Projekt: 19028

Diagnosesystem für Batterien zur Beurteilung der Einsatzfähigkeit für die Startfähigkeit und den Betrieb von Spezial- und Sonderfahrzeugen

Fachhochschule Kiel

Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Institut für Mechatronik

Projekt „Diagnosesystem für Spezialfahrzeige“

Projektingenieur: M. Eng. Fabian Franke

In Zusammenarbeit mit der Geschellschaft für Energie und Klimaschutz Schleswig-Holstein GmbH und der VINCORION - JENOPTIK Advanced Systems GmbH

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel,
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583

INHALTSVERZEICHNIS

1 Einleitung 4
2 Erstellung des Batteriediagnosesystems 5
2.1 Labormessungen 5
2.1.1 Laboraufbau 5
2.1.2 Kapazitätsmessungen der Batterien 7
2.1.3 Impedanzmessungen der Batterien 8
2.2 Datenaufbereitung 10
2.2.1 Fitting der Impedanzkurven 10
2.2.2 Kategorisierung der Batterien nach SoH 11
2.3 Maschinellen Lernverfahren zur SoH-Bestimmung 12
2.3.1 Lineare und quadratische Diskriminanzanalyse 12
2.3.2 Subspace-K-nearest-neighbour-Verfahren (Subspace-KNN) 13
2.3.3 Neuronale Netze 15
2.4 Diagnosesystem Messaufbau mit angepasster Messplatine 21
2.5 Steuerung der angepassten Messplatine per MATLAB® -App 22
3 Zusammenfassung 24

Abbildungen

Abbildung 1: Messaufbau, schematisch 5
Abbildung 2: Messaufbau, a) links Klimaprüfschank rechts Messsysteme, b) Batterie in Klimaprüfschank, c) Modifizierte BMS-Messplatine der FH-Kiel 6
Abbildung 3: Abgeschätzte Vollzyklen über den gesamten Datenaufzeichnungsverlauf der jeweiligen Batterien 8
Abbildung 4: Kapazität der Batterie für aufgezeichnete Impedanzmessungen (Zelle 31; Blau: Konstante Kapazität / andere: Lineare Interpolation zwischen Kapazitätsmessungen 8
Abbildung 5: Testablauf Impedanzmessung Aufzeichnung 9
Abbildung 6: Verteilung der aufgezeichneten Impedanz-Datensätze 9
Abbildung 7: Gefittete Impedanzkurve 10
Abbildung 8: Übersicht über die L2-Norm 10
Abbildung 9: Verteilung der Impedanzmessdaten nach SoH-Gruppierung in 3 Gruppen 11
Abbildung 10: Verteilung der Impedanzmessdaten nach SoH-Gruppierung in 2 Gruppen 11
Abbildung 11: Ergebnismatrix Lineare Diskriminantenanalyse, Testdatensätze 12

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Abbildung 12: Ergebnismatrix Quadratische Diskriminantenanalyse, Testdatensätze 12
Abbildung 13: Ergebnismatrix Subspace-KNN, Testdatensätze (88% richtige Einsortierung). 13
Abbildung 14: Ergebnismatrix Subspace-KNN, Zussatztest Batterie 22 (57% richtige Einsortierung) 14
Abbildung 15: Ergebnismatrix Subspace-KNN, Zussatztest Batterie 2 (27% richtige Einsortierung) 14
Abbildung 16: Ergebnismatrix Subspace-KNN, Zussatztest Batterie 12 (39% richtige Einsortierung) 14
Abbildung 17: Neuronales Netz zur Kategorisierung, Struktur 15
Abbildung 18: Neuronales Netz , Struktur 19
Abbildung 19: Fehlerhistogram NN, Zussatztest Batterie 1 (Sigma 10.5% SoH) 19
Abbildung 20: Fehlerhistogram NN, Zussatztest Batterie 31 (Sigma 22.1% SoH) 20
Abbildung 21: Angepasste Messaufbau für den Projektpartner 21
Abbildung 21: MATLAB®-App zur Impedanzmessung und Batteriekategorisierung, a) Impedanzmessung durchführen, b) Messung überprüfen und fitten, c) SoH Kategorisierung mit trainiertem Neuronalen Netz, d) SoH Bestimmung mit trainiertem Neuronalen Netz als Regressionsgröße 23

Tabellen

Tabelle 1: Kapazitätsmessungen 7
Tabelle 2: Einteilungen in zwei Kapazitätsgruppen für Tests mit den Neuronalen Netzen..... 16
Tabelle 3: Übersicht der Einsortierungsquoten für das Neuonale Netz unbekannte Batterien 17
Tabelle 4: Ergebnisdiagramme für vier Batterien mit Kategorienwechsel 18
Tabelle 5: Ergebnisstabelle SoH Bestimmung mit Neuronale Netzen als Regressionsgröße .. 20

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

1 EINLEITUNG

In vielen Bereichen sind Spezial- und Sonderfahrzeuge unersetzlich und unterliegen daher für den Einsatzfall hohen Zuverlässigkeitsanforderungen. Diese Einsätze können je Einsatzgebiet sehr kurzfristig nötig werden und haben unbestimmt große Pausen zwischen zwei Einsätzen. Dies führt unter anderem auch zu einem erhöhten Wartungsaufwand für die Starter- und Standversorgungsbatterie. Die in den Spezialfahrzeugen verwendeten Batterien sind in der Anschaffung meist deutlich teurer als ihr Consumer-Gegenstück was bei „zu frühem“ Austauschen zu zusätzlichen Kosten führt, um die Betriebssicherheit zwischen den Wartungsintervallen zu garantieren.

Ziel dieses Projektes ist es, die Einsatzfähigkeit der Batterien von Spezial- und Sonderfahrzeugen mit Hilfe eines entwickelten Diagnosesystems zu erfassen. Dabei wird das nicht invasive Verfahren der Impedanzspektroskopie verwendet, um die Systeminformationen der Batterien zu ermitteln.

Mit diesen Informationen werden Maschinellen Lernverfahren trainiert, mit denen auf Basis von Impedanzspektren der Batterie der Gesundheitszustand der Batterien (State-of-Health / SoH) bestimmen werden soll. Mit einer genauen Bestimmung des Gesundheitszustandes der Batterien soll die Einsatzfähigkeit von Spezial- und Sonderfahrzeugen schneller erfasst, die Wartungsintervalle reduziert sowie der Austausch von defekten Batterien optimiert werden.

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

2 ERSTELLUNG DES BATTERIEDIAGNOSESYSTEMS

Um das neue Batteriediagnosesystem zu erstellen werden mehrere Teilschritte durchlaufen.

Als Teil dieses Projektes werden Labormessungen mit von „Vincorion JENOPTIK Advanced Systems GmbH“ bereitgestellten Batterien durchgeführt. Damit lassen sich im Labor Trainings- und Testdatensätze für die Erstellung und Erprobung von Maschinenelen Lernverfahren erzeugen. Zur Erfassung dieser Daten wurden unterschiedlichste Betriebspunkte (Ladezustand/State of Charge/SoC und Temperatur) der Batterien angefahren.

Der zweite Teil des Projektes besteht in der Erstellung einer Diagnosehardware zur Erfassung der Impedanzkurven in Kombination mit einer Bediensoftware zur Steuerung und Auswertung der Daten.

2.1 Labormessungen

2.1.1 Laboraufbau

Im Labor wird ein Messaufbau erstellt um die nötigen Messdaten aufzunehmen. Der Aufbau ist in Abbildung 1 und in Abbildung 2 dargestellt. Dazu werden eine Senke und eine Quelle zum Entladen und Laden der Batterien, ein Stromsensor für die Stromintegration und Überwachung integriert. Weiterhin wird ein modifiziertes Batterie-Management-System (BMS) Messsystem von der FH-Kiel zur Durchführung der Impedanzmessungen eingesetzt. Die Batterien werden bei der Durchführung der Messungen in dem über die Projektmittel angeschafften Klimaprüfschank (ACS Discovery DM340) temperiert. Die Teststeuerung wird über einen Steuerungs-PC getätigt.

