

# Analyse von Degradationsmodellen zur Modellierung der Lebensdauerheterogenität komplexer Systeme

## *Analysis of degradation models for modelling the lifetime heterogeneity of complex systems*

Robin Bauer<sup>1,\*</sup>, David Inkermann<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Institute of Mechanical Engineering, Technische Universität Clausthal

\* Korrespondierender Autor:

Robin Bauer

Institut für Maschinenwesen

Robert-Koch-Straße 32

D-38678 Clausthal-Zellerfeld

☎ +49 5323 72 3550

✉ [bauer@imw.tu-clausthal.de](mailto:bauer@imw.tu-clausthal.de)

---

### Abstract

Lifetime heterogeneity results from differing lifetimes of subsystems and components (entities) within a system and is a key criteria to evaluate life cycle options, like upgrading or reuse, for more sustainable products. In early design stages of products for new use cases only limited information for lifetime prognosis are available. This paper proposes a concept to forecast the lifetime of products without experimental data. For purpose a systematic review is conducted to analyze degradation models of Li-ion batteries and electric motors. By analyzing and comparing similarities regarding influencing factors and their impact, fundamentals for degradation modelling are derived. Based on these findings a procedure for lifetime prediction in early design stages for emerging products, like Li-ion batteries and electric motors, are derived.

---

### Keywords

*Lifetime heterogeneity, degradation, modelling, aircraft, battery*

---

## 1. Einleitung

Die immer stärkere Vernetzung moderner Systeme und die wachsende Anzahl von Funktionen resultiert in Produkten, deren Subsysteme und Komponenten auf unterschiedlichen Technologien basieren. Systemarchitekturen ändern sich dabei teilweise grundlegend, da neue Subsysteme und Komponenten eingeführt werden oder neue funktionale Wirkzusammenhänge realisiert werden müssen. Gleichzeitig müssen immer restriktivere Anforderungen an Nachhaltigkeit erfüllt und die Umweltwirkungen im Produktlebenszyklus minimiert werden. Um diese Ziele zu erreichen, müssen frühzeitig im Entwicklungsprozess Systemarchitekturen entworfen und bewertet werden [1], um die geforderten Funktionen und geeignete Lebenszyklusoptionen wie z.B. Wiederverwendung, Upgrade, Wartung oder Nachrüstung von Komponenten realisieren zu können. Die erwartete Lebensdauer der einzelnen Subsysteme und Komponenten (Entitäten) wird dabei zu einem entscheidenden Kriterium [2]. Jedoch existieren beispielsweise Pläne, für Kurzstreckenflüge künftig Flugzeuge mit vollelektrischen Antriebsstrang einzusetzen [3], siehe Bild 1.

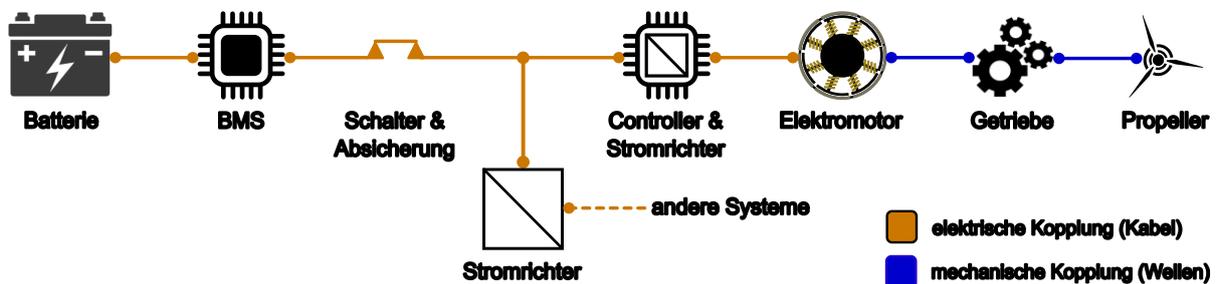


Bild 1: Vereinfachte Darstellung eines vollelektrischen Antriebsstranges eines Flugzeuges (in Anlehnung an [4])

Dabei werden speziell für diesen neuen Anwendungsfall ausgelegte Subsysteme eingesetzt, deren Lebensdauer bisher unbekannt ist. Dies erschwert die Entwicklung einer anforderungsgerechten Systemarchitektur. In diesem Beitrag wird ein systematisches Review zu Degradationsmodellen am Beispiel von Batterien und Elektromotoren durchgeführt, um gemeinsame Eigenschaften vorhandener Modelle zu untersuchen. Aus den Gemeinsamkeiten der Degradationsmodelle werden Methoden abgeleitet, die bei neuen Anwendungsfeldern eine Abschätzung der Lebensdauer von dabei verwendeten Entitäten ermöglichen sollen.

### 1.1. Lebensdauer und Degradation

In der Produktentwicklung beschreibt die Lebensdauer die Zeit, für die ein System oder dessen Entitäten ihren Zweck erfüllen können. Sie ist die maximal mögliche Nutzungsdauer eines Produktes [5]. Die Bedingungen zur Erfüllung der Funktion (Zweck) sind von externen und internen Anforderungen (Lebensdauereigenschaften) abhängig, die während der Lebensdauer zuverlässig eingehalten werden müssen. Neben technischen Aspekten kann z.B. auch die Kundenakzeptanz (lifecycle value) berücksichtigt werden [2]. Bei rein physikalischer Betrachtung sind u.a. Materialeigenschaften, Umgebungsbedingungen und Lastprofil relevant und das Ende der Lebensdauer ist erreicht, wenn das Produkt seine Funktionen nicht mehr vollumfänglich erfüllt oder die geforderte Leistungsfähigkeit durch Unterschreiten definierter Grenzwerte deutlich verfehlt. Die Lebensdauer wird dabei durch Schädigung, Verschleiß und Fehlverhalten bestimmt [6]. Die Ermittlung der Lebensdauer eines Produktes kann durch die Beschreibung des Degradationsverhaltens erfolgen, also der nachteiligen Änderung physikalischer Eigenschaften über die Zeit, woraus der Ausfall von Funktionen und die Verringerung der Leistungsfähigkeit des Produktes folgt [7]. Die Degradation  $d$  kann allgemein als Funktion der Zeit  $t$ , der internen Eigenschaften  $\vec{x}_{int}$ , externer Umgebungseinflüsse  $\vec{x}_{ext}$  und der Betriebsgrößen  $\vec{x}_{op}$  angegeben werden.

$$d = f(t, \vec{x}_{int}, \vec{x}_{ext}, \vec{x}_{op}). \quad (1)$$

Für die Degradation werden dabei ein oder mehrere Funktionsgrößen definiert, welche für die Funktion des Produktes maßgeblich sind, wie beispielsweise die Kapazität (Kapazitätsverlust) einer Batterie. Zudem wird ein kritischer Wert  $d_L$  der Degradationsfunktion bestimmt, bei dem das Produkt den Anforderungen nicht mehr entspricht [8]. In Bild 2 ist das Fortschreiten der Degradation über die Zeit sowie die Lebensdauer  $L$  schematisch dargestellt.

