif-, Polier und Ätzschriffe. (Grote & Feldhusen 2007, S. E29) Der nennenswerte Unterschied bei der Erstellung von Querschliffen einer mit Kupferlackdraht gefüllten Nut ist der Verguss mit Kunstharz vor dem

Trennen der zu untersuchenden Probe. Dadurch wird die Fixierung der Drähte während der Präparation sichergestellt. Geeignet für den Verguss zur Fixierung der Wicklung sind beispielsweise Epoxidharze. Nach der Präparation kann das Schlibfbild (siehe Abbildung 3) mit Hilfe eines geeigneten Messmittels, zum Beispiel einem Lichtbildmikroskop, untersucht werden. Bei der Auswertung der Schlibfbilder können unter anderem Aussagen über den Lagenaufbau, den Kupferfüllfaktor, die Drahtverformung und die Isolationsdicke in einer diskreten Schicht getroffen werden.

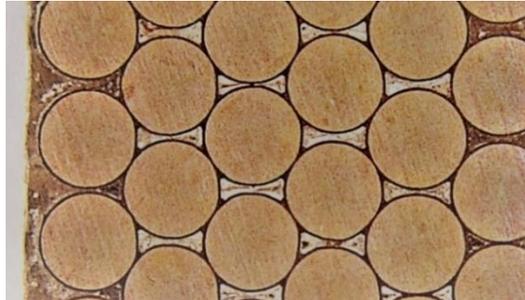


Abbildung 3: Exemplarischer Ausschnitt eines Schlibfbilds einer Wicklung zur Untersuchung des realisierten Aufbaus in der Nut

Zielstellung

Fehlende Validierungsmöglichkeiten für Wickelverfahren im Kontext des Elektromaschinenbaus

Die genaue Untersuchung und damit verbundene Validierung der Kupferlackdrahtwicklungen verlangen neue Analysemethoden. Bestehende Prüfverfahren wie die Untersuchung von Schlibfbildern, radiologische Verfahren oder eine rein äußerliche, optische Untersuchung liefern nicht den Detaillierungsgrad, der für eine umfangreiche Validierung notwendig ist.

Zwar kann mit einem Schlibfbild der Nutquerschnitt sehr genau untersucht werden, allerdings stellt die Probe nur eine stichprobenartige und diskrete Aufnahme des Lagenaufbaus dar. Bezüglich der Struktur und dem Verlauf der Drähte entlang der Nut kann keine Aussage getroffen werden. Dies ist aber notwendig, um beispielsweise Drahtkreuzungen innerhalb einer Nut zu quantifizieren. Aus diesem Grund ist es erforderlich neue Verfahren zu entwickeln, die eine kontinuierliche Untersuchung entlang der Nut ermöglichen.

Für eine kontinuierliche und zerstörungsfreie Analyse bietet sich die computertomographische Untersuchung an. Mithilfe der Röntgenstrahlung lassen sich die Kupferdrahtwicklungen vollständig und in einem hohen Detailgrad scannen und untersuchen. Dabei wird ein dreidimensionales CT-Modell von der Wicklung erstellt. Im Vergleich zu den Schlibfbildern muss die Wicklung selbst dabei nicht zerstört werden, da die Röntgenstrahlung die Kupferdrähte einfach durchdringt. Für größere Blechschnitte kann es jedoch erforderlich sein das Blechpaket zu zerteilen, um die Probengröße an die Röntgenleistung des Geräts anzupassen.

Vorgehen

Auswertetool zur Validierung von Wickelverfahren

Die im CT gewonnenen, quasi-kontinuierlichen Bilddaten sollen für die Auswertung charakteristischer Merkmale genutzt werden und damit eine umfassende Validierung der Kupferdrahtwicklung ermöglichen. Anstelle einer manuellen Datenanalyse wird ein effizientes und automatisiertes Auswertetool in der Berechnungsumgebung MATLAB entwickelt. In einem

Vorverarbeitungsschritt werden dafür zunächst Schnittbilder entlang der Längsachse der Wicklung aus dem generierten CT-Modell erstellt. Jedes Schnittbild zeigt den Nutquerschnitt an einer bestimmten Position. Das prinzipielle Vorgehen der Datenverarbeitung wird in Abbildung 4 dargestellt.