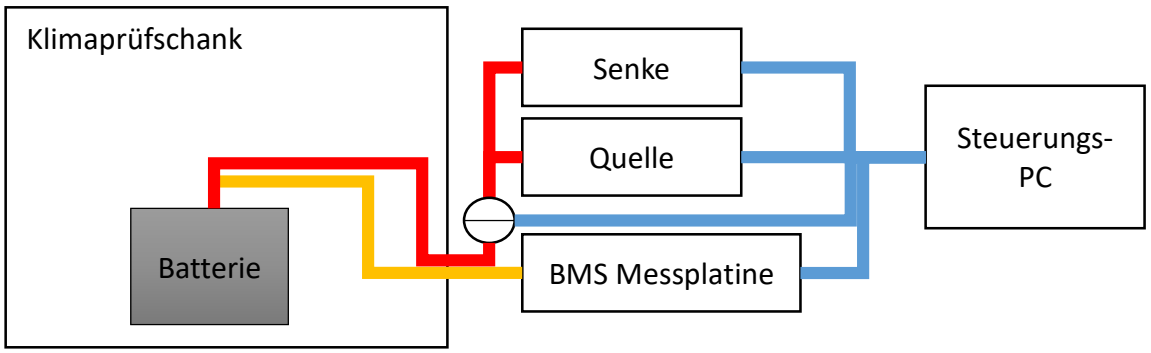
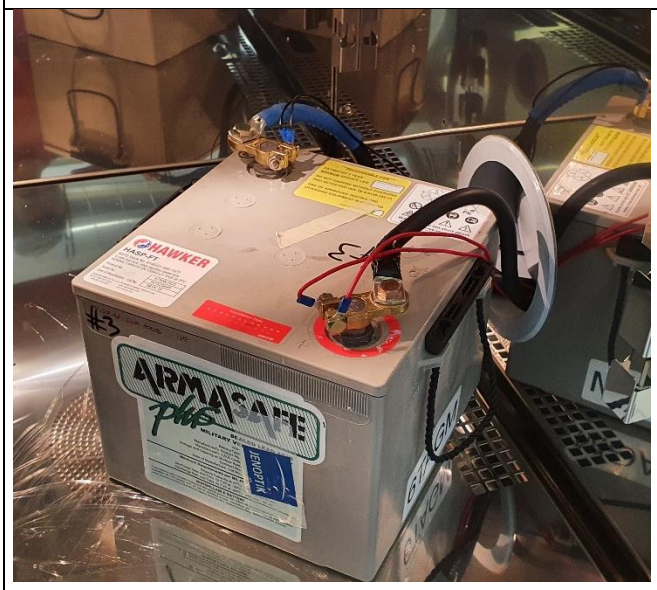


Abbildung 1: Messaufbau, schematisch

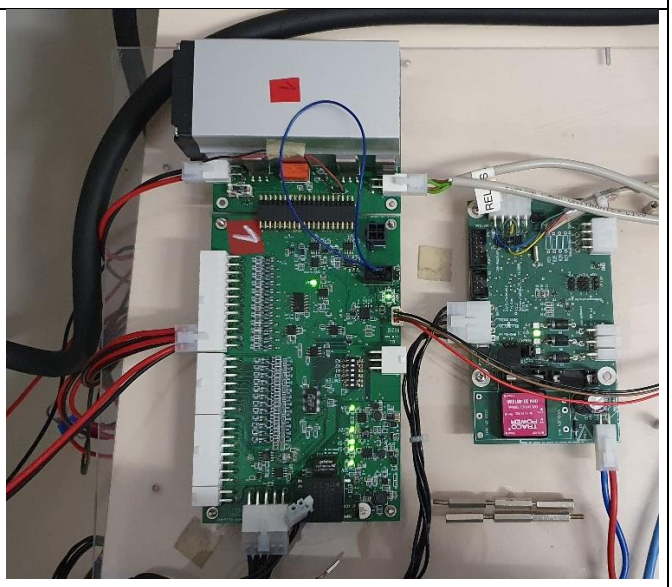
Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel,
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de
Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583

a)



b)



c)

Abbildung 2: Messaufbau, a) links Klimaprüfschank rechts Messsysteme, b) Batterie in Klimaprüfschank, c) Modifizierte BMS-Messplatine der FH-Kiel

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

2.1.2 Kapazitätsmessungen der Batterien

Zur Bestimmung des State of Health (SoH) der bereitgestellten Batterien wird die Kapazität jeder Batterie zum Beginn der Datenaufzeichnung zu Beginn gemessen. Da die Batterien über den Verlauf der Messung ihre Kapazität teilweise verlieren, wurden während der Testphase weitere Kapazitätsmessungen durchgeführt. Der SoH wird wie folgt definiert:

$$SoH = \frac{C_{mess}}{C_{nenn}} * 100\%$$

Der SoH berechnet sich aus Nennkapazität der Batterie (C_{nenn}) und gemessener Kapazität (C_{mess}).

Der Testablauf erfolgt bei ca. 20°C mit folgendem Stromprofil:

- Aufladen mit 0.5C CC-Phase mit 0.02C, 14.4V CV-Phase
- Entladen mit 0.5C CC-Phase mit 0.02C, 10.5V CV-Phase
- Aufladen mit 0.5C CC-Phase mit 0.02C, 14.4V CV-Phase

CC: Constant Current-Phase (Die Batterie wird mit einem konstanten Strom geladen/entladen, die Spannung der Batterie steigt/sinkt.)
CV: Constant Voltage-Phase (Die Batteriespannung wird konstant gehalten, dadurch sinkt der Lade-/Entladestrom kontinuierlich, bis er einen Schwellwert erreicht hat. Der Schwellwert ist beim Entladen die Entladeschlussspannung und beim Laden die Ladeschlussspannung.
In *Tabelle 1* sind alle gemessenen Kapazitätswerte der untersuchten Batterien zusammengefasst.

Zellnummer	Kapazitätsmessung 1 (SoH) [%]	Weitere Kapazitätsmessungen (SoH) [%]
1	85	70
2	92	75
3	69	-
11	73	47
12	95	-
13	79	37
14	77	-
15	0	-
21	79	-
22	67	-
23	62	-
24	48	-
31	100	65 / 55 / 49

Tabelle 1: Kapazitätsmessungen

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Im Rahmen des Projektes sind von 13 Batterien Kapazitätsmessungen durchgeführt worden. Der SoH variiert dabei zwischen 37% und 95%. Batterie 16 ist komplett defekt gewesen und konnte weder geladen noch entladen werden. Diese Batterie wird daher nicht für weitere Tests verwendet.

Im Verlauf der Messdatenaufzeichnung zeigt sich, dass die Batterien auch bei einer geringen Anzahl von ca. 40 Vollzyklen (siehe Abbildung 3) bei 100% DoD (Depth of Discharge) in ihrer Kapazität sehr stark abgenommen haben. Laut Datenblatt des Batterieherstellers sollen 180+ Zyklen bei 100% DoD möglich sein, bis lediglich ein 20%tiger Kapazitätsverlust auftritt. Betrachtet man den Kapazitätsverlust der neu gekauften Batterie „31“, so ist ein Kapazitätsverlust schon von über 50% zu beobachten, obwohl die Batterie lediglich 43 Vollzyklen bei 100% Depth of Discharge (DoD) durchlaufen hat.

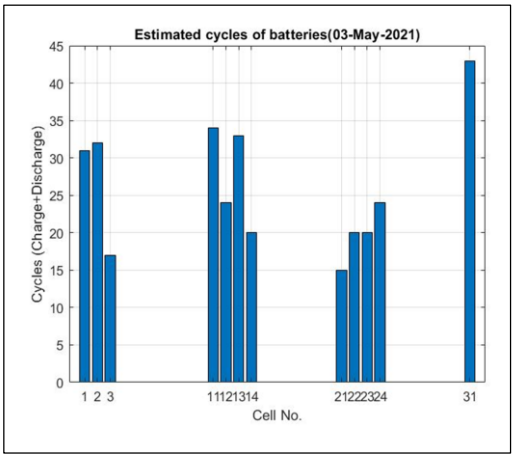


Abbildung 3: Abgeschätzte Vollzyklen über den gesamten Datenaufzeichnungsverlauf der jeweiligen Batterien

Diese starken Kapazitätsverluste führen dazu, dass die Kapazität der Batterie während der Impedanzdatenaufzeichung zwischen zwei Kapazitätsmessungen sehr stark abnimmt und während der gesamten Untersuchung in diesem Forschungsprojekt vergleichsweise wenige Datensätze existieren, in denen die Batterien einen SoH über 90% besitzen.