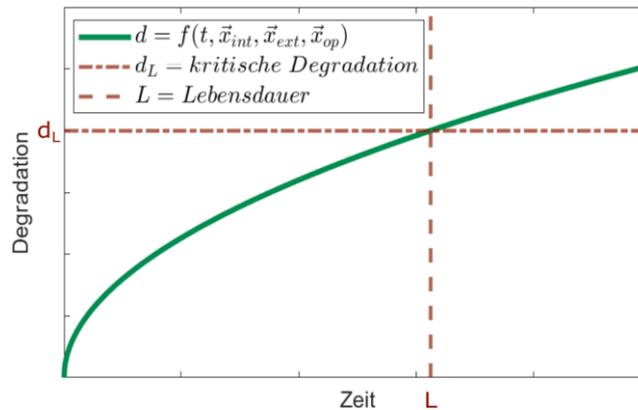


Bild 2: Entwicklung der Degradation über die Zeit bis zu einem definierten kritischen Wert  $d_L$  (in Anlehnung an [8])

## 1.2. Lebensdauerheterogenität

Die Entitäten eines Systems weisen unterschiedliche interne Eigenschaften  $\vec{x}_{int}$  auf und es können verschiedene Anforderungen bezüglich  $\vec{x}_{op}$  und  $\vec{x}_{ext}$  an sie gestellt werden oder auf die Komponenten und Subsysteme einwirken. Zudem müssen Degradationseffekte und Wechselwirkungen zwischen Komponenten und Subsystemen berücksichtigt werden. Dies führt gemäß Gleichung (1) in der Regel zu einem divergierenden Fortschreiten der Degradation der einzelnen Entitäten und damit zu einer Lebensdauerheterogenität auf Systemebene. Hinzu kommt, dass die tatsächliche Lebensdauer von unterschiedlichen Lebensdauereigenschaften abhängt, woraus wiederum eine Lebensdauerheterogenität auf Entitätenebene resultiert [2]. Die zwei Ebenen der Lebensdauerheterogenität sind am Beispiel eines elektrischen Antriebsstrangs in Bild 3 dargestellt. Da in diesem Beitrag die physikalische Degradation im Fokus steht, ist die Systemebene von besonderem Interesse.

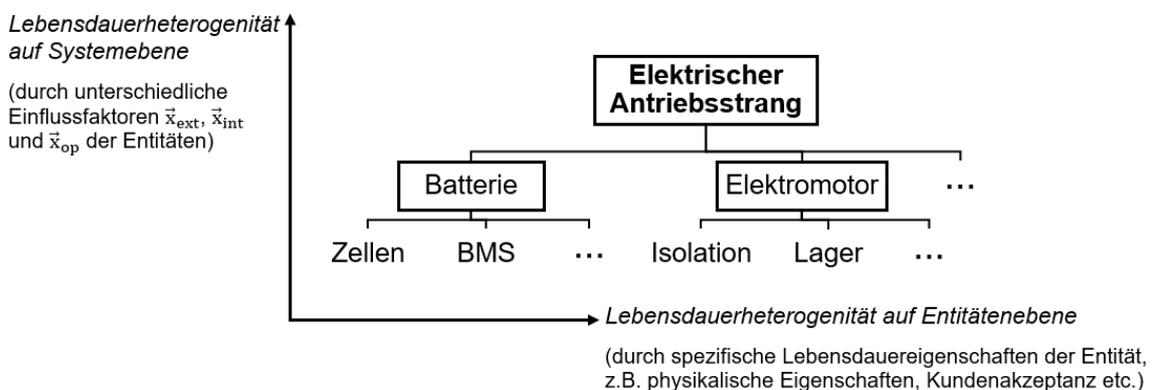


Bild 3: Ebenen der Lebensdauerheterogenität

Um geeignete Systemarchitekturen unter Berücksichtigung verschiedener Lebenszyklusoptionen wie Ersatz, Wartung oder Upgrade entwickeln zu können, sind Kenntnisse zur Lebensdauerheterogenität auf Systemebene erforderlich [2].

---

### 1.3. Herausforderungen der Lebensdauerprognose im frühen Systementwurf

Zur experimentellen Ermittlung der Lebensdauer von Produkten müssen in der Regel große Datenmengen gewonnen und Versuche mehrfach wiederholt werden, um zuverlässige Aussagen treffen zu können [9]. Im Falle des Entwurfs von Systemarchitekturen für neue Anwendungen fehlen allerdings zumeist experimentelle Daten. Eine alternative Möglichkeit zur Abschätzung der Lebensdauer von Subsystemen gemäß Bild 2 ist das Erstellen von Degradationsmodellen [10]. Auch diese basieren meist auf experimentellen Messdaten und werden häufig für konkrete Anwendungsfälle mit definierten Umgebungseinflüssen  $\vec{x}_{\text{ext}}$  und Betriebsgrößen  $\vec{x}_{\text{op}}$  sowie ein vorhandenes Subsystem erstellt [8]. Bei einigen Modellen sind detaillierte Werte zu Eigenschaften und Aufbau des Subsystems nötig, was in frühen Entwicklungsphasen ein Problem darstellt (siehe z.B. [11]). Für die Untersuchungen der Lebensdauerheterogenität vollelektrischer Antriebstränge von Flugzeugen im Exzellenzcluster SE<sup>2</sup>A werden in diesem Beitrag Degradationsmodelle analysiert, hierbei werden zwei Forschungsfragen fokussiert:

1. Welche gemeinsamen Eigenschaften weisen bestehende Degradationsmodelle, z.B. hinsichtlich geforderter Größen und deren Einfluss auf die Degradation, auf?
2. Gibt es Verfahren zur Anpassung von Degradationsmodellen auf Subsysteme gleicher Art, z.B. Li-Ionen-Batterien, bei veränderten Eigenschaften und Anforderungen?