Um das neuartige Vorgehen für die Auswertung von Wicklungen anhand von CT-Daten schrittweise zu validieren, wurden zunächst grundlegende Funktionen implementiert. Für die Extraktion der Einzeldrähte aus den CT-Schnittbildern wird ein künstliches neuronales Netz verwendet. Dies bietet den Vorteil, dass trotz der teilweise mit Bildrauschen behafteten und kontrastarmen CT-Schnittbilder eine sehr robuste Segmentierung möglich ist. Mithilfe der segmentierten Schnittbilder kann die Lageverschiebung der Einzeldrähte entlang der Statornut nachverfolgt werden. Um die Segmentierung des neuronalen Netzes zu überprüfen, werden die Drähte zunächst durchgezählt und dabei nummeriert. Für die Nachverfolgung der Einzeldrähte sind dann die Koordinaten der Drahtmittelpunkte berechnet und entlang der Statornut aufgezeichnet worden. Damit sind die Drahtverschiebungen exakt abgebildet.

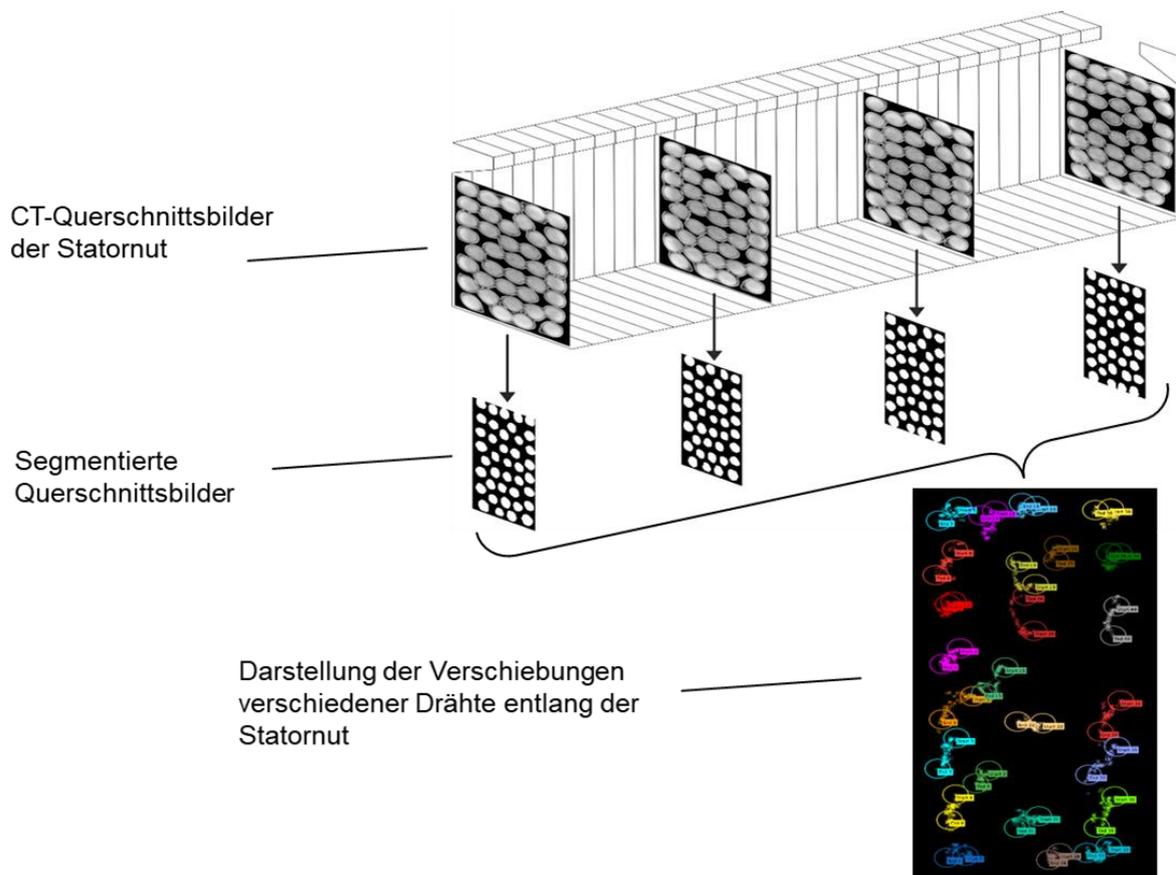


Abbildung 4: Beispiel der Segmentierung von CT-Schnittbildern und anschließender Auswertung