In Abbildung 4 wird am Beispiel der neuen Batterie „31“ die Kapazitätsannahme als konstant oder linear zwischen zwei Kapazitätsmessungen interpoliert.

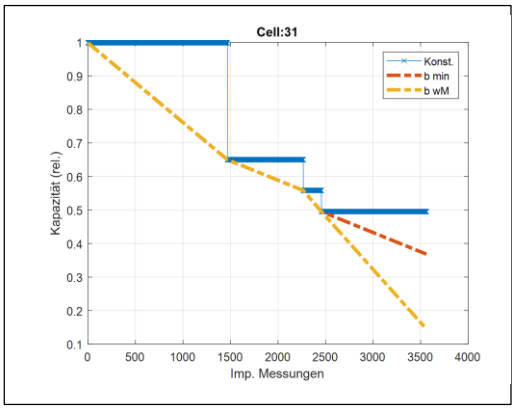


Abbildung 4: Kapazität der Batterie für aufgezeichnete Impedanzmessungen (Zelle 31; Blau: Konstante Kapazität / andere: Lineare Interpolation zwischen Kapazitätsmessungen)

Die linear interpolierten Kapazitätsannahmen für die Impedanzmessungen werden verwendet, um beim Training mit Neuronalen Netzen eine Regressionsgröße zur Verfügung zu stellen (siehe 2.3.3 Neuronale Netze).

2.1.3 Impedanzmessungen der Batterien

Die Maschinellen Lernverfahren zur SoH-Kategorisierung verwenden unter anderem die gemessene Impedanz der Batterie als Eingangsgröße. Um diese maschinellen Lernverfahren zu trainieren und zu testen, wurden unterschiedliche Betriebspunkte der Batterien angefahren und dabei die Impedanzmessungen aufgezeichnet.

Die Tests werden wie folgt durchgeführt:

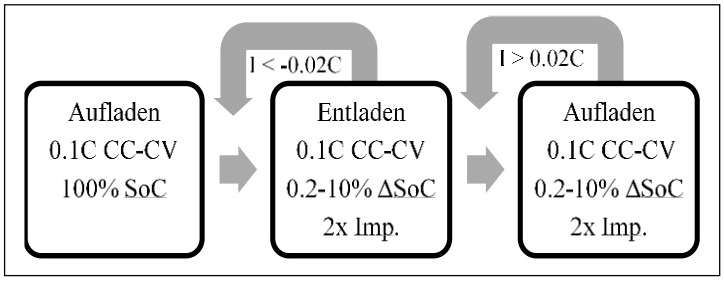


Abbildung 5: Testablauf Impedanzmessung Aufzeichnung

Zur Referenzierung des Ladezustandes der Batterie wird diese vollständig bis zur Ladeschlussspannung aufgeladen (was 100% SoC entspricht). Im Anschluss wird die Batterie in zufällig gewählten SoC-Schritten entladen (Bereich: 0,2-10% des SoC). Nach jedem Entladungsschritt werden dann Impedanzmessungen durchgeführt. Dies wird so häufig wiederholt, bis die Batterie vollständig entladen wurde. Anschließend wird in der gleichen Art und Weise die Batterie in zufälligen Schritten aufgeladen und Impedanzmessungen durchgeführt. Wenn die Batterie wieder vollgeladen ist, ist ein Testdurchlauf abgeschlossen.

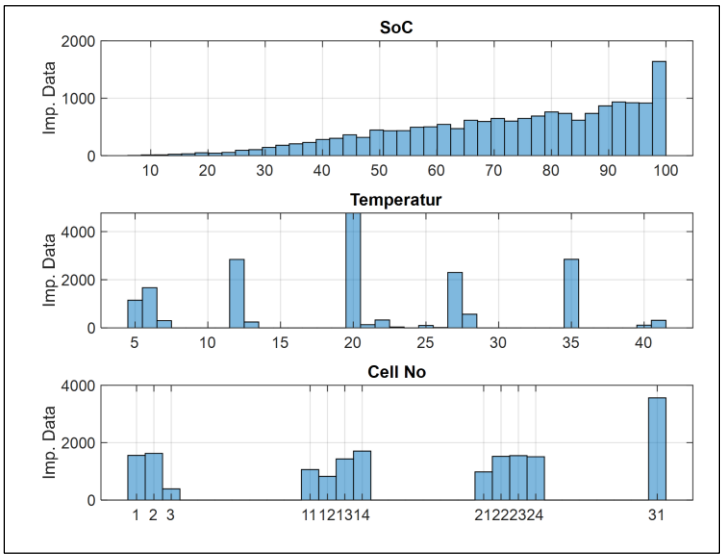


Abbildung 6: Verteilung der aufgezeichneten Impedanz-Datensätze

Diese Testdurchläufe werden für die Testbatterien jeweils bei verschiedenen Temperaturen (5°C, 12 °C, 20°C, 27°C und 35°C) in einer Klimakammer durchgeführt. Die Anzahl der aufgezeichneten und verwendbaren Datensätze beläuft sich auf über 18.300 Impedanzmessungen. Die Verteilung der Datensätze ist in Abbildung 6 dargestellt. Insgesamt wurden 13 unterschiedliche Batterie vermessen, wobei eine Batterie defekt ist und keine Erstellung von Messdatensätzen möglich ist. Aus Abbildung 6 wird ersichtlich, dass mit den 18.300 Messpunkten eine gute Verteilung von betriebsrelevanten Betriebspunkten bei allen Batterien gegeben ist.

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel,
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de
Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583

2.2 Datenaufbereitung

Die Messdaten müssen zunächst aufbereitet werden, bevor sie für das Training und Testen von maschinellen Lernverfahren verwendet werden können. Dabei werden die Impedanzmessungen mit einem Polynom gefitted und die Zielgröße „Batterie SoH“ für jeden Datensatz festgelegt. Beim SoH gibt es zwei grundsätzliche Ansätze, die verfolgt werden. Zum einen werden die direkten prozentualen SoH Werte als Zielgröße verwendet (Regression) und zum anderen werden die SoH Werte in Gruppen einsortiert (z.B. Gute - Reduzierte – Grenzwertige Restkapazität) (Kategorisierung).

2.2.1 Fitting der Impedanzkurven

Die Impedanzmessdaten werden mit zwei Polynomen höherer Ordnung (hier: 7. Ordnung für Real- und Imaginärteil) gefittet. Durch diese Maßnahme werden die Daten für maschinellen Lernverfahren aufbereitet. Die Anzahl der Eingänge wird reduziert, die Messungenauigkeiten geglättet und auffällige Kurvenformen können ggf. identifiziert werden. Die Koeffizienten des Polynoms werden dabei als Eingangsgrößen für die Verfahren verwendet.

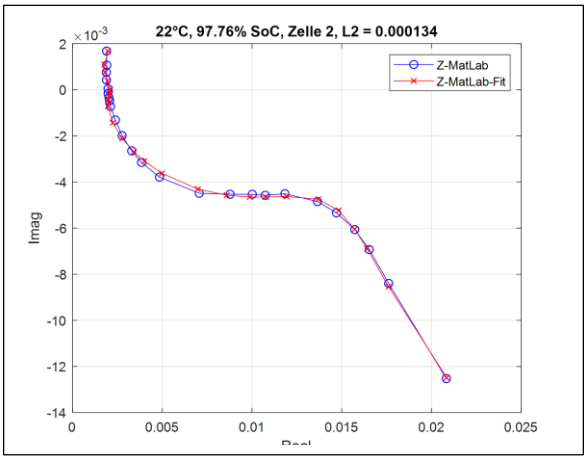


Abbildung 7: Gefittete Impedanzkurve

Die Genauigkeit des Fittes wird über die L2-Norm bestimmt und ermöglicht es bei sehr hohen Abweichungen, diese Messungen als fehlerhaft zu identifizieren.