In diesem Beitrag sollen beispielhaft Degradationsmodelle von Batterien und Elektromotoren untersucht werden. Dazu wird zunächst eine Einordnung in Modellarten und -ansätze vorgenommen, sowie eine Möglichkeit zur Bewertung der Unsicherheit von Modellen ohne experimentelle Messdaten erörtert. Darauf wird ein Review-Konzept sowie eine Methodik für die Auswertung vorhandener Degradationsmodelle erstellt. Es folgt die Analyse und ein Vergleich der im Zuge des Reviews gefundenen Degradationsmodelle. Aus den dabei ermittelten Eigenschaften und Gemeinsamkeiten der Modelle werden Verfahren zur Anpassung von Degradationsmodellen an neue Anwendungsfälle entworfen. Es folgt eine qualitative Bewertung der Unsicherheit von Modellen, die mit dem vorgeschlagenen Verfahren erstellt wurden. In einem Fazit werden die Ergebnisse kritisch reflektiert und notwendige weiterführende Forschungsarbeiten erläutert.

## 2. Degradationsmodelle

Für die Durchführung des Reviews und zur Analyse bisheriger Veröffentlichungen werden zunächst einige Grundlagen zur Eingruppierung und Bewertung von Degradationsmodellen betrachtet. Die dabei gewonnen Erkenntnisse fließen bei der Anpassung von Modellen ein.

### 2.1. Modellarten und -ansätze

In [12] wurde ein umfassendes Review zur Klassifikation von Degradationsmodellen durchgeführt und drei Kategorien definiert, siehe auch Tabelle 1.

- Physikalische Modelle
- Empirische Modelle (data driven models)
- Wissensbasierte Modelle

Bei physikalischen Modellen werden anhand theoretischer Überlegungen mathematische Gleichungen aufgestellt, welche die physikalischen Degradationseffekte in einem System beschreiben. Hierfür sind häufig detaillierte Informationen zum betrachteten System erforderlich. Physikalische Modelle sind oft komplex und gelten nur für ein spezifisches

Produkt (z.B. für eine bestimmte Batterieart) [13]. Empirische Modelle erfordern umfassende Messdaten, auch zur definierten Funktionsgröße der Degradation, durch welche mithilfe einer Ansatzfunktion oder durch künstliche Intelligenz eine Degradationsprognose vorgenommen wird [14]. Damit werden diese Modelle für definierte Anwendungsfälle und Systeme erstellt, die Übertragbarkeit auf andere Anwendungen wird in der Regel nicht untersucht. Wissensbasierte Modelle greifen auf Erfahrungen und Daten in der praktischen Anwendung und Expertenwissen zurück. Basierend auf diesen Erfahrungen und einfachen Ansatzfunktionen wird eine Degradationsprognose erstellt. Für neue Anwendungen und Systeme sind wissensbasierte Modelle nur eingeschränkt nutzbar [15]. In Tabelle 1 sind die Arten von Degradationsmodellen mit einigen Beispielen samt zugehörigen Quellen sowie Vor- und Nachteilen übersichtlich dargestellt.

Tabelle 1: Modellarten der Degradation mit Beispielen und deren Vor- und Nachteile

Modellart	Beispiel	Vorteile	Nachteile	Quellen
<b>physikalisch</b>	elektrochemisch-thermisches Degradationsmodell einer LiFePO <sub>4</sub> -Batterie	für Batterien unterschiedlicher Größe bei unterschiedlichen Betriebsbedingungen nutzbar; wenige Messwerte nötig	nur LiFePO <sub>4</sub> -Batterien; Geometrie- und Materialdaten der Batterie nötig; erfordert vertiefte theoretische Kenntnisse	[11], [16], [17]
<b>empirisch (data driven)</b>	Exponentialgleichung als Ansatzfunktion, z.B. Arrhenius-Gleichung bei Batterien	einfache Modelle; schnelle Berechnung	für vorhandenes System; Auslegung auf definierte Betriebs- und Umweltbedingungen; oft geringe Genauigkeit; Messwerte nötig	[8], [13]
	Neuronale Netze zur Datenauswertung	gute Übertragbarkeit auf neue Problemstellungen; Daten zu Einflussgrößen ( $\vec{x}_{int}, \vec{x}_{ext}, \vec{x}_{op}$ ) nur erforderlich, wenn Variation bei Messungen	keine Darstellung physikalischer Zusammenhänge; Unsicherheit der Ergebnisse unbekannt; viele Messwerte nötig	[13], [18], [19]
<b>wissensbasiert</b>	Formeln aus Katalogen und Handbüchern	einfache Formeln; schnelle Berechnung	für vorhandenes System; Degradationsverhalten muss bekannt sein	[15], [20]

In Reviews zur Klassifikation von Degradationsmodellen werden weitere detailliertere, alternative und teils widersprüchliche Einteilungen verwendet [12-15], [18-22]. So wird die Arrhenius-Gleichung als Ansatzfunktion den physikalischen Modellen zugeordnet [22], in der Anwendung wird dieser Ansatz aber häufig für empirische Modelle genutzt [8]. Die hier vorgenommene Modellklassifikation genügt für die Einordnung der Review-Ergebnisse, da insbesondere KI-basierte Ansätze wegen der fehlenden Darstellung physikalischer Zusammenhänge in diesen Untersuchungen nicht betrachtet werden.

## 2.2. Unsicherheit von Modellen

Die Unsicherheit ist die mögliche Abweichung der Modellvorhersage von der Realität aufgrund mangelhafter Informationen und dient als Bewertungsgrundlage erstellter Modelle [23]. Zur Ermittlung der Unsicherheit gibt es unterschiedliche Verfahren [24]. Diese erfordern zum Teil große Mengen an Messdaten, welche bei Lebensdauerprognosen in frühen Entwicklungsphasen nicht zur Verfügung stehen. Daher ist ein Ansatz zur Abschätzung der Unsicherheit der Degradationsmodelle erforderlich, der möglichst wenige Informationen über

die Einflussgrößen der Degradation benötigt. Ein geeignetes Verfahren wurde in [25] vorgestellt, wobei das sensitivitätsabhängige Robustheitsverhältnis  $R_S$  eingeführt wurde. Mit diesem soll abgeschätzt werden, wie stark sich einzelne Modellvariablen auf die Unsicherheit eines Systems oder einer Modellgleichung auswirken.  $R_S$  wird wie folgt berechnet.

$$R_S = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^m (B_{x,i} \cdot B_{u,i} \cdot \bar{S}_i)} \quad (2)$$

mit  $m$  als Anzahl der Modellvariablen  $x_i$ . Die benötigten Faktoren zur Ermittlung von  $R_S$  sind in Tabelle 2 zusammengefasst.

