

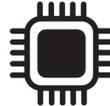
# Ansätze und Verfahren zur Prognose der Lebensdauer von Systemen



Bauer, R.; Inkermann, D.



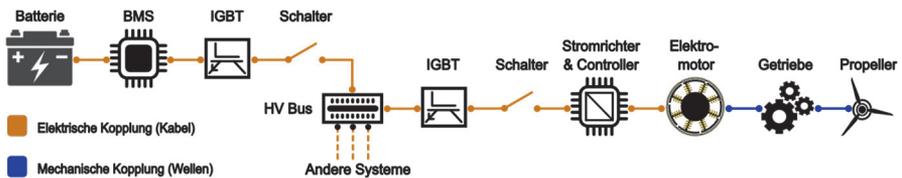
*Lebensdauerprognosen sind von grundlegender Bedeutung um Sicherheit, Kosten, Verfügbarkeit und Nachhaltigkeit von Produkten zu verbessern. Zur Modellierung der Lebensdauer von Systemen oder ihrer Komponenten und Subsysteme existieren unterschiedliche Verfahren und Modellansätze, welche nicht immer kompatibel sind. Dieser Beitrag gibt eine Übersicht zu den verschiedenen Modellansätzen und Modellierungsverfahren für Lebensdauerprognosen. Eine Kompatibilitätsstudie wurde durchgeführt um geeignete Ansatz-Verfahren-Kombinationen zu ermitteln. Die Ergebnisse dieses Beitrages können helfen, Lebensdauermodelle in frühen Entwicklungsphasen zu verbessern.*



*Lifetime prognoses are fundamentally important to improve products regarding safety, costs, availability and sustainability. To modelling the lifetime of a system or its components and subsystems different methods and model approaches are available, which are not compatible in any case. This paper gives an overview of the different model approaches and modelling methods for lifetime prognosis. A compatibility study was done to find out good options for approach-method combinations. The results of this paper can help to enhance lifetime models of products in early design phases.*

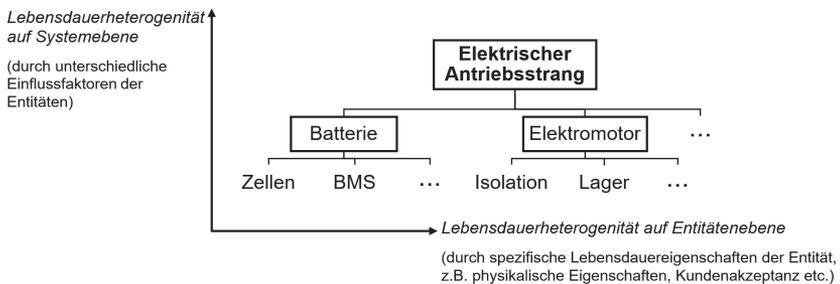
## Einleitung

Die Prognose der Lebensdauer von Produkten gewinnt zunehmend an Bedeutung, da so Betriebskosten reduziert und abgestimmte Wartungszyklen erstellt werden können, die Sicherheit sowie Verfügbarkeit von Systemen verbessert wird und somit Kundenzufriedenheit und Gewinn gesteigert werden /1/. Hinzu kommen wachsende Anforderungen an Nachhaltigkeit, wodurch Umweltwirkungen im Produktlebenszyklus minimiert werden müssen. Dazu ist es notwendig, frühzeitig im Entwicklungsprozess geeignete Systemarchitekturen zu entwerfen /2/, welche die geforderten Funktionen erfüllen und Lebenszyklusoptionen wie Wiederverwendung, Upgrade, Wartung oder Nachrüstung adressieren. Auch dabei ist die Prognose der Lebensdauer des Systems eine entscheidende Voraussetzung /3/. Jedoch setzen sich insbesondere im Hochtechnologiesektor Systeme aus einer Vielzahl verschiedener Komponenten und Subsysteme bzw. Entitäten zusammen. Ein Beispiel dafür sind elektrische Antriebsstränge in Flugzeugen, welche in Zukunft auf Kurzstreckenflügen eingesetzt werden sollen /4/. Eine vereinfachte Darstellung ist in Abbildung 1 zu sehen.