Eine L2-Norm unterhalb von 1e-3 weist auf eine sehr genaue Übereinstimmung des Fits mit den gemessenen Impedanzkurven hin.

Abbildung 8 zeigt, dass in der Mehrheit der Fälle die Impedanzkurven durch ein entsprechendes Polynom der Ordnung 8 gut approximiert werden kann.

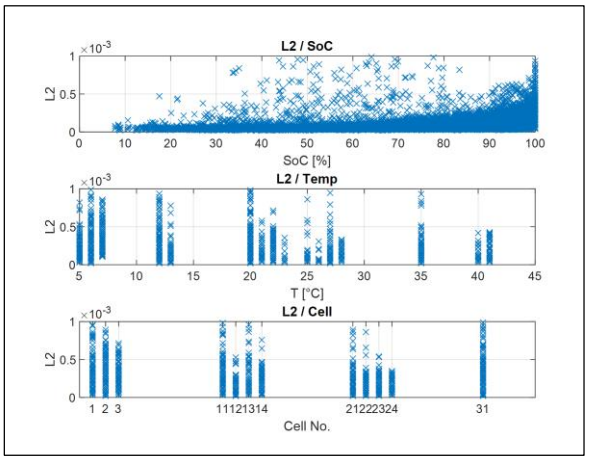


Abbildung 8: Übersicht über die L2-Norm

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel,
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583

2.2.2 Kategorisierung der Batterien nach SoH

Um die Kategorisierung mit Maschinellen Lernverfahren zu trainieren, müssen die Trainingsdaten in Kategorien eingeteilt werden. Im ersten Ansatz wurden die Messdatensätze in drei Gruppen eingeteilt:

- Gut (100% - 90% SoH)
- Reduziert (90% - 75% SoH)
- Grenzwertig (75% - 0% SoH)

Diese Gruppierung wird im Laufe des Projektes umgearbeitet und es wird im Anschluss überprüft, ob durch eine Reduzierung der Gruppen eine Verbesserung der Ergebnisse erzielt werden kann. Dabei werden die Gruppierungen wie folgend erstellt:

- Gut/Reduziert (100%-70% SoH)
- Grenzwertig (70%-0% SoH)

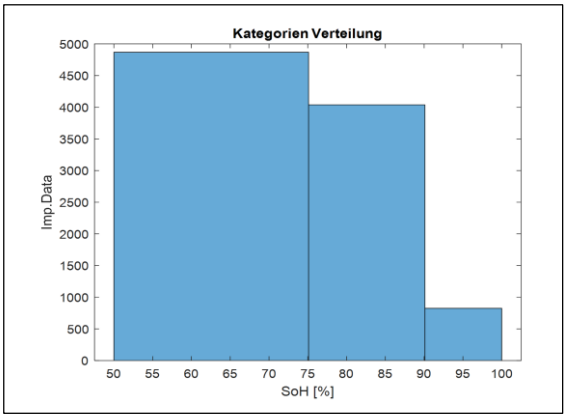


Abbildung 9: Verteilung der Impedanzmessdaten nach SoH-Gruppierung in 3 Gruppen

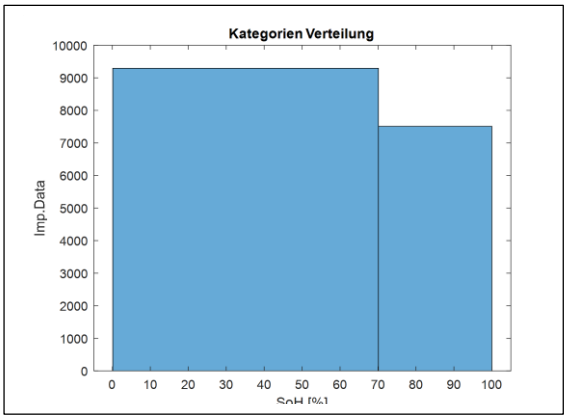


Abbildung 10: Verteilung der Impedanzmessdaten nach SoH-Gruppierung in 2 Gruppen

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel,
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583

2.3 Maschinellen Lernverfahren zur SoH-Bestimmung

Bei der Erstellung der Modelle durch Maschinelle Lernverfahren werden eine Reihe unterschiedlicher Verfahren getestet. In den folgenden Unterkapiteln wird auf die einzelnen Verfahren eingegangen. Anzumerken ist, dass es bei der Zielgröße der maschinellen Lernverfahren zwei untersuchte Varianten gibt:

Die Zielgröße SoH wird entweder als SoH-Kategorien oder als Regressionsgröße ausgegeben.

2.3.1 Lineare und quadratische Diskriminanzanalyse

Die lineare und quadratische Diskiminanzanalyse zeigen zu Beginn des Projektes relativ gute Einsortierungsquoten mit wenigen unterschiedlichen Batterien. Im weiteren Verlauf des Projekts zeigt sich, dass andere Methoden vielversprechender sind.

Eingänge für diese Kategorisierungsnetzwerke sind die Koeffizienten der gefitteten Impedanzkurven, der SoC und die Temperatur der Batterie. In dem aufgeführten Beispiel werden 70% der Daten zum Training und 30% zum Testen verwendet. In den Ergebnismatrizen werden in Grün die richtig einsortierten Ergebnisse zeigt.

Abbildung 11: Ergebnismatrix Lineare Diskriminantenanalyse, Testdatensätze

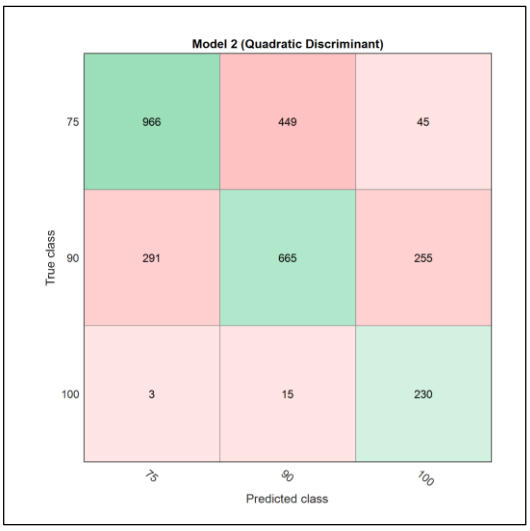


Abbildung 12: Ergebnismatrix Quadratische Diskriminantenanalyse, Testdatensätze

Die erreichbaren Einsortierungen sind in der Abbildung 11 und Abbildung 12 dargestellt. Es ergibt sich für die richtige Einsortierung eine Quote von 70% bei der linearen und von 64% bei der quadratischen Diskriminanzanalyse. Die Quote ergibt sich durch Verhältnisbildung der korrekten Vorhersage zur Gesamtzahl der Vorhersagen. Beim Modell 1 (Lineare

Diskriminanzanalyse) werden 1234 Vorhersagen mit weniger 75% der Kapazität, 691 Vorhersagen zwischen 75% und 90% Kapazität und 118 Vorhersagen zwischen 90% und 100% richtig vorhergesagt. Die Gesamtzahl der Vorhersagen ist:

1234+207+19+485+691+35+1+129+118=2919

Die mit Richtig beantworte Quote liegt dann bei: (1234+691+118)/2919=70%

Da diese Quoten schon bei diesen Tests mit unbekannten Daten von bekannten Batterien im Gegensatz zu anderen Verfahren relativ gering sind, werden diese maschinellen Lernverfahren nicht weiterverfolgt.

2.3.2 Subspace-K-nearest-neighbour-Verfahren (Subspace-KNN)

In den ersten Tests mit Subspace-KNN Verfahren werden diese mit „bekannten“ Zellen trainiert und getestet. Dabei werden z.B. 30% der Datensätze zufällig aus der Gesamtmenge herausgenommen und als Testdatensätze für das trainierte Model verwendet. D.h. das ca. 70% der vorhandenen Datensätze für das Training der Daten verwendet wird.