Um die aufwendige Trainingsphase des neuronalen Netzwerks zu verkürzen, wird auf ein vortrainiertes Netzwerk beispielsweise AlexNet zurückgegriffen. Dieses ist spezialisiert auf die Klassifizierung von Bilddaten und kann mit geringem Aufwand neue Bildklassen erlernen. Für die oben gezeigten Darstellungen wurde das Netzwerk für die CT-Daten beispielhaft mittels „transfer learning“ trainiert. Ein Ausschnitt der genutzten Trainingsdaten ist in Abbildung 5 gezeigt. Um die Drahterkennung einzutrainieren, werden verschiedene Positiv- und Negativbeispiele verwendet. Positive Bilddaten enthalten hierbei genau einen vollständigen Drahtquerschnitt, negative Bilddaten zeigen keine oder nur unvollständige Drahtquerschnitte.

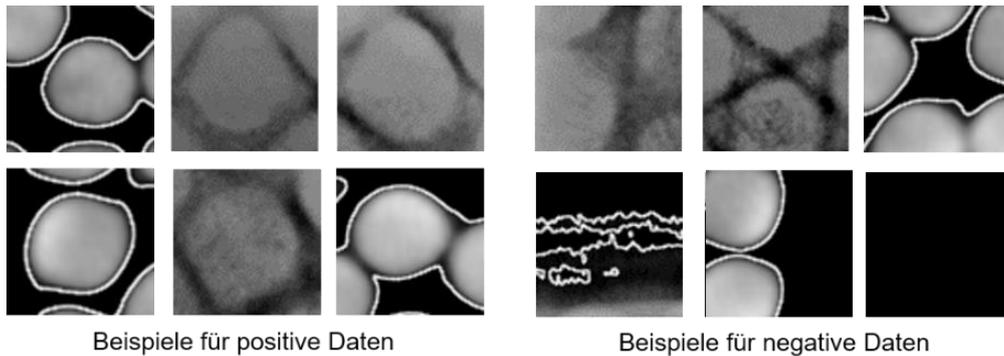


Abbildung 5: Datenbeispiele aus dem Trainingsdatenset

Da mithilfe von AlexNet nur kleine Bildausschnitte der hochauflösenden CT-Schnittbilder direkt ausgewertet werden können, wird für die Segmentierung ein Sliding-Window-Algorithmus verwendet. Dabei wird das zu segmentierende Schnittbild von einem Fenster (Window) schrittweise abgetastet. Der aktuell durch den Fensterrahmen abgegrenzte Bildausschnitt wird an AlexNet übergeben. Das neuronale Netzwerk klassifiziert anschließend die übergebenen Bilddaten und markiert seine Prädiktion in einem Binärbild. Schrittweise wird dadurch das vollständig segmentierte Schnittbild zusammengesetzt.

Im nächsten Schritt können die segmentierten Schnittbilder in einen Punkte-Tracker eingelesen werden. Der Tracker basiert dabei auf einem KLT-Point-Tracker (Kanade-Lucas-Tomasi). Dieser ermittelt im ersten Schnittbild die Startposition jedes einzelnen Drahtes. Dabei wird jedem Draht zur einfacheren Nachverfolgung eine Identität in Form einer Zahl zugewiesen. Der Tracker kann für die folgenden Schnittbilder die neue Position eines jeden Drahtes ermitteln und somit die Bewegungen der Drähte nachverfolgen. Dabei werden in jedem Schnittbild die mittleren Positionsdaten für jeden Draht in einer Tabelle gespeichert. Die gespeicherten Koordinaten können anschließend für die weiteren Analysen genutzt werden.

Erste Auswertergebnisse

Nachdem geeignete Aufnahmeparameter für die CT-Aufnahmen ermittelt wurden, konnten die ersten Schnittbilder einer Kupferlackdrahtwicklung generiert werden. Durch eine hohe Anzahl an Schnittbildern kann eine quasi-kontinuierliche Rekonstruktion der Kupferdrahtwicklung erstellt werden. Eine beispielhafte Segmentierung wird in Abbildung 6 dargestellt. Dabei ist auf der linken Seite das CT-Schnittbild und auf der rechten Seite das segmentierte Binärbild zu sehen.