**Abbildung 1:** Vereinfachte Darstellung eines vollelektrischen Antriebsstranges eines Flugzeuges (in Anlehnung an /5/)

Die zahlreichen Entitäten solcher Systeme unterliegen dabei unterschiedlichen Schädigungsmechanismen, Wechselwirkungen und Anforderungen. Diese Einflussfaktoren führen zu einer Lebensdauerheterogenität auf Systemebene, was eine Lebensdauerprognose deutlich erschwert. Zudem können unterschiedliche Lebensdauereigenschaften betrachtet werden, wie z. B. neben physikalischen Eigenschaften auch die Kundenzufriedenheit, was zusätzlich zu einer Lebensdauerheterogenität auf Entitätenebene führt /2/, siehe auch Abbildung 2.



**Abbildung 2:** Ebenen der Lebensdauerheterogenität

Hinzu kommt eine unterschiedliche Verfügbarkeit von Daten zu den einzelnen Entitäten im frühen Entwicklungsprozess. So sind für Komponenten und Subsysteme, die bereits in ähnlicher Bauweise in anderen Anwendungen etabliert sind (z. B. IGBT, Schalter), meist mehr Informationen zur Lebensdauer oder dem Schädigungsverhalten vorhanden, als für an neue Anwendungsfälle angepasste Entitäten (z. B. Elektromotoren in Flugzeugen). Um das Schädigungsverhalten der einzelnen Entität und die Verfügbarkeit von Messdaten bei der Lebensdauerprognose zu berücksichtigen, kann aus einer Vielzahl an Ansätzen und Verfahren zur Lebensdauermodellierung ausgewählt werden.

## Ziel dieses Beitrags

In diesem Beitrag soll eine Übersicht der Modellansätze und Modellierungsverfahren für Lebensdauerprognosen von Systementitäten geschaffen werden. Es sollen die Eigenschaften, Anforderungen, Vor- und Nachteile der Ansätze und Verfahren ausgearbeitet und übersichtlich dargestellt werden. Dazu werden

vorhandene Reviews zum Thema Lebensdauermodellierung gesichtet und davon ausgehend eine vertiefende Recherche vorgenommen. Anschließend soll die Kompatibilität einzelner Modellansätze mit den verschiedenen Modellierungsverfahren mit Hilfe der zuvor ermittelten Erkenntnisse beurteilt werden. Mit dem so erstellten Überblick ist eine Hilfestellung bei der Lebensdauermodellierung von Komponenten und Subsystemen gegeben, welche als Grundlage zu weiterführenden Forschungsarbeiten zur Lebensdauerprognose von Systemen verwendet wird, mit dem Ziel, in frühen Entwicklungsphasen die Lebensdauer der Entitäten eines elektrischen Antriebsstranges von Flugzeugen in Abhängigkeit vom Anwendungsfall möglichst genau zu bestimmen.

## Ansätze zur Lebensdauermodellierung

Die Modellansätze werden in diesem Beitrag als grundlegende Prinzipien zur Definition, Darstellung und Ermittlung der Lebensdauer definiert, welche mittels der Modellierungsverfahren umgesetzt werden. Aus den bei der Recherche gewonnenen Erkenntnissen wurden im Wesentlichen drei Ansätze zur Lebensdauermodellierung abgeleitet, welche nachfolgend erläutert werden.

### *Degradation:*

Nachteilige und kontinuierliche Änderung physikalischer Eigenschaften über die Zeit, woraus der Ausfall von Funktionen und die Verringerung der Leistungsfähigkeit des Produktes folgt /6/. Sie kann allgemein als Funktion  $d$  der Zeit  $t$ , der internen Eigenschaften der Entität  $\vec{x}_{int}$ , externer Umgebungseinflüsse  $\vec{x}_{ext}$  und der Betriebsgrößen  $\vec{x}_{op}$  angegeben werden.