In der Abbildung 13 ist eine Ergebnis-Matrix für die Testdatensätze dargestellt. Es ergibt sich, dass ca. 88% der Testdatensätze bei 3 Kategorien richtig einsortiert werden.

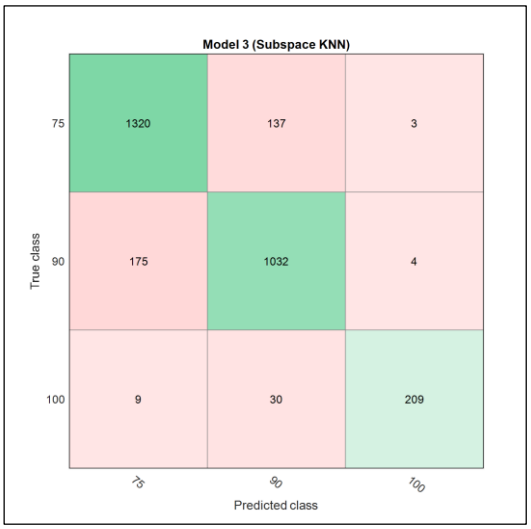


Abbildung 13: Ergebnismatrix Subspace-KNN, Testdatensätze (88% richtige Einsortierung)

Im Anschluss wird dieses Verfahren auf das Verhalten mit unbekannten Batterien getestet. Dabei wird aus dem gesamten Datensätzen die einer Batterie herausgenommen. Mit den übrigen Datensätzen wird das Subspace-KNN trainiert. Das erzeugte Model wird anschließend mit den Datensätzen der „herausgenommenen“ Batterie getestet.

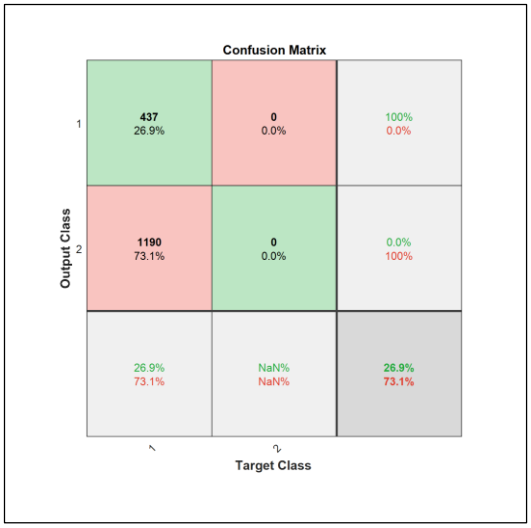


Abbildung 15: Ergebnismatrix Subspace-KNN, Zussatztest Batterie 2 (27% richtige Einsortierung)

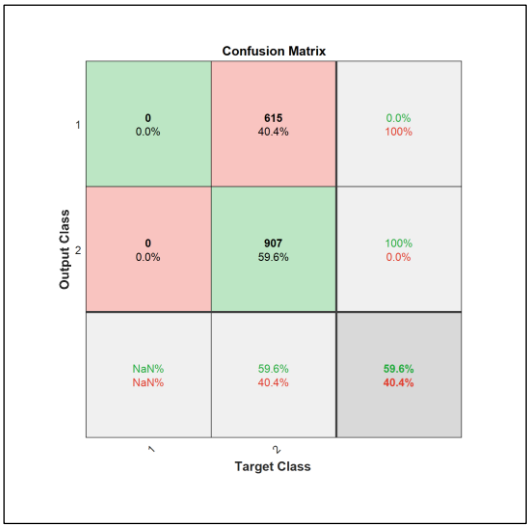


Abbildung 14: Ergebnismatrix Subspace-KNN, Zussatztest Batterie 22 (57% richtige Einsortierung)

Die Abbildung 14, Abbildung 15 und Abbildung 16 zeigen drei Verteilungsbeispiele für unbekannte Batterien, die durch ein Subspace-KNN Model klassifiziert wurden. Es ist auffällig, dass bei allen drei Testbatterien der Prozentsatz für die richtige Einsortierung in die zwei möglichen Kategorien gering (27%, 39% und 57%) ist.

Daraus lässt sich schließen, dass diese Subspace-KNN Modelle mit unbekannten Daten von bekannten Batterien gute Übereinstimmung bei der Kategorisierung erreichen. Jedoch zeigt sich, dass bei Datensätzen von unbekannten Batterien und daher auch ggf. unbekannten Schadensbildern mit geringer Wahrscheinlichkeit die richtige Kategorie ausgewählt wird.

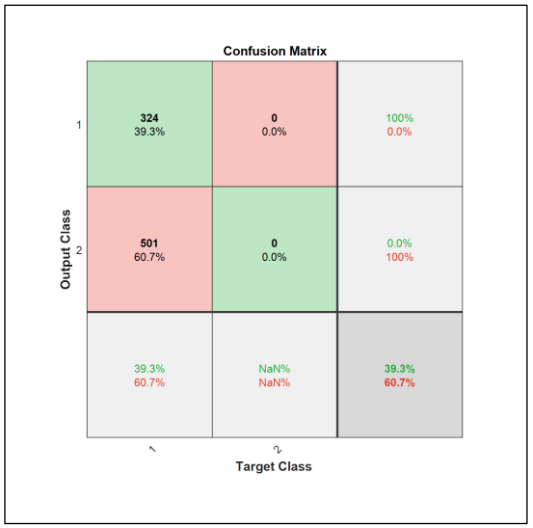


Abbildung 16: Ergebnismatrix Subspace-KNN, Zussatztest Batterie 12 (39% richtige Einsortierung)

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel,
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583

2.3.3 Neuronale Netze

Die hohe Anzahl von Datensätzen ermöglicht es, Neuronale Netze als Maschinelles Lernverfahren einzusetzen. Es werden zwei Ansätze mit den Neuronalen Netzen verfolgt:

1) Der SoH der Batterien wird in Kategorien eingeteilt.

2) Der SoH wird als Regressionsgröße ausgegeben.

Neuronale Netze zur Kategorisierung:

In verschiedenen Trainingstests zur Erstellung von Neuronalen Netzen zur SoH Kategorisierung hat sich gezeigt, dass eine Netzstruktur wie in Abbildung 17 abgebildet zu den höchsten Werten von richtiger Kategorisierung führt. Das Netz besteht aus einem Eingangs-