Tabelle 2: Variablen zur Berechnung des sensitivitätsabhängigen Robustheitsverhältnisses

Variable	Erklärung	keinen Einfluss	Einfluss
$B_{x,i}$	Boolescher Einflussfaktor: hat eine Änderung der i-ten Variable relevante Auswirkungen auf das Modell?	$B_{x,i} = 0$	$B_{x,i} = 1$
$B_{u,i}$	Boolescher Umweltfaktor: treten Veränderungen der i-ten Variable in der Systemumgebung auf?	$B_{u,i} = 0$	$B_{u,i} = 1$
$\bar{S}_i$	Normierte Sensitivität der i-ten Variable	$\bar{S}_i = 0$	$0 < \bar{S}_i \leq 1$

Die normierte Sensitivität kann dabei geschätzt werden [25]. Durch die Ermittlung von  $R_S$  ist nur eine qualitative Abschätzung der Unsicherheit angepasster Degradationsmodelle möglich. Aufgrund fehlender Messdaten ist dieser Ansatz in frühen Entwicklungsphasen und für die vergleichende Bewertung von Systemarchitekturen zielführend.

### 3. Review-Konzept und Forschungsmethodik

Um die Forschungsfragen zu beantworten, wurde ein initiales, strukturiertes Review durchgeführt, um Degradationsmodelle für Batterien und Elektromotoren zu analysieren. Hierzu werden Recherchen in den Online-Bibliotheken Google Scholar und Scopus durchgeführt. Als Suchwerkzeug wird das Analyseprogramm „Harzing’s Publish or Perish“ genutzt, um Veröffentlichungen mit passendem Titel zu finden [26]. Bei einer Titelsuche müssen dabei alle Wörter enthalten sein, zwischen denen ein AND steht, mittels des Operators OR können hingegen alternative Begriffe festgelegt werden, die im Titel enthalten sein können [27]. In Bild 4 sind die für das Review englischsprachiger Veröffentlichungen erstellten Suchstrings anschaulich dargestellt.

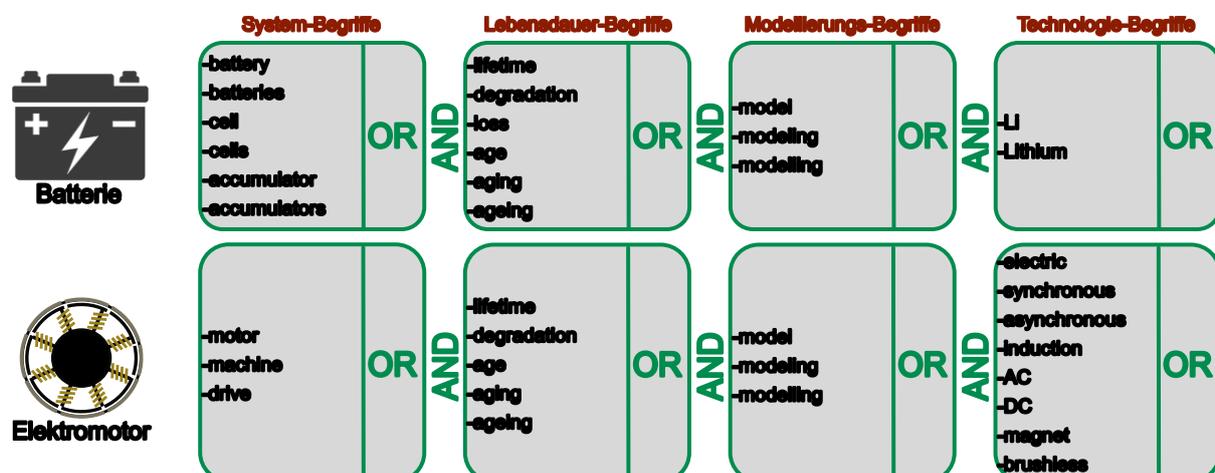


Bild 4: Suchstring des Reviews für Degradationsmodelle von Batterien (oben) und Elektromotoren (unten)

Um die Anzahl der Ergebnisse zu begrenzen, werden nur Modelle zu lithiumbasierten Batterien betrachtet. Bei den so gefundenen Veröffentlichungen wird zunächst die Verfügbarkeit geprüft und anschließend durch Analyse des Titels und des Abstracts sowie gegebenenfalls darauffolgendes Querlesen des Inhalts ermittelt, ob in der jeweiligen Veröffentlichung Degradationsmodelle erstellt oder verwendet werden. Die bei der Recherche zusammengetragenen Modellgleichungen werden darauf tabellarisch aufgelistet, wobei auch die bei der Modellierung definierten internen Eigenschaften des jeweiligen Systems, externe Umgebungseinflüsse, die Betriebsgrößen und die zur Modellerstellung notwendigen Messwerte notiert werden. Zudem muss beachtet werden, welche Funktionsgröße für das Degradationsmodell definiert wurde (z.B. Kapazitätsverlust von Batterien) und ob sich das Modell auf ein ganzes Subsystem oder nur auf eine ihrer Komponenten bezieht (z.B. gesamte Batterie oder einzelne Zellen). Mithilfe dieser Tabelle wird geprüft, von welchen Einflussgrößen  $\vec{x}_{int}$ ,  $\vec{x}_{ext}$  und  $\vec{x}_{op}$  die Modelle häufig abhängen und inwieweit sich die Modellgleichungen ähneln. Aus den Gemeinsamkeiten der Modelle sollen allgemeine Regeln für die Degradation abgeleitet werden, welche bei der Anpassung an neue Anwendungsfälle genutzt werden können. Abschließend wird anhand der geforderten Einflussgrößen zur Anpassung von Degradationsmodellen eine Einschätzung der Unsicherheit vorgenommen.

#### 4. Analyse exemplarischer Degradationsmodelle

Während des Reviews der Degradationsmodelle von Batterien stellte sich heraus, dass über 500 Veröffentlichungen zu diesem Thema existieren. Um die Gemeinsamkeiten bestehender Modelle herausarbeiten zu können, wurden neben der in Kapitel 3 erläuterten Forschungsmethodik zusätzliche Kriterien für das Review am Beispiel der Batterie definiert, welche bei Degradationsmodellen von Elektromotoren nicht angewendet wurden:

- Die Modelle müssen eine Berechnung des prozentualen bzw. normierten Kapazitätsverlustes  $\bar{C}_{loss}$  ermöglichen
- Erstellte Modellgleichungen samt Variablen und Konstanten müssen nachvollziehbar hergeleitet und ermittelt worden sein (durch Versuche, physikalische Gesetze etc.)
- Die Modellgleichungen gelten für unterschiedliche Betriebs- und Umweltbedingungen

Die dabei ermittelten Degradationsmodelle sind grundsätzlich von den in Bild 5 dargestellten Einflussgrößen abhängig [17]. Jedoch sind bei den meist empirisch ermittelten Modellgleichungen nicht alle Einflussgrößen auch Modellvariablen.