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

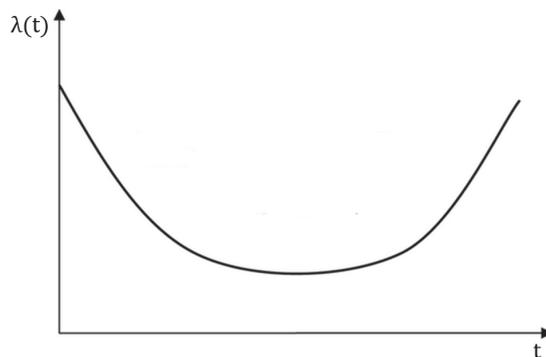
Dabei werden für die Degradation  $d$  ein oder mehrere Größen definiert, welche für die Funktionsfähigkeit des Produktes maßgeblich sind, wie z. B. der Kapazitätsverlust einer Batterie oder die maximale Risslänge in geschädigtem Material. Zudem wird ein kritischer Wert der Degradationsfunktion bestimmt, bei dem das Produkt den Anforderungen nicht mehr entspricht /7/.

### *Wahrscheinlichkeitsverteilung und Ausfallrate:*

Die Lebensdauer eines Produktes unter festgelegten Bedingungen kann mittels der Wahrscheinlichkeitsverteilung des Versagens beschrieben werden. Dabei handelt es sich um eine Funktion der Zeit  $F(t)$ , welche die Wahrscheinlichkeit angibt, mit der das System oder die Entität unter den definierten Randbedingungen über die Zeit ausfällt /8/. Die zeitliche Ableitung von  $F(t)$  ist die Wahrscheinlichkeitsdichte  $\delta(t)$ . Mittels  $F(t)$  und  $\delta(t)$  kann wiederum die Ausfallrate  $\lambda(t)$  durch die Gleichung

$$\lambda(t) = \frac{\delta(t)}{1 - F(t)} \quad (2)$$

bestimmt werden. Sie gibt die Wahrscheinlichkeit an, mit der das Bauteil innerhalb einer infinitesimalen Zeitspanne ausfallen würde, wenn es zum definierten Zeitpunkt noch funktionsfähig ist. Häufig hat die Ausfallrate einen Funktionsverlauf ähnlich wie in Abbildung 3. Ursache dafür ist, dass es bei Produkten zunächst verstärkt zu Frühausfällen kommt, unter anderem wegen Fertigungsfehlern. Dann sinkt die Ausfallrate zunächst, nimmt aber später wegen fortschreitender Schädigungsprozesse wieder zu /9/.



**Abbildung 3:** typischer zeitlicher Verlauf der Ausfallrate (in Anlehnung an /9/)

*Lastzyklen:*

Wird ein Produkt einer definierten zyklischen Belastung ausgesetzt, so kann aufgezeichnet werden, nach welcher Anzahl Lastzyklen es zum Versagen kommt. Durch Messversuche mit verschiedenen Lastamplituden können dabei Modelle oder Kurven erzeugt werden, welche Funktionen der Belastungsgröße und der Anzahl der Lastzyklen  $n$  sind. Dabei müssen die vorherrschenden Umweltbedingungen möglichst gleichartig sein /10/. Es ist auch möglich durch zusätzliche Messversuche unter Variation mehrerer Einflussgrößen die Anzahl der Lastzyklen bis zum Versagen  $N_f$  in Abhängigkeit von weiteren Betriebsgrößen und verschiedenen Umweltbedingungen zu modellieren /11/.

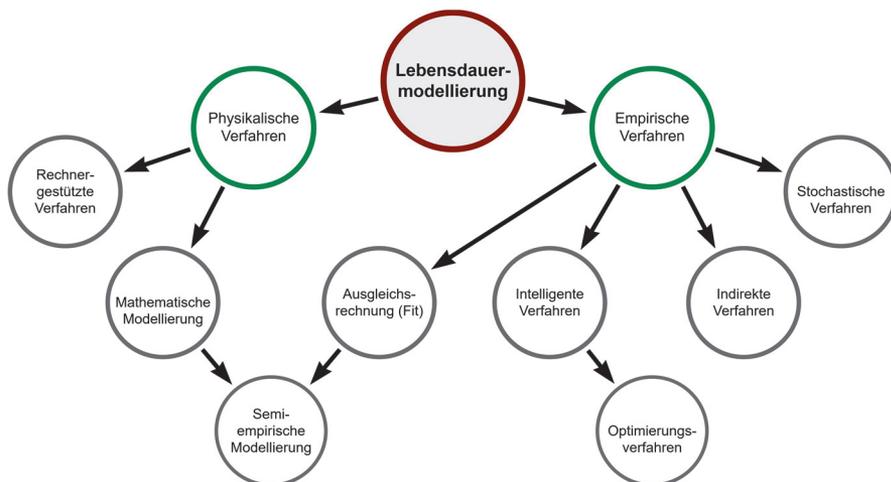
$$N_f = f(n, \vec{x}_{ext}, \vec{x}_{op}). \quad (3)$$