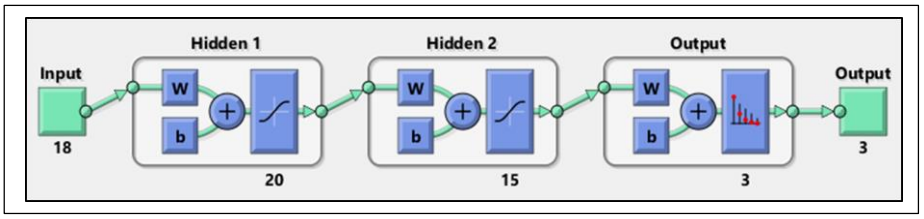


Abbildung 17: Neuronales Netz zur Kategorisierung, Struktur

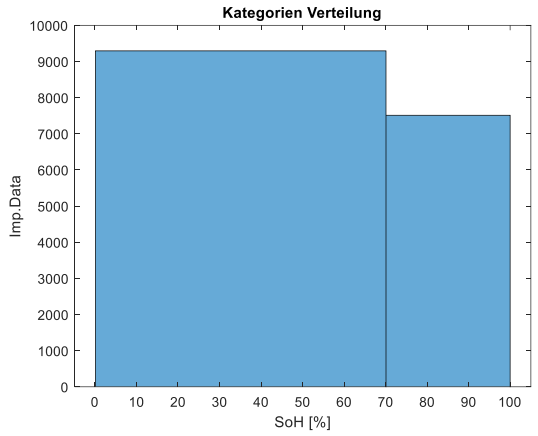
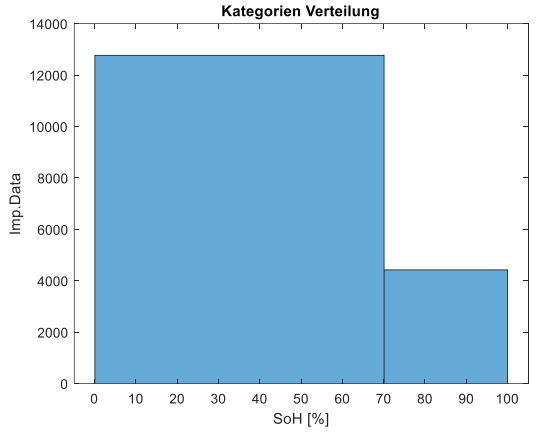
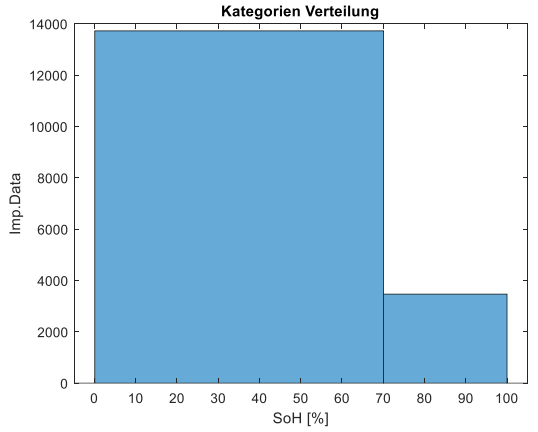
Layer mit 18 Eingängen, zwei Hidden Layer und in Abhängigkeit von der Anzahl der Kategorien drei oder zwei Ausgängen. Die Anzahl der Neuronen in den Hidden Layer liegen im Bereich von 15-25 Neuronen. Da eine deutliche Erhöhung der Neuronen (z.B. 100) in den Hidden Layern bei Tests zu keiner signifikanten Verbesserung der Kategorisierung führt, wird in allen Untersuchungen eine geringere Anzahl der Neuronen verwendet.

Um die trainierten Netze mit unbekannten Batterien zu testen, wird bei jedem Durchlauf eine Batterie aus den Standardtrainings- / -validierungs- und -testdaten herausgenommen und als zusätzliche Testdaten nach Abschluss des Trainings des Neuronalen Netzes verwendet. Die Kategorisierung der Batterien erfolgt nach drei unterschiedlichen Kapazitätsannahmen. So wird einmal die Kapazität zwischen zwei Kapazitätsmessungen als Konstant angenommen (Konst.), bei den anderen zwei Varianten wird linear zwischen Kapazitätsmessungen interpoliert. Dabei werden die Endmessungen die nach der letzten Kapazitätsmessung durchgeführt wurden entweder mit der minimalen SoH-Abfall aller Kapazitätsmessungen interpoliert (b_min) oder mit dem Mittelwert der Steigungen (b_wM). Durch diese Berechnungen ergeben sich bei einer Einteilung in zwei Gruppen die folgenden Verteilungen:

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Tabelle 2: Einteilungen in zwei Kapazitätsgruppen für Tests mit den Neuronalen Netzen

Einteilung mit konstanter Kapazitätsannahmen (Konst.)	
Einteilung mit minimalen SoH Abfall (b_min) [ca. 32% über 70%]	
Einteilung mit gemittelter Steigung (b_wM) [ca. 28% über 70%]	

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Die Prozentwerte der richtigen Kategorisierungen durch diese Neuronalen Netze ist in der folgenden Tabelle dargestellt.

Tabelle 3: Übersicht der Einsortierungsquoten für das Neuronale Netz mit unbekannten Batterien

	Korrekte Kategorisierung in [%]		
Zelle	Konst.	b_min	b_wM
1	42.6	77.4	90.3
2	41.6	68.3	79.5
3	61.3	28.5	38.1
11	67.3	90.2	89.7
12	62.3	51.9	13.7
13	60.4	76.8	79.0
14	68.9	84.2	99.9
21	53.9	39.6	82.1
22	31.0	48.3	80.2
23	81.4	98.8	99.6
24	89.0	99.3	99.9
31	41.3	31.8	37.6
Durchschnitt	58.4	66.3	74.1

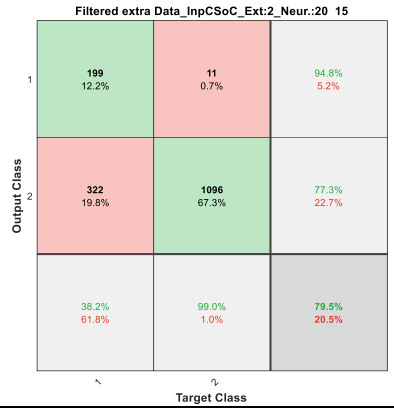
Die Prozentwerte der Einsortierung beziehen sich in der Tabelle 3 auf die Gesamtheit der mit der jeweiligen Batterie durchgeführten Messungen. Bei vielen Batterien ist eine relativ hohe korrekte Einsortierungsquote zu erkennen. Da jedoch die Anzahl der in die Kategorie fallenden Trainingsdaten ungleich verteilt sind, muss dieses positive Ergebnis gesondert überprüft werden. Dazu werden vier Batterien genauer betrachtet, die im Laufe der Messungen zwischen den Kategorien wegen des Zyklens einen nennenswerten Kapazitätsverlust erleiden. Dabei ist die linke Spalte der Einsortierungsdiagramme besondere Aufmerksamkeit zu widmen, da diese für die Einsortierung in die Gruppe SoH > 70% steht.

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

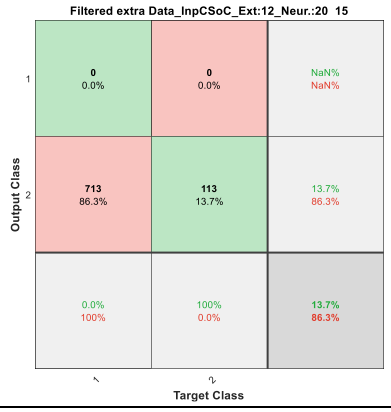
Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Tabelle 4: Ergebnisdiagramme für vier Batterien mit Kategorienwechsel

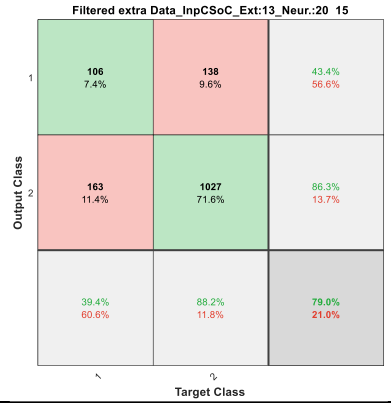
Batterie 2



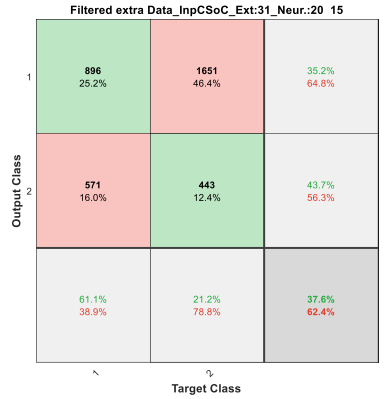
Batterie 12



Batterie 13



Batterie 31



Die in der Tabelle 4 dargestellten Ergebnisse zeigen, dass die richtige Einsortierungsquote des Netzwerkes für Batterien, die eine Kapazität von über 70% SoH haben (linke Spalten der Diagramme), die guten Ergebnisse aus Tabelle 3 nicht bestätigen können. Damit ist die Einsortierungsvorhersage mit Neuronalen Netzen in zwei Ausgangskategorien nicht erfolgreich, da die hohen Prozentzahlen die in Tabelle 3 dargestellt sind, überwiegend dadurch erreicht werden können, dass die Gruppen SoH < 70% überwiegt und daher der Großteil in diese Kategorie richtig einsortiert wird.

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Neuronale Netze zur Bestimmung des SoHs als Regressionsgröße:

Bei diesem Ansatz ist die Ausgangsgröße des Neuronalen Netzes keine Kategorie, sondern eine Regressionsgröße und gibt damit einen kontinuierlichen Zahlenwert aus.