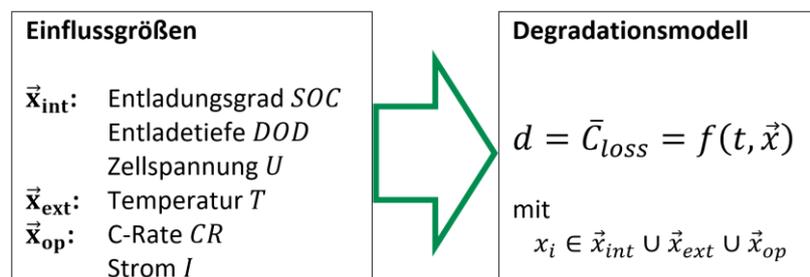


Bild 5: Wichtige Einflussgrößen von Degradationsmodellen bei Batterien

Damit die Modellgleichungen für unterschiedliche Betriebs- und Umweltbedingungen anwendbar sind, wurde daher festgelegt, dass unter den Variablen  $\vec{x}$  der betrachteten Modelle mindestens zwei Einflussgrößen der Degradation sein müssen.

## 4.1. Vergleich bestehender Modelle

### 4.1.1. Degradationsmodelle für Lithium-Ionen-Batterien

In [8], [17] und [28-47] wurden 22 unterschiedliche Degradationsmodelle von Batterien ermittelt, wobei sich alle auf einzelne Batteriezellen beziehen. Im Rahmen des Reviews wurde analysiert, wie häufig einzelne Einflussgrößen als Variablen in den Modellen vorkommen und wie diese in die Gleichung eingehen (multiplikativ, exponentiell etc.). Die Ergebnisse sind in Bild 6 dargestellt. Die Häufigkeit von Variablen und ihrer mathematischen Darstellung im Modell ist über die Radien der Kreise und die Pfeildicken angegeben,  $\alpha$  und  $\beta$  sind zumeist aus Messwerten ermittelte Konstanten,  $x_i$  ist die jeweilige Einflussgröße als Modellvariable.

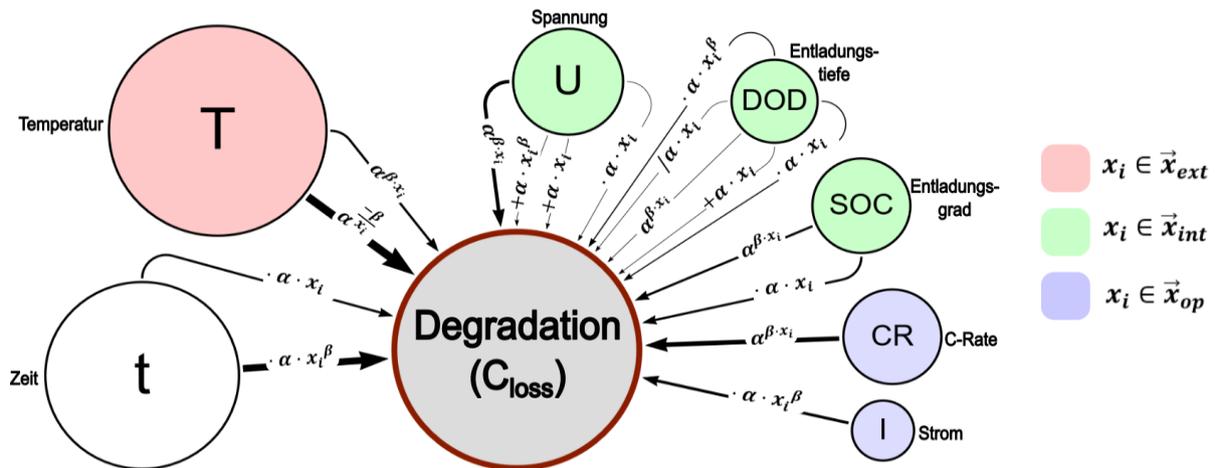


Bild 6: Ergebnisse der Analyse zu Degradationsmodellen von Batterien

Die Modelle wurden bis auf wenige Ausnahmen für Temperaturen zwischen 20 und 60°C erstellt. Entladungsgrad und -tiefe unterschieden sich deutlich in den verschiedenen Untersuchungen, ebenso die C-Rate. Einige Modelle gelten zudem nur für die kalendarische Alterung, also für das Lagern von Batterien unter definierten Bedingungen. Andere Modelle sind nur für die zyklische Degradation während des Betriebes von Batterien gültig. Solche Modelle wurden zumeist durch Addition [47] oder Multiplikation [33] miteinander kombiniert, sodass zyklische und kalendarische Degradation betrachtet werden kann.

### 4.1.2. Degradationsmodelle für Elektromotoren

Für Elektromotoren existieren nur wenige Degradationsmodelle. Auch handelt es sich beim Elektromotor um ein Subsystem aus Entitäten mit unterschiedlichen Eigenschaften, was zu Lebensdauerheterogenität innerhalb des Subsystems führt. Deshalb beziehen sich vorhandene Degradationsmodelle zumeist auf Komponenten des Elektromotors, welche am häufigsten zum Ausfall des gesamten Subsystems führen. In [48] wurden diese Komponenten einschließlich ihrer Degradationsphänomene definiert, auf welche alle neun verschiedenen in [48-52] gefundenen Degradationsmodelle Bezug nehmen. Maßgeblich sind demnach:

- Lager: Degradation durch mechanischen Verschleiß und Materialermüdung
- Motorspulen: thermische Degradation des umgebenden Isolationsmaterials
- Motorwelle: Degradation durch Materialermüdung und Rissausbreitung

Degradationsmodelle der Lager sind abhängig von der mechanischen Belastung, der Motordrehzahl und der Temperatur. Ein Modell mit der Gleichung welches alle drei Einflussgrößen als Variablen enthält, hat die Form

$$d = \frac{t}{L} = t \cdot \alpha \cdot e^{-\frac{\beta}{T} + \gamma \omega \cdot \left(\frac{F}{\delta}\right)} \quad (3)$$

mit  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  und  $\delta$  als empirische Konstanten,  $\omega$  als Drehzahl und  $F$  als äquivalente dynamische Lagerkraft [48], welche nach Herstellerangaben zu berechnen ist, siehe z.B. [20]. Alternativ bieten Herstellerkataloge und genormte Verfahren weitere Formeln zur Berechnung der Lebensdauer von z.B. Wälzlagern, welche auf umfangreichen Messdaten und Erfahrungen beruhen, aus denen sich der Einfluss einzelner Einflussgrößen aber nur eingeschränkt ableiten lässt [20], [52]. Entscheidend für die Degradation von Isolatoren bei den in [48-51] betrachteten Modellen ist die Temperatur, deren Einfluss meist in Anlehnung an die Arrheniusgleichung modelliert wird. Für Spulenisolationen werden daher Messwerte aus thermischen Lebensdauerversuchen der verwendeten Materialien benötigt. Für die Degradation der Welle werden ebenfalls nur Ansätze präsentiert, die auf Messwerten beruhen, wie zum Beispiel die Ermittlung der Weibull-Verteilung der Lebensdauer [48]. Für eine Lebensdauerprognose muss auch hier auf bereits vorhandene Festigkeitsdaten der verwendeten Materialien zurückgegriffen werden.