Im Gegensatz zur Degradation wird nicht die kontinuierliche Veränderung funktionsrelevanter Größen ermittelt, sondern ein Versagenskriterium modelliert. Dabei muss entweder der zeitliche Verlauf der zyklischen Belastung immer gleich oder das Schädigungsverhalten des betrachteten Systems unabhängig von der Zeit sein /10/.

## Verfahren für die Lebensdauerprognose von Systemen

Um einen Überblick über vorhandene Verfahren zur Umsetzung der Ansätze für die Lebensdauermodellierung zu erhalten, wurden existierende Reviews zu diesem Thema gesichtet. Dazu wurde ein Suchstring der Form „review AND life OR lifetime AND model OR modelling OR estimation OR prognostic“ verwendet und mittels Google Scholar recherchiert. Da der Suchstring keine Fachgebiete und Themenfelder ausschließt, wurden zunächst 205 Artikel gefunden. Nach Analyse des Titels und ggf. Querlesen des Inhaltes wurden jedoch nur acht Quellen als geeignet beurteilt, um in diesen Beitrag einzufließen.

Die einzelnen Quellen befassen sich teils vorrangig mit bestimmten Verfahrensarten, z. B. mit Ausgleichsrechnung /12, 13/, stochastischen Verfahren /14/ oder sogenannten intelligenten Verfahren, welche häufig Maschinelles Lernen anwenden /13, 15/. Weitere Beiträge versuchen allgemeine Übersichten der Modellierungsverfahren zu erstellen /16, 17, 18/, welche aber nicht alle Aspekte der anderen Untersuchungen berücksichtigen. Daher wurde auf Grundlage vorhandener Übersichten eine eigene Klassifikation der Verfahren zur Lebensdauermodellierung vorgenommen, welche in Abbildung 4 dargestellt ist.



**Abbildung 4:** Übersicht zu den Verfahrensarten zur Lebensdauermodellierung

Bei physikalischen Verfahren werden anhand theoretischer Überlegungen mathematische Gleichungen aufgestellt, welche das Schädigungsverhalten eines Systems beschreiben, wohingegen bei empirischen Verfahren eine Lebensdauerprognose auf Grundlage von Messdaten vorgenommen wird /19/. Die Vor- und Nachteile der aus dieser Einteilung abgeleiteten Verfahrensarten sowie einige Beispiele sind in Tabelle 1 aufgeführt.