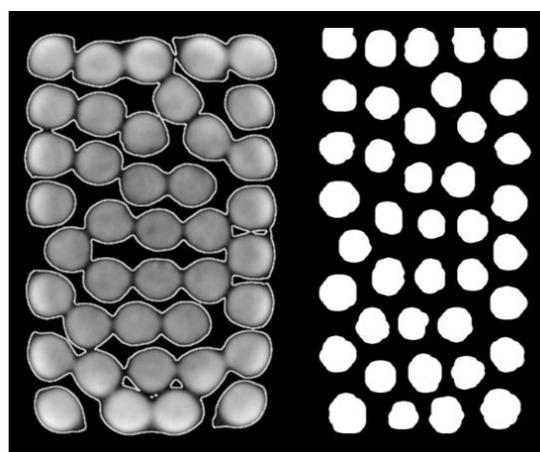


Abbildung 6: Segmentierung der Kupferlackdrähte mithilfe von AlexNet, rechts: CT-Schnittbild, links: segmentiertes Binärbild

Anhand der ermittelten Positionsdaten lassen sich im ersten Schritt die Verschiebungen (Positionsveränderungen) der Drähte durch eine Plot-Funktion visuell darstellen. In Abbildung 7 ist eine beispielhafte Visualisierung der Drahtverläufe durch die gesamte Statornut dargestellt. Diese ist auf der linken Seite als 2D-Plot ausgeführt. Durch das Hinzufügen einer dritten Raumachse lassen sich die Drahtbewegungen weiterführend auch als 3D-Plot ausgeben, siehe rechte Seite Abbildung 7.

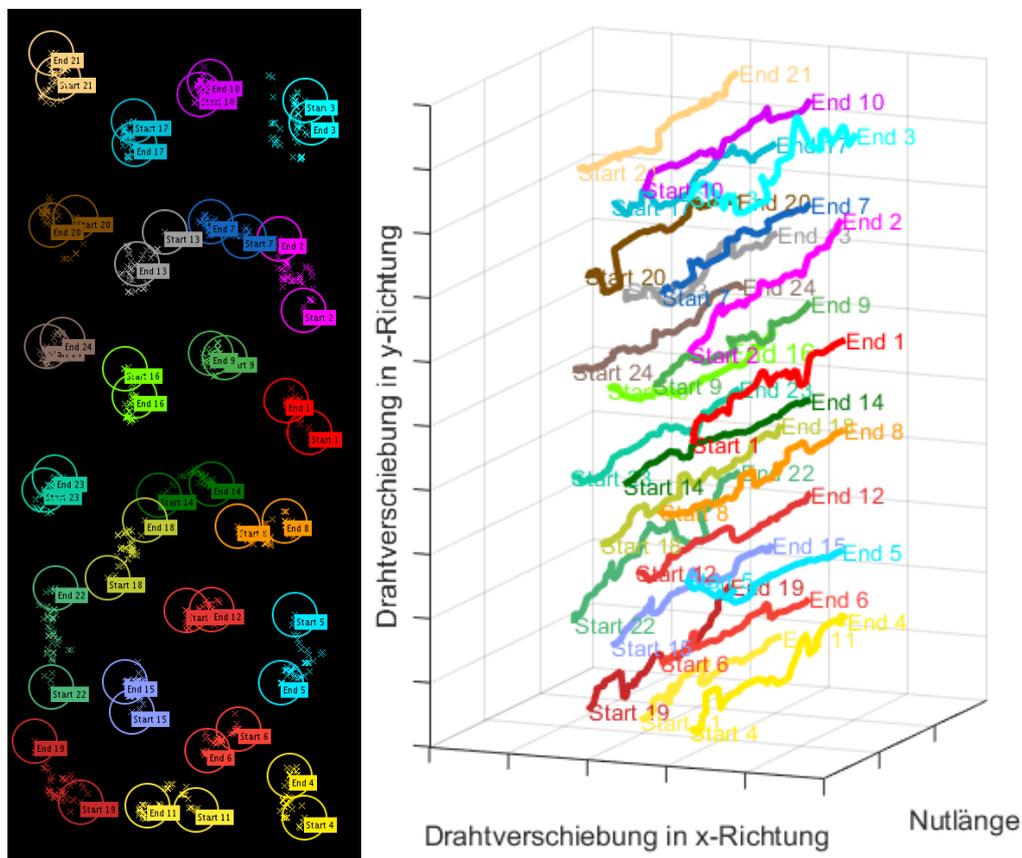


Abbildung 7: Visualisierung der Verschiebungen verschiedener Drähte entlang einer Statornut, links: 2D Ansicht, rechts: 3D Ansicht