Das Neuronale Netz ist wie folgt aufgebaut:

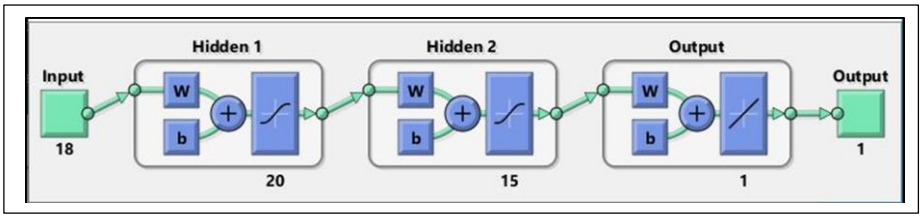


Abbildung 18: Neuronales Netz , Struktur

Auch bei dieser Variante hat eine deutliche Erhöhung der Neuronen nicht zu einer signifikanten Verbesserung die Ergebnisse geführt. Daher werden die Tests mit einer moderaten Anzahl von Neuronen (ca. 20 pro Schicht) durchgeführt.

Um die trainierten Netze mit unbekannten Batterien zu testen, wird wieder bei jedem Durchlauf eine Batterie aus den Standard Trainings- / -validierungs- und -testdaten herausgenommen und als zusätzliche Testdaten nach Abschluss des Trainings des Neuronalen Netzes verwendet. Die Kapazitäten werden nach den gleichen drei Kapazitätsannahmen wie bei der Kategoriesierungs-Methode angesetzt (siehe Abbildung 4).

Um die SoH-Prediktion vergleichen zu können, wird die Fehlerverteilung zwischen dem vorliegenden SoH und dem geschätzten SoH in Form einer Normalverteilung interpretiert, deren Standardabweichung zur Einordnung der Ergebnisse verwendet wird.

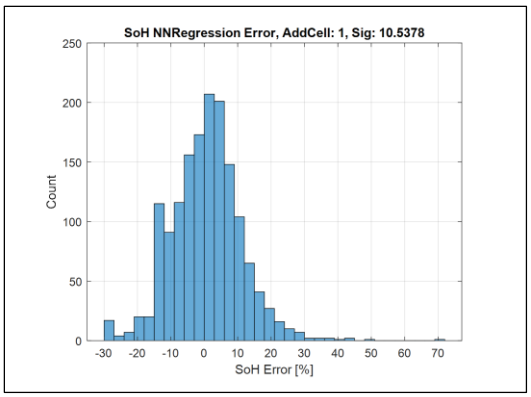


Abbildung 19: Fehlerhistogramm NN, Zussatztest Batterie 1 (Sigma 10.5% SoH)

Die Ergebnisse sind in der folgenden Tabelle 5 dargestellt.

Tabelle 5: Ergebnisstabelle SoH Bestimmung mit Neuronale Netzen als Regressionsgröße

	Sigma der Fehlerverteilung in [%]		
Zelle	Konst.	b_min	b_wM
1	10.5	10.1	9.7
2	8.0	10.1	9.2
3	17.6	17.8	18.2
11	19.0	16.7	9.7
12	8.6	10.0	8.1
13	12.8	15.2	13.7
14	13.7	12.3	13.4
21	10.2	9.4	9.6
22	6.8	8.7	8.9
23	7.9	9.6	8.7
24	6.2	8.6	3.9
31	22.1	22.2	22.7
Ges.	**15.9**	**16.1**	**16.0**

Auffällig bei den Ergebnissen ist, dass die unterschiedlichen Ansätze wenig Gesamteinfluss auf die Abweichungen haben. So werden manche Batterien durch die lineare Interpolation besser abgeschätzt (z.B. Batterie 24), andere wiederum leicht schlechter (z.B. Batterie 22). Insgesamt ergibt sich ein mittleres Sigma von ca. 16% SoH welches bei vielen getesteten Batterien weit unter diesem Wert liegt.

Am auffälligsten ist die Abweichung der Batterie 31, die mit einem Sigma von über 22% den Gesamtdurchschnitt deutlich verschlechtert.

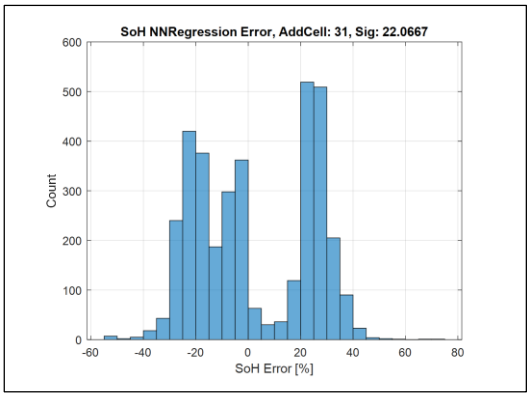


Abbildung 20: Fehlerhistogramm NN, Zussatztest Batterie 31 (Sigma 22.1% SoH)

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel,
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583

Betrachtet man das Fehlerhistogramm für diese Batterie 31 (siehe Abbildung 20) so erkennt man, das sich keine Normalverteilung der Fehler ausbildet und die Fehler zudem sehr hoch sind.

Es zeigt sich, das Neuronale Netze zur Bestimmung des SoHs als Regressionsgröße eingesetzt werden können. Dabei ist derzeitig nur eine Bestimmung mit einer relativ hohen Fehlerverteilung möglich. Die bis auf einen Ausreißer (Batterie 31) auftretenden Fehlerverteilungen lassen außerdem darauf schließen, das eine Verbesserung durch das Ausnutzen der statistischen Verteilung möglich ist.

Verwendet man mehrere Messungen zur Abschätzung des SoH, z.B. 10 aufeinanderfolgende Messungen, und bildet aus dem Ergebnissen den Mittelwert ergeben sich für die Gesamte Fehlerverteilung Sigma-Werte von 14,5% -14,8%.

2.4 Diagnosesystem Messaufbau mit angepasster Messplatine

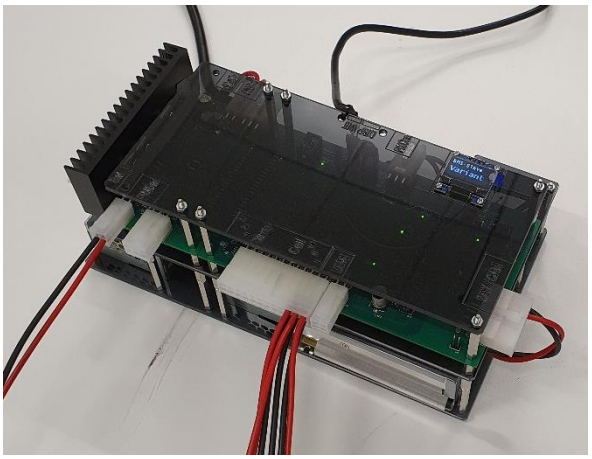


Abbildung 21: Angepasste Messaufbau für den Projektpartner

Da es dem Projektpartner nach Abschluss des Projektes ermöglicht werden soll eigenständig Impedanzmessungen durchzuführen, wurde das relativ allgemein gehaltene Design der Impedanzmessplatine der FH-Kiel auf die im Projekt eingesetzten Batterien angepasst.

Dazu wurden die Messkanäle von 12 auf 3 und die Signalanregung von $2A_{pp}$ auf $0{,}25A_{pp}$ reduziert. Dies ermöglicht einen günstigeren und vereinfachten Aufbau. Das Mess- und Anregungsprinzip wurde nicht verändert. Das Diagnosesystem ist in der Lage, das Impedanzspektrum über die Pole der Batterie bei ca. 9-13V durchzuführen. Insgesamt können bis zu drei in Reihe geschaltete Batterien spektroskopiert werden.