**Tabelle 1: Modellierungsverfahren und ihre Vor- und Nachteile**

<b>Verfahren mit Beispielen</b>	<b>Vorteile</b>	<b>Nachteile</b>	<b>Quelle</b>
<p>Rechnergestützte Verfahren</p> <p>z. B. FEM, CFD</p>	<p>keine oder wenige Messwerte erforderlich</p> <p>Modellierung für verschiedene Anwendungsfälle verwendbar</p>	<p>gute theoretische Kenntnisse notwendig</p> <p>liefern Ersatz für Messwerte, müssen für Lebensdauerprognose aber durch weitere Verfahren ergänzt werden</p>	/20/
<p>Mathematische Modellierung</p> <p>z. B. SEI-Modelle bei Batterien</p>	<p>keine oder wenige Messwerte erforderlich</p> <p>Modellierung für verschiedene Anwendungsfälle verwendbar</p>	<p>aufwändig in der Erstellung, sehr gute theoretische Kenntnisse notwendig</p> <p>Modelle oft nur für bestimmtes System gültig</p>	/19, 21/
<p>(Semi-)empirische Ausgleichsrechnung</p> <p>z. B. exponentielle Ansatzfunktionen, Coffin-Manson-Modell</p>	<p>einfache Modellierung</p> <p>geringer Rechenaufwand</p> <p>einfache Implementierung</p>	<p>hoher Bedarf an Messdaten</p> <p>Modelle oft nur für bestimmtes System gültig und auf definierte Anwendungsfälle ausgelegt</p>	/13, 22/
<p>Intelligente Verfahren</p> <p>z. B. Neuronale Netze, Partikelschwarm-Optimierung</p>	<p>gute Übertragbarkeit auf unterschiedliche Problemstellungen</p> <p>keine Systemparameter erforderlich (z. B. Materialeigenschaften)</p>	<p>sehr hoher Bedarf an Messdaten</p> <p>hoher Rechenaufwand</p> <p>Optimierungsverfahren oft nur zur Verbesserung anderer Verfahren (z. B. Datenfit)</p>	/13, 18, 22/
<p>Indirekte Verfahren</p> <p>z. B. Verborgene Markov-Modelle, Kalman-Filter</p>	<p>gute Übertragbarkeit auf unterschiedliche Problemstellungen</p> <p>einige Verfahren bei fehlerhaften oder unvollständigen Messdaten anwendbar</p>	<p>dienen Aufarbeitung der Messwerte, Lebensdauerprognose erfolgt mit weiteren Verfahren</p> <p>teilweise fehlender Zusammenhang zwischen Messwerten und Ergebnissen</p>	/22, 23/
<p>Stochastische Verfahren</p> <p>z. B. Weibull-Verteilung, Wiener-Prozess</p>	<p>Angabe von Wahrscheinlichkeitsverteilung ermöglicht Risikoanalyse</p> <p>geringer Rechenaufwand</p> <p>einfache Implementierung</p>	<p>sehr hoher Bedarf an Messdaten</p> <p>Modelle oft nur für bestimmtes System gültig und auf einen bestimmten Anwendungsfall ausgelegt</p>	/8, 13/

Eine detaillierte Erläuterung der einzelnen Verfahren und ihrer Beispiele findet sich in der angegebenen Literatur und soll nicht Teil dieses Beitrages sein. Zu beachten ist jedoch noch, dass es für empirische Verfahren verschiedene Modellierungsprinzipien mit unterschiedlicher Datengrundlage gibt /24/, siehe Tabelle 2.

**Tabelle 2: Modellierungsprinzipien empirischer Verfahren**

<b>Modellierungsprinzip</b>	<b>Beschreibung</b>
Ähnlichkeitsbasiert	Prognose mittels Messdaten ähnlicher Systeme, zunächst keine Daten zu betrachtetem System, jedoch später Modellverbesserung mit solchen
Rekursiv	Prognose auf Grundlage aktueller Messdaten, daher kontinuierliche Bewertungsgrößen notwendig
Direkt	Nutzung aktueller Messwerte und vorhandener Daten ähnlicher Systeme

Zudem existiert noch eine hohe Anzahl hybrider Modellierungsverfahren, welche die Eigenschaften verschiedener Verfahren kombinieren /18/. Wegen der großen Menge an Kombinationsmöglichkeiten und individuellen Eigenschaften ist ihre Darstellung in einer Übersicht aber kaum möglich, weshalb sie nicht näher betrachtet werden.

### Kompatibilität von Ansätzen und Verfahren

Nicht alle Modellierungsverfahren sind für jeden Modellansatz in gleicher Weise geeignet. Selbiges gilt für die verschiedenen Modellierungsprinzipien der einzelnen empirischen Verfahren (siehe Tabelle 2). So werden z. B. bei Ausgleichsrechnungen keine Wahrscheinlichkeitsverteilungen ermittelt /14, 19/, weshalb sie für die Berechnung von Ausfallraten ungeeignet sind. Rekursive Modellierung ist in der Regel nur für Degradationsmodelle sinnvoll anwendbar, da aktuelle und kontinuierliche Werte des betrachteten Systems verlangt werden und so keine Vergleichsmöglichkeit mit ähnlichen Systemen besteht /14, 24/. Deshalb können bei rekursiver Modellierung auch die meisten intelligenten Verfahren nicht genutzt werden, da diese häufig auf Maschinellem Lernen anhand von Referenzdaten basieren /18/. Mittels solcher logischen Zusammenhänge sowie mit Hilfe der bisher verwendeten Literatur wurde eine Übersicht erstellt, in der die Kompatibilität von Verfahren und Ansätzen zur Lebensdauermodellierung bewertet wird. Für empirische Verfahren wurde dabei das ähnlichkeitsbasierte (ä), rekursive (r) und direkte (d) Modellierungsprinzip separat bewertet. Bei der Bewertung wurden als Symbole ein + für eine gute, ein Ø für eine mäßige und ein - für eine schlechte Kompatibilität verwendet, siehe Tabelle 3.