#### 4.2. Entwurf von Methoden zur Anpassung der Modelle auf neue Anwendungsfälle

Die Anpassung der Degradationsmodelle von Entitäten, für die weder detaillierte Informationen zu ihren Eigenschaften noch Untersuchungen zur Lebensdauer unter den vorgesehenen Bedingungen vorliegen, ist besonders problematisch. Dies ist bei Batterien für den Einsatz in elektrischen Flugzeugen der Fall, jedoch liegt eine große Anzahl an Untersuchungen für verschiedene Anwendungsfälle und Batterievarianten vor. Ein mögliches Vorgehen zur Erstellung eines angepassten empirischen Modells ist, eine Darstellung in Anlehnung an Bild 6 anzufertigen. Daraus wird eine Formel abgeleitet, welche alle Einflussgrößen enthält, die besonders oft in vorhandenen Modellen vorkommen und die zudem häufig in einer bestimmten Form in die betrachteten Modellgleichungen eingehen (z.B. exponentiell). Diesem Vorgehen liegt die Annahme zugrunde, dass sich so auf besonders viele Anwendungen übertragbare Modelle erstellen lassen. Für die Degradation von Batterien kann ausgehend von den gewonnenen Erkenntnissen zum Beispiel die Modellgleichung

$$d = \bar{C}_{loss} = (\alpha \cdot SOC + \beta) \cdot e^{-\frac{\gamma \cdot CR \cdot U + \delta}{T}} \cdot (I \cdot t)^z \quad (4)$$

erstellt werden. Um die Konstanten  $z$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  und  $\delta$  zu ermitteln, werden Messdaten aus vorhandenen Untersuchungen verwendet, bei denen möglichst viele Ähnlichkeiten zum eigenen Anwendungsfall bestehen. Durch den Vergleich mit Messergebnissen aus mehreren Untersuchungen ist zudem die tatsächliche Übertragbarkeit des erstellten Modells überprüfbar. Alternativ können auch physikalische Modelle verwendet werden, welche z.B. in [17] erfolgreich angewendet wurden. Dann müssen einige benötigte Eigenschaften der Batterie allerdings abgeschätzt werden (z.B. Elektrodendicke). Eine Annäherung an gute Schätzwerte kann analog zu einem empirischen Modell durch Vergleich mit den Messergebnissen vergangener Untersuchungen erfolgen. Die Anpassung des Degradationsmodells eines Elektromotors stellt hingegen ein Beispiel dar, bei dem nur wenige Untersuchungen zur Referenz vorliegen. Allerdings setzt sich der Elektromotor aus Entitäten zusammen, welche bereits lange in vielen Bereichen eingesetzt werden oder deren Degradationsverhalten über vorhandene Lebensdaueruntersuchungen der verwendeten Materialien erfolgen kann. So kann eine Lebensdauerprognose des Motorlagers mittels Herstellerkatalogen und die der Spulenisolation über Untersuchungen aus der Werkstoffkunde erfolgen. Für die Motorwelle ist auch eine Lebensdauerprognose durch numerische Berechnungen mittels der Finite-Elemente-Methode möglich [53].

### 4.3. Abschätzung der Unsicherheit für das Degradationsmodell einer Batterie

Für die Bewertung der Unsicherheit des Degradationsmodells der Batterie wird beispielhaft Gleichung (4) und die in Kapitel 2.2 beschriebene Methode verwendet. Unter der Annahme, dass die Konstanten der Modellgleichung anhand von Untersuchungen ermittelt wurden, bei der möglichst viele Einflussgrößen ähnlich zum eigenen Anwendungsfall sind, wurden die Variablen der Unsicherheitsberechnung entsprechend Tabelle 3 abgeschätzt.

Tabelle 3: Unsicherheitsabschätzung der Degradation der Batterie für Antriebsstränge vollelektrischer Flugzeuge

Einflussgröße	$B_{x,i}$	$B_{u,i}$	$\bar{S}_i$	$B_{x,i} \cdot B_{u,i} \cdot \bar{S}_i$
SOC	1	1	0,4	0,4
CR	1	1	0,2	0,2
U	0	1	0,1	0
T	1	0	0,5	0
I	1	1	0,2	0,2

Große Unsicherheit verursacht SOC, da es unterschiedlich in die betrachteten Modellgleichungen eingeht und der Einfluss nicht gut abgeschätzt werden kann. Die anderen Einflussgrößen traten meist auf die gleiche Weise in den betrachteten Modellen auf. Die Zellspannung ist unter Verwendung gleicher Technologien bei den Batterien immer ähnlich und für die Unsicherheit nicht relevant. Die Temperatur hat einen großen Einfluss auf die Degradation und weicht beim Flugzeug gegenüber heute üblichen Anwendungen deutlich ab. Entwürfe von vollelektrischen Flugzeugen sehen jedoch oft eine Klimatisierung der Batterie vor, da die Temperatur auch einen großen Einfluss auf die Nennkapazität hat [4] und sich möglichst nicht ändern soll. Unter diesen Annahmen ergibt sich  $R_S \approx 0,56$ , was eine mittelgroße Unsicherheit des erstellten Modells andeutet.