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

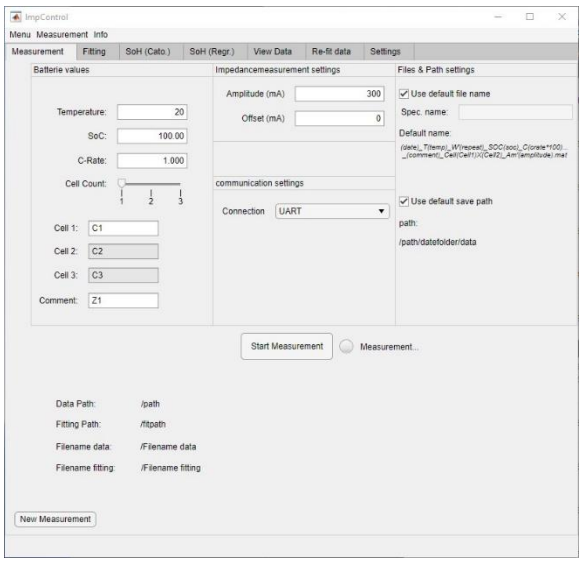
2.5 Steuerung der angepassten Messplatine per MATLAB® -App

Für den Einsatz als Diagnosesystem wurde zur Steuerung der angepassten Messplatine eine MATLAB® -App entwickelt, die es ermöglicht schnell und unkompliziert Impedanzmessungen von Batterien aufzunehmen. Die Bedienungsoberfläche ist in Abbildung 22 dargestellt. Sie ist in Tabs gegliedert, die sich an den einzelnen Schritten der Messung orientieren.

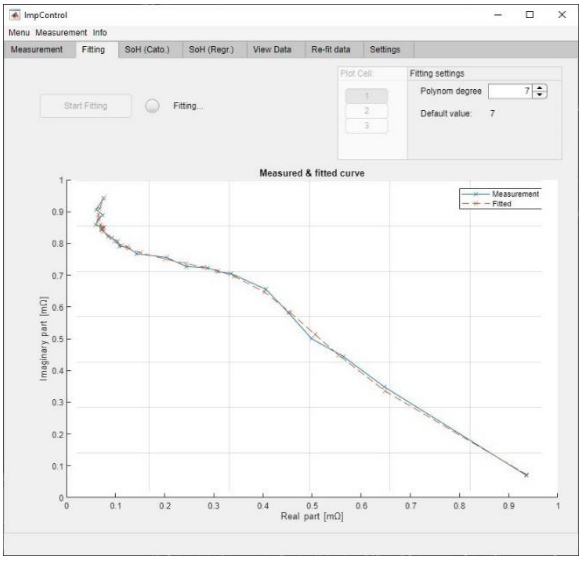
In dem „Measurement“-Tab werden Einstellungen für die Impedanzmessungen getätigt und die Messung gestartet. Es kann z.B. die Anregungsamplitude und Offset für den eingeprägten Strom der nächsten Messung, der Speicherort der Messdateien und der aktuelle Status der Batterie eingestellt werden.

Nach Abschluss der Messung kann man in den „Fitting“-Tab wechseln und die gemessenen sowie die gefittete Ortskurve in einem Nyquist-Diagramm betrachten und das Fitting auch mit Polynomen anderer Ordnung testen.

In den benachbarten „SoH“-Tabs werden die Daten durch die in der App integrierten SoH-Modelle in Form eines zuvor trainierten Neuronalen Netzes gesendet und die Ausgabe visualisiert. In dem Tab „SoH (Cato)“ werden die Impdanzmessung durch ein Netz zur Kategorisierung gesendet (siehe Kapitel 2.3.3). Der Tab „SoH (Regr.)“ verwendet die gleichen Eingangssignale für das Netz, sendet diese aber durch Neuronales Netz das als Ausgang den SoH als Regressionsgröße ausgibt.



a)



b)

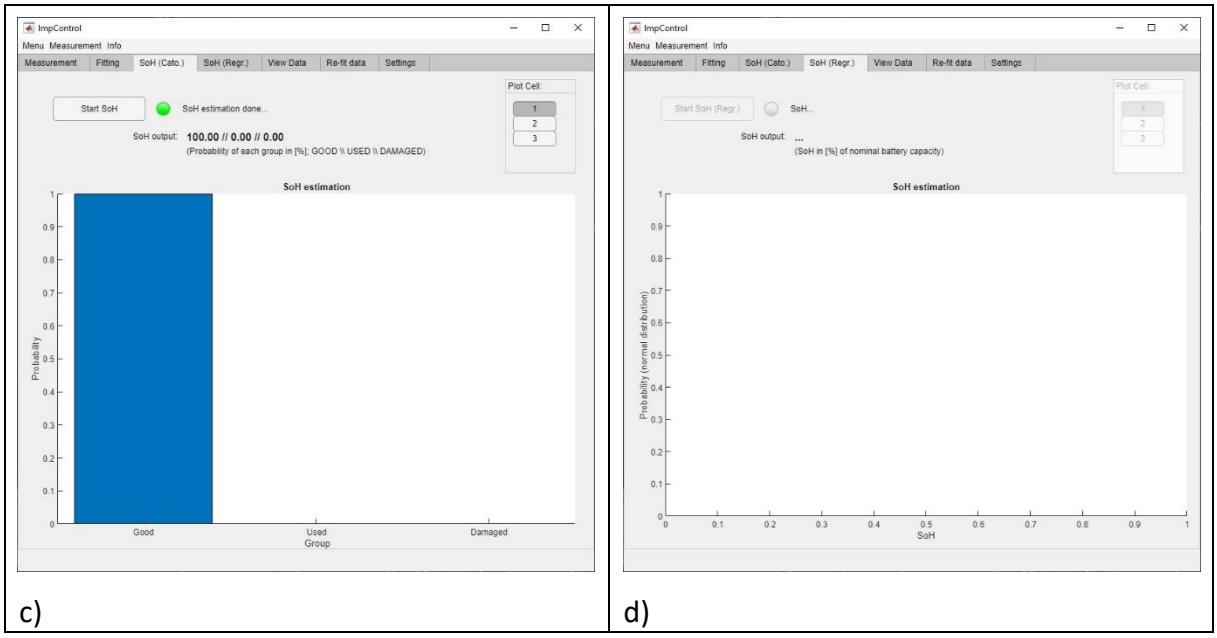


Abbildung 22: MATLAB®-App zur Impedanzmessung und Batteriekategorisierung, a) Impedanzmessung durchführen, b) Messung überprüfen und fitten, c) SoH Kategorisierung mit trainiertem Neuronalen Netz, d) SoH Bestimmung mit trainiertem Neuronalen Netz als Regressionsgröße

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de

3 ZUSAMMENFASSUNG

In dem Projekt „Diagnosesystem für Batterien zur Beurteilung der Einsatzfähigkeit für die Startfähigkeit und den Betrieb von Spezial- und Sonderfahrzeugen“ ist es gelungen eine größere Anzahl von Bleibatterien mit einem zusammengestellten Messaufbau zu vermessen und mit diesen über 18.000 Datensätzen eine Grundlage für das Testen von Maschinellen Lernverfahren zu erstellen.

Es wurde im Laufe des Projektes ein angepasstes Design der BMS-Messplatine erstellt und in einen Testaufbau an den Projektpartner zusammen mit einer Steuer- und Auswertesoftware übergeben.

Weiterhin konnten eine Reihe von Maschinellen Lernverfahren an diesen Daten getestet werden. Dabei zeigt sich, das Neuronale Netze die vielversprechendsten Kandidaten unter den getesteten Verfahren sind. Die Bestimmung des SoH als Regressionsgröße mit Neuronalen Netzen zeigt bessere Resultate als die Kategorisierungsmethoden.

Die Ergebnisse sollten bei weiteren Testmessungen bestätigt werden, da sich im Verlauf des Projektes herausstellte, dass eine starke Kapazitätsreduzierung während der Testdurchläufe nach nur wenigen Vollzyklen bereits vorlag. Bei weiteren Testmessungen sollte daher nicht durchgängig 100% DoD für die Tests verwendet werden, sondern auf maximal 80% DoD. Auf diese Weise kann sichergestellt werden, dass eine ausreichend hohe Anzahl von Datensätzen mit Kapazitätswerten jenseits von 90% vorhanden ist.

Institut für Mechatronik
Prof. Dr.-Ing. Christoph Weber

Grenzstr. 3, 24149 Kiel, Tel. +49 431 210-2583, Fax +49 431 210-62583
E-Mail: Christoph.Weber@FH-Kiel.de