**Tabelle 3:** Kompatibilität von Modellansätzen und Modellierungsverfahren für die Lebensdauerprognose

Verfahren \ Ansatz	Degradation	Ausfallrate	Lastzyklen
Rechnergestützt	∅	-	+
Mathematische Modellierung	+	-	∅
Ausgleichsrechnung	ä: + r: + d: +	ä: - r: - d: -	ä: + r: - d: ∅
Intelligent	ä: + r: - d: +	ä: + r: - d: +	ä: + r: - d: +
Indirekt	ä: ∅ r: ∅ d: ∅	ä: + r: + d: +	ä: ∅ r: ∅ d: ∅
Stochastisch	ä: - r: - d: -	ä: + r: - d: +	ä: ∅ r: - d: ∅

### Zusammenfassung und Ausblick

Die Prognose der Lebensdauer von Systemen bzw. den zugehörigen Entitäten ist eine wichtige Voraussetzung für deren Sicherheit, Verfügbarkeit und Kostenreduktion, sowie für die Planung von Lebenszyklusoptionen in frühen Entwicklungsphasen. In diesem Beitrag wurden die unterschiedlichen Ansätze von Lebensdauermodellen betrachtet und erläutert, sowie eine Übersicht zu den verschiedenen Verfahren zur Lebensdauermodellierung erstellt und deren Vor- und Nachteile aufgeführt. Anhand der so ermittelten Erkenntnisse wurde die Anwendbarkeit der einzelnen Verfahren für die unterschiedlichen Modellansätze beurteilt und die Ergebnisse kompakt dargestellt. Die in diesem Beitrag erstellten Übersichten sind eine Hilfestellung bei der Lebensdauermodellierung im frühen Entwicklungsprozess und können bei der Auswahl geeigneter Lebensdauermodelle unterstützen. In weiterführenden Forschungsarbeiten sollen zusätzlich Kriterien zur Auswahl von Ansätzen und Verfahren der Lebensdauermodellierung in Abhängigkeit vom betrachteten System und den verfügbaren Daten definiert werden. Das dabei entwickelte Vorgehen soll am Beispiel eines elektrischen Antriebsstranges angewendet werden.