## 5. Zusammenfassung und Ausblick

Die Abschätzung der Lebensdauer ist eine wesentliche Voraussetzung für die Planung von Lebenszyklusoptionen in frühen Entwicklungsphasen. In diesem Beitrag wurde das Konzept der Lebensdauerheterogenität eingeführt und ein Ansatz für die Erstellung und Unsicherheitsbewertung von Degradationsmodellen vorgestellt. Am Beispiel einer Batterie konnte gezeigt werden, dass trotz zahlreicher Modellansätze Gemeinsamkeiten in den Degradationsgleichungen bestehen, welche bei der Erstellung angepasster Modelle für neue Anwendungen genutzt werden können. Es wurde eine Methode zur Modellanpassung vorgestellt. Ob die dadurch erstellten neuen Modelle gute Ergebnisse liefern, konnte nur durch eine qualitative Abschätzung der Unsicherheit geprüft werden. Für Elektromotoren existieren nur wenige Degradationsmodelle, welche vor allem auf Messwerten beruhen (empirische Modelle). In zukünftigen Forschungsarbeiten soll das vorgestellte Verfahren zur Analyse von Degradationsmodellen auf weitere Subsysteme eines vollelektrischen Antriebsstrangs angewendet werden. Zudem soll das Verfahren durch den Einsatz von Methoden des Maschinellen Lernens weiterentwickelt werden, um eine größere Datenbasis zu schaffen. Zur Unterstützung der Bewertung von Lebenszyklusoptionen soll das in [6] vorgeschlagene Vorgehen weiterentwickelt werden, um die Systemarchitektur und Anwendungsfälle zu modellieren und so veränderte Betriebsanforderungen und Umwelteinflüsse besser identifizieren und bewerten zu können. Hierzu sollen die verschiedenen Anwendungsfälle samt Anforderungen sowie die grundlegende Systemarchitektur am Beispiel eines elektrischen Flugzeuges definiert werden. Auf dieser Grundlage werden mittels der in diesem Beitrag beschriebenen Methode angepasste Degradationsmodelle der Entitäten erstellt.

---

## Danksagung

Die Autoren bedanken sich für die Förderung durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) im Rahmen der Exzellenzstrategien – EXC 2163/1 – Sustainable and Energy Efficient Aviation – Projektnummer 390881007.

## Literaturverzeichnis

- [1] Inkermann, D. et al.: Die Produktarchitektur als zentrales Konzept in der Produktentwicklung. In: 30. DfX-Symposium (2019), S. 263-278.
- [2] Umeda, Y., Daimon, T. und Kondoh, S.: Life Cycle Option Selection Based on the Difference of Value and Physical Lifetimes for Life Cycle Design. In: 16<sup>th</sup> International Conference on Engineering Design (2007), Paper-Nr. DS42\_P\_47.
- [3] Karpuk, S.; Elham, A.: Influence of Novel Airframe Technologies on the Feasibility of Fully-Electric Regional Aviation. In: Aerospace 8 (2021), Nr. 6.
- [4] Stückl, S.: Methods for the Design and Evaluation of Future Aircraft Concepts Utilizing Electric Propulsion Systems. Technische Universität München, 2016.
- [5] Nes, N.V., & Cramer, J.: Product Lifetime Optimization: A Challenging Strategy Towards More Sustainable Consumption Patterns. In: Journal of Cleaner Production 14 (2006), S. 1307-1318.
- [6] Inkermann, D.: Lifecycle Option Selection in Early Design Stages Based on Degradation Model Evaluation. In: Proceedings of the Design Society (2022), Nr. 2, S. 475-484.
- [7] Mcpherson, J.: Reliability Physics and Engineering. New York: Springer, 2010.
- [8] Petit, M., Prada, E., Sauvant-Moynot, V.: Development of an Empirical Aging Model for Li-ion Batteries and Application to Assess the Impact of Vehicle-to-Grid Strategies on Battery Lifetime. In: Applied Energy 172 (2016), S. 398-407.
- [9] Ritter, F.: Lebensdauer von Bauteilen und Bauelementen - Modellierung und praxisnahe Prognose. In: Dissertation am Institut für Massivbau der TU Darmstadt (2011), Nr. 22.
- [10] Meeker W., Hong Y., Escobar L.: Degradation Models and Analyses. In: Kotz, S. (Hrsg.): Encyclopedia of Statistical Sciences. Hoboken: John Wiley & Sons, 2011, S. 1-23.
- [11] Prada, E. et al.: A Simplified Electrochemical and Thermal Aging Model of LiFePO<sub>4</sub>-Graphite Li-ion Batteries: Power and Capacity Fade Simulations. In: Journal of The Electrochemical Society 160 (2013), Nr. 4, S. A616–A628.
- [12] Zagorowska, M. et al.: A Survey of Models of Degradation for Control Applications. In: Annual Reviews in Control (2020), S. 150–173.
- [13] Heng, A. et al.: Rotating Machinery Prognostics: State of the Art, Challenges and Opportunities. In: Mechanical Systems and Signal Processing 23 (2009), S. 724–739.
- [14] Shahraki, A. F., Yadav, O. P., Liao, H.: A Review on Degradation Modelling and its Engineering Applications. In: International Journal of Performability Engineering 13 (2017), Nr. 3, S. 299-314.
- [15] Le, T. T.: Contribution to Deterioration Modeling and Residual Life Estimation Based on Condition Monitoring Data. Université Grenoble Alpes, 2015.
- [16] Prada, E. et al.: Simplified Electrochemical and Thermal Model of LiFePO<sub>4</sub>-Graphite Li-Ion Batteries for Fast Charge Applications. In: Journal of The Electrochemical Society 159 (2012), Nr. 9, S. A1508-A1519.
- [17] Rechkemmer, S.: Lifetime Modeling and Model-Based Lifetime Optimization of Li-Ion Batteries for Use in Electric Two-Wheelers. Düren: Shaker Verlag, 2020.
- [18] Peng, Y., Dong, M., Zuo, M. J.: Current Status of Machine Prognostics in Condition-Based Maintenance: a Review. In: International Journal of Advanced Manufacturing Technology 50 (2010), Nr. 1-4, S. 297–313.
- [19] Kang, R., Gong, W., Chen, Y.: Model-Driven Degradation Modeling Approaches: Investigation and Review. In: Chinese Journal of Aeronautics 33 (2020), Nr. 4, S. 1137–1153
- [20] SKF: Railway Technical Handbook, Volume 2. Drive Systems: Traction Motor and Gearbox Bearings, Sensors, Condition Monitoring and Services. SKF group, 2012.
- [21] Su, C., Chen, H. J.: A Review on Prognostics Approaches for Remaining Useful Life of Lithium-Ion Battery. In: IOP Conference Series: Earth and Environmental Science 93 (2017), Paper-Nr. 12040.
- [22] Li, S. et al.: Modeling and Analysis of Performance Degradation Data for Reliability Assessment: A Review. In: IEEE Access 8 (2020), S. 74648-74678.
- [23] Noack, B. et al.: Modellierung von Unsicherheiten und Zustandsschätzung mit Mengen von Wahrscheinlichkeitsdichten. In: tm – Technisches Messen 77 (2010), Nr. 10, S. 544-550.
- [24] Liu, L. et al.: Model Uncertainty in Accelerated Degradation Testing Analysis. In: IEEE Transactions on Reliability 66 (2017), S. 603 - 615.