Weitergehende Analyse von charakteristischen Merkmalen des Lagenaufbaus

Mit den ermittelten Daten der vorangehenden Kapitel sollen im weiteren Vorgehen verschiedene charakteristische Merkmale der Kupferlackdrahtwicklungen analysiert werden. Diese sollen für die anschließende Validierung des Wickelprozesses genutzt werden.

Mithilfe der Positionsdaten der Einzeldrähte sollen zukünftig verschiedene Wickelfehler wie Kreuzungen, Doppelwicklungen oder Lücken erkannt und bewertet werden. Diese sollen zusätzlich visualisiert werden, um den Validierungsprozess weiter zu vereinfachen. Auch der Füllfaktor der Wicklung soll mithilfe der Positionsdaten berechnet werden. Dazu soll das Verhältnis der Leiterfläche zur Statornutfläche aus den CT-Schnittbildern ermittelt werden.

Zusätzlich sollen mögliche Verformungen der Drähte, die während des Wickelprozesses und nachfolgenden Prozessschritten entstanden sind, analysiert werden. Weiterhin ist die Untersuchung der Isolationsdicken angedacht. Zum einen soll die Lackschichtdicke der Drähte, als auch die Papierdicke und die Tränkung mit Imprägnierharz an jeder Stelle der Nut bestimmt werden können. Hierfür soll das neuronale Netzwerk stetig weitertrainiert werden.

Als letzte Stufe soll mithilfe des im CT erstellten 3D-Modells die Möglichkeit implementiert werden, die dreidimensionale Lage der Drähte sowie ihre Positionsänderungen entlang der Wicklung sichtbar zu machen. Dabei sollen die zuvor genannten Analysen der charakteristischen Merkmale im 3D-Modell detektiert und markiert werden. Das Ziel ist eine Bewertung der Fehler direkt einsehbar zu gestalten, angestrebt wird hier der Einsatz von Virtual Reality. Die Bewertung soll dabei in verschiedenen Stufen und Kategorien ablaufen.

Ausblick

Validierung und Umsetzung des entwickelten Auswertetools

Die Auswertung der erstellten CT-Schnittbilder mithilfe des entwickelten Auswertetools erwies sich in den ersten Versuchen als sehr vielversprechend. Dabei hat das Tool gezeigt, dass eine automatisierte Auswertung computertomographischer Aufnahmen von Kupferlackdrahtwicklungen umsetzbar ist. Grundlage dafür ist die Segmentierung der CT-Schnittbilder mithilfe eines neuronalen Netzwerks. Durch das geeignete Training des Netzwerks hat sich die Segmentierung als sehr präzise und flexibel gegenüber den Eingangsdaten erwiesen. Durch die anschließende Detektion und Aufzeichnung der Positionsdaten der Einzeldrähte im Wicklungspaket konnten die Drahtverläufe rekonstruiert werden. Die gewonnenen Daten können in Zukunft für die Analyse weiterer charakteristischer Merkmale genutzt werden.

Schon jetzt hat sich gezeigt, dass mithilfe der automatisierten Auswertung durch das Auswerte-Tool der Aufwand einer manuellen Bewertung stark reduziert werden konnte. Durch den modularen Aufbau des Auswerte-Tools kann der Funktions- und Arbeitsumfang zudem stetig erweitert werden.

Durch den Einsatz eines neuronalen Netzwerks bietet das Auswertetool eine sehr flexible Ausgangsbasis für die Analyse unterschiedlicher Datensätze. Dabei kann das Netzwerk durch kontinuierliches Training mit erstellten Trainingsdaten stetig weiterentwickelt und verbessert werden. Für die Extraktion komplexerer Merkmale kann das Netzwerk zudem erweitert und entsprechend trainiert werden. Dadurch ließe sich der Auswerteprozess weiter beschleunigen. Außerdem ist die Bewertung und Einstufung von Wicklungsfehlern mithilfe des Netzwerks denkbar.