### 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.

## Literatur

- /1/ Wang, T.: Trajectory Similarity Based Prediction for Remaining Useful Life Estimation. Dissertation, University of Cincinnati, ProQuest, 2010. DOI: 10.1109/PHM.2008.4711421
- /2/ Inkmann, D. et al.: Die Produktarchitektur als zentrales Konzept in der Produktentwicklung. In: 30. DfX-Symposium (2019), S. 263-278. DOI: 10.35199/dfx2019.23
- /3/ Umeda, Y., Daimon, T., Kondoh, S.: Life Cycle Option Selection Based on the Difference of Value and Physical Lifetimes for Life Cycle Design. In: 16th International Conference on Engineering Design (2007), Artikel-Nr. DS42\_P\_47. ISBN 1-904670-02-4
- /4/ Karpuk, S., Elham, A.: Influence of Novel Airframe Technologies on the Feasibility of Fully-Electric Regional Aviation. In: Aerospace 8 (2021), Nr. 6., Artikel-Nr. 163. <https://doi.org/10.3390/aerospace8060163>
- /5/ Stückl, S.: Methods for the Design and Evaluation of Future Aircraft Concepts Utilizing Electric Propulsion Systems. Dissertation, Technische Universität München, mediaTUM, 2016. <http://mediatum.ub.tum.de/node?id=1255732>
- /6/ Mcpherson, J.: Reliability Physics and Engineering. Springer, New York, 2010. ISBN: 978-1-4419-6348-2
- /7/ 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, Nr. 172 (2016), S. 398-407. DOI: 10.1016/j.apenergy.2016.03.119
- /8/ Härtler, G.: Statistik für Ausfalldaten - Modelle und Methoden für Zuverlässigkeitsuntersuchungen. Springer Spektrum, Berlin, 2016. DOI: 10.1007/978-3-662-50303-4\_3
- /9/ Finkelstein, M.: Failure Rate Modelling for Reliability and Risk. Springer, London, 2008. ISBN: 978-1-84800-986-8
- /10/ Weißbach, W.: Werkstoffkunde: Strukturen, Eigenschaften, Prüfung. Springer Vieweg, Wiesbaden, 2015. DOI: 10.1007/978-3-658-03919-6
- /11/ Stroe, D.: Lifetime Models for Lithium-Ion Batteries Used in Virtual Power Plant Applications. Dissertation, Aalborg Universitet, 2014. <http://www.et.aau.dk/events/show/phd-defence-by-daniel-ioan-stroe-on-lifetime-models-for-lithium-ion-batteries-used-in-virtual-power-plant-applications.cid131015>
- /12/ Kalayci, C. B., Karagoz, S., Karakas, Ö.: Soft Computing Methods for Fatigue Life Estimation: A Review of the Current State and Future Trends. In: Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structure, Nr 43 (2020), S. 2763–2785. DOI: 10.1111/ffe.13343
- /13/ Li, Y. et al.: Data-Driven Health Estimation and Lifetime Prediction of Lithium-Ion Batteries: A Review. In: Renewable and Sustainable Energy Reviews, Nr.113 (2019), Artikel-Nr. 109254. DOI: 10.1016/j.rser.2019.109254

- /14/ Si, X.-S. et al.: Remaining Useful Life Estimation – A Review on the Statistical Data Driven Approaches. In: *European Journal of Operational Research* 213, Nr.1 (2011), S. 1–14. DOI: 10.1016/j.ejor.2010.11.018
- /15/ Fang, X. et al.: A Review of Data-Driven Prognostic for IGBT Remaining Useful Life. In: *Chinese Journal of Electrical Engineering* 4, Nr. 3 (2018), S. 73–79. DOI:10.23919/cjee.2018.8471292
- /16/ Chen, X. et al.: Remaining Useful Life Prognostic Estimation for Aircraft Subsystems or Components: A Review. In: *IEEE 2011 10th International Conference on Electronic Measurement & Instruments* (2011), S. 94–98. DOI:10.1109/icemi.2011.6037773.
- /17/ Lipu, M. et al.: A Review of State of Health and Remaining Useful Life Estimation Methods for Lithium-Ion Battery in Electric Vehicles: Challenges and Recommendations. In: *Journal of Cleaner Production*, Nr. 205 (2018), S. 115–133. DOI: 10.1016/j.jclepro.2018.09.065
- /18/ 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, Nr. 1 (2017), Artikel-Nr. 12040. DOI: 10.1088/1755-1315/93/1/012040
- /19/ Zagorowska, M. et al.: A Survey of Models of Degradation for Control Applications. In: *Annual Reviews in Control* (2020), S. 150–173. DOI: 10.1016/j.arcontrol.2020.08.002
- /20/ Mlikota, M. et al.: Numerical Determination of Paris Law Constants for Carbon Steel Using a Two-Scale Model. In: *Journal of Physics: Conference Series*, Nr. 843 (2017), Artikel-Nr. 012042. DOI: 10.1088/1742-6596/843/1/012042
- /21/ 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, Nr. 9 (2012), S. A1508-A1519. DOI: 10.1149/2.064209jes
- /22/ Heng, A. et al.: Rotating Machinery Prognostics: State of the Art, Challenges and Opportunities. In: *Mechanical Systems and Signal Processing*, Nr. 23 (2009), S. 724–739. DOI: 10.1016/j.ymsp.2008.06.009
- /23/ 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*, Nr. 50 (2010), S. 297–313. DOI: 10.1007/s00170-009-2482-0
- /24/ Soualhi, M. et al.: Dealing with Prognostics Uncertainties: Combination of Direct and Recursive Remaining Useful Life Estimations. In: *Computers in Industry*, Nr. 144 (2023), Artikel-Nr. 103766. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2022.103766>