- [25] Mathias, J. et al.: Selection of Physical Effects Based on Disturbances and Robustness Ratios in the Early Phases of Robust Design. In: Proceedings of the 18th International Conference on Engineering Design (ICED 11), Impacting Society through Engineering Design 5 (2011), S. 324–335.
- [26] Harzing, A.W.: Publish or Perish (2007). URL: <https://harzing.com/resources/publish-or-perish>
- [27] Nordhausen, T., Hirt, J.: One size does not fit all - systematische Literaturrecherche in Fachdatenbanken. Schritt 6: Entwicklung des Suchstrings. In: Klinische Pflegeforschung (2019), Nr. 5, S. 21-26.
- [28] Vermeer, W., Chandra Mouli, G. R., Bauer, P.: A Comprehensive Review on the Characteristics and Modeling of Lithium-Ion Battery Aging. In: IEEE Transactions on Transportation Electrification 8 (2022), Nr. 2, S. 2205-2232.
- [29] Ecker, M. et al.: Development of a Lifetime Prediction Model for Lithium-Ion Batteries Based on Extended Accelerated Aging Test Data. In: Journal of Power Sources 215 (2012), S. 248–257.
- [30] Suri, G., Onori, S.: A Control-Oriented Cycle-Life Model for Hybrid Electric Vehicle Lithium-Ion Batteries. In: Energy 96 (2016), S. 644–653.
- [31] Schmalstieg, J. et al.: From Accelerated Aging Tests to a Lifetime Prediction Model: Analyzing Lithium-Ion Batteries. In: 2013 World Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS27), S. 1-12.
- [32] Redondo-Iglesias, E., Venet, P., Pelissier, S.: Eyring Acceleration Model for Predicting Calendar Ageing of Lithium-Ion Batteries. In: Journal of Energy Storage 13 (2017), S.176-183.
- [33] Krupp, A. et al.: Calendar Aging Model for Lithium-Ion Batteries Considering the Influence of Cell Characterization. In: Journal of Energy Storage 45 (2022), Paper-Nr. 103506.
- [34] Stroe, D.: Lifetime Models for Lithium-Ion Batteries Used in Virtual Power Plant Applications. Aalborg Universitet, 2014.
- [35] Wang, J. et al.: Cycle-Life Model for Graphite-LiFePO<sub>4</sub> Cells. In: Journal of Power Sources 196 (2011), Nr. 8, S. 3942–3948.
- [36] Sarasketa-Zabala, E. et al.: Cycle Ageing Analysis of a LiFePO<sub>4</sub>/Graphite Cell with Dynamic Model Validations: Towards Realistic Lifetime Predictions. In: Journal of Power Sources 275 (2014), S. 573-587.
- [37] Todeschini, F., Onori, S., Rizzoni, G.: An Experimentally Validated Capacity Degradation Model for Li-Ion Batteries in PHEVs Applications. In: IFAC Proceedings Volumes 45 (2012), Nr. 20, S. 456-461.
- [38] Xu, B. et al.: Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation for Cell Life Assessment. In: IEEE Transactions on Smart Grid 9 (2018), Nr. 2, S. 1131–1140.
- [39] Ebrahimi, M. et al.: Stochastic Charging Optimization of V2G-Capable PEVs: A Comprehensive Model for Battery Aging and Customer Service Quality. In: IEEE Transactions on Transportation Electrification 6 (2020), Nr. 3, S. 1026–1034.
- [40] Baghdadi, I. et al.: Lithium Battery Aging Model Based on Dakin's Degradation Approach. In: Journal of Power Sources 325 (2016), S. 273–285.
- [41] Ouyang, M. et al.: A Dynamic Capacity Degradation Model and its Applications Considering Varying Load for a Large Format Li-Ion Battery. In: Applied Energy 165 (2016), S. 48–59.
- [42] Su, L. et al.: Identifying Main Factors of Capacity Fading in Lithium Ion Cells Using Orthogonal Design of Experiments. In: Applied Energy 163 (2016), S. 201–210.
- [43] Smith K. et al.: Comparison of Plug-In Hybrid Electric Vehicle Battery Life Across Geographies and Drive-Cycles. In: 2012 SAE World Congress and Exhibition, Nr. 1.
- [44] Cui, Y. et al.: Multi-Stress Factor Model for Cycle Lifetime Prediction of Lithium Ion Batteries with Shallow-Depth Discharge. In: Journal of Power Sources 279 (2015), S. 123–132.
- [45] Ecker, M. et al.: Analyzing Calendar Aging Data Towards a Lifetime Prediction Model for Lithium-Ion Batteries. In: 26th Electric Vehicle Symposium (2012), Nr. 1, S. 47-58.
- [46] Mohajer, S. et al.: Fractional-Order Electro-Thermal Aging Model for Lifetime Enhancement of Lithium-Ion Batteries. In: IFAC-PapersOnLine 51 (2018), S. 220-225.
- [47] Schimpe, M. et al.: Comprehensive Modeling of Temperature-Dependent Degradation Mechanisms in Lithium Iron Phosphate Batteries. In: Journal of The Electrochemical Society 165 (2018), S. A181-A193.
- [48] AlMuhaini, M., al Badawi, F.: Reliability Modelling and Assessment of Electric Motor Driven Systems in Hydrocarbon Industries. In: IET Electric Power Applications 9 (2015), S. 605-611.
- [49] Zhu, X., Cui, S., Tian, D.: The Winding Insulation Electro-Thermal Aging Model of Electric Vehicle Motor Based on Operation States. In: Advanced Materials Research 875-877 (2014), S. 853-857.
- [50] Tinni, A. et al.: Electrical–Thermal Modeling of a Double-Canned Induction Motor for Electrical Performance Analysis and Motor Lifetime Determination. In: Electrical Engineering 103 (2021), S. 103–114.
- [51] Ginzarly, R., Hoblos, G., Moubayed, N.: From Modeling to Failure Prognosis of Permanent Magnet Synchronous Machine. In: Applied Sciences 10 (2020), Paper-Nr. 691.
- [52] D'Urso, D. et al.: Dynamic Failure Rate Model of an Electric Motor Comparing the Military Standard and Svenska Kullagerfabriken (SKF) Methods. In: Procedia Computer Science 180 (2021), S. 456-465.
- [53] Mlikota, M. et al.: Numerical Determination of Paris Law Constants for Carbon Steel Using a Two-Scale Model. In: Journal of Physics Conference Series 843 (2017), Paper-Nr. 012042.