Zur Validierung der Genauigkeit des vorgestellten Auswertalgorithmus werden im Weiteren Vorgehen die ermittelten Schnittansichten des Auswertetools mit erstellten Schlifffbildern der realen Proben verglichen. Sollte sich eine hohe Übereinstimmung im Rahmen der Messunsicherheit bestätigen, könnten die herkömmlichen Schlifffproben zukünftig durch den das entwickelte Verfahren ersetzt werden. Anschließend könnte das Tool mit einer benutzerfreundlichen Bedienoberfläche (GUI – Graphical User Interface) ausgestattet werden, sodass eine intuitive Bedienung ermöglicht wird.

Förderhinweis

Dieses Forschungs- und Entwicklungsprojekt wird durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) im Programm „Innovationen für die Produktion, Dienstleistung und Arbeit von morgen“ (Förderkennzeichen 02P16A000 bis 02P16A004) gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA) betreut. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei der Autorin / beim Autor.

Abschließend möchten sich die Autoren bei allen beteiligten Partnern im Projekt NeWwire für die Unterstützung bedanken.

Literaturverzeichnis

- Carmignato, S.; Dewulf, W. & Leach, R. (Hrsg.) (2018), *Industrial X-ray computed tomography*, Springer, Cham. <http://www.springer.com/>. ISBN: 978-3-319-59571-9.
- Doppelbauer, M. (2015), „Elektrische Antriebe für hybride und vollelektrische Fahrzeuge, Teil 1“, *ETG Mitgliederinformation 2/2015*, S. 39–42.
https://www.eal.ei.tum.de/fileadmin/tueieal/www/courses/EAUSIGA/lecture/2017-2018-W/ETG_MI_2015-2_Sonderdruck.pdf [11.12.2018].
- Doppelbauer, M. (2016), „Elektrische Antriebe für hybride und vollelektrische Fahrzeuge, Teil 2“, *ETG Mitgliederinformation 1/2016*, S. 11–15.
https://www.eal.ei.tum.de/fileadmin/tueieal/www/courses/EAUSIGA/lecture/2017-2018-W/ETG-Mi_2016-1_Sonderdruck.pdf [11.12.2018].
- Fischer, R. (2017), *Elektrische Maschinen*, Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, München. ISBN: 978-3-446-45218-3.
- Flohr, T. (2016), „40 Jahre Computertomographie - Rückblick und aktuelle Entwicklungen“, *Zeitschrift für medizinische Physik*, Bd. 26, Nr. 3, S. 195–196.
- Goodfellow, I.; Bengio, Y. & Courville, A. (2018), *Deep Learning*.
<http://www.deeplearningbook.org/contents/intro.html> [09.08.2018].
- Grote, K.-H. & Feldhusen, J. (2007), *Dubbel. Taschenbuch für den Maschinenbau*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. ISBN: 978-3-540-49714-1.
- Hagedorn, J.; Sell-Le Blanc, F. & Fleischer, J. (2016), *Handbuch der Wickeltechnik für hocheffiziente Spulen und Motoren*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. ISBN: 978-3-662-49209-3.
- Kruse, R. (2015), *Computational Intelligence. Eine methodische Einführung in Künstliche Neuronale Netze, Evolutionäre Algorithmen, Fuzzy-Systeme und Bayes-Netze*, Springer Vieweg, Wiesbaden. ISBN: 978-3-658-10903-5.
- Kuehl, A.; Furlan, S.; Gutmann, J.; Meyer, M. & Franke, J. (2017), „Technologies and processes for the flexible robotic assembly of electric motor stators“. *2017 IEEE International Electric Machines and Drives Conference (IEMDC). 21-24 May 2017*, IEEE, [Piscataway, New Jersey], S. 1–6. ISBN: 978-1-5090-4281-4.
- Larkins, D. B. & Harvey, W. (2010), „Introductory computational science using MATLAB and image processing“, *Procedia Computer Science*, Bd. 1, Nr. 1, S. 913–919.
- Peter, M.; Fleischer, J.; Halwas, M. & Schigal, W. (2017), „Entwicklung eines serienflexiblen Wickelverfahrens. E-MOTIVE Expertenforum - NeWwire“, S. 27–30.
- Wysotzki, F. (1997), „Maschinelles Lernen“, S. 526–536. DOI: 10.1524/auto.1997.45.11.526.