

Modellierung und Ladezustandsdiagnose von Lithium-Ionen-Zellen

Ralf Bartholomäus, Henning Wittig

Fraunhofer-Institut für Verkehrs- und Infrastruktursysteme IVI, Dresden

Kurzfassung

In diesem Beitrag wird ein neuer Ansatz zur Modellierung von Lithium-Ionen-Zellen vorgestellt, bei dem neben einem Modell zur Beschreibung des Nominalverhaltens der Zelle ein Unbestimmtheitsmodell parametrisiert wird, welches die unvermeidbare Abweichung zwischen dem Nominalmodell und dem tatsächlichen Zellverhalten quantifiziert. Für diese Modellbeschreibung wird ein neuer Algorithmus zur Ladezustandsdiagnose entwickelt, der anstelle eines einzelnen (fehlerbehafteten) Wertes für den Ladezustand ein Vertrauensintervall angibt sowie Artefakte im zeitlichen Verlauf des geschätzten Ladezustandes vermeidet. Die Eigenschaften der Ladezustandsschätzung werden an einer Lithium-Ionen-Zelle und einem Einsatzszenario aus dem automobilen Bereich demonstriert.

Abstract

In this paper, a new approach to modeling lithium ion cells is presented. In addition to a model that describes the nominal behavior of the cell, an uncertainty model is parameterized which quantifies the unavoidable difference between the nominal model and the true system behavior. For this model description a new algorithm for state of charge estimation is developed, which provides a confidence interval instead of a single unreliable value for the state of charge and avoids artifacts in the progression of the estimated state of charge over time. The properties of the state of charge estimation are demonstrated on a lithium-ion cell in an automotive application scenario.

1 Einleitung/Aufgabenstellung

Die zuverlässige Bestimmung des Ladezustandes von Batterien ist bei Elektrofahrzeugen vor allem angesichts der im Vergleich mit konventionellen Antrieben geringen Reichweite von großer Bedeutung. Aufgrund der bestehenden Genauigkeitsanforderungen und der modernen Lithium-Ionen-Batterien eigenen nichtlinearen Systemdynamik kommen oft modellbasierte Methoden zur Ladezustandsbestimmung zum Einsatz. Dabei wird eine Beschreibung des elektrischen Verhaltens der Zellen so vorgenommen, dass ein akzeptabler Kompromiss zwischen der

Genauigkeit der modellbasierten Ladezustandsschätzung und der Realisierbarkeit des Algorithmus auf dem Fahrzeugsteuergerät erreicht wird. Aber selbst wenn aufwändige Modelle verwendet werden, ist aufgrund der Komplexität des Verhaltens realer Zellen eine in allen Betriebspunkten genaue Modellierung nicht zu erwarten. Dieser unvermeidbare Modellfehler hat Abweichungen des geschätzten Ladezustands vom tatsächlichen Wert zur Folge, wobei über die Größe des Schätzfehlers meist keine Informationen vorliegen.

Der vorliegende Beitrag stellt einen neuartigen Ansatz zur Ladezustandsschätzung vor, bei dem ein konventionelles Zellmodell als Nominalmodell dient und die Abweichungen zwischen dem Nominalmodell und dem tatsächlichen Zellverhalten durch ein Unbestimmtheitsmodell erfasst werden. Mit dieser erweiterten Beschreibung ist es zum einen möglich, zum geschätzten Ladungsinhalt ein Vertrauensintervall anzugeben, und andererseits können die bei etablierten Schätzalgorithmen auftretenden Artefakte im zeitlichen Verlauf des Ladezustandes, wie z.B. signifikante Veränderungen des Ladezustandes in Ruhephasen, weitestgehend vermieden werden. Die Struktur dieses Modells und des darauf basierenden Algorithmus zur Ladezustandsschätzung unterstützt eine ressourcensparende Implementierung auf Fahrzeugsteuergeräten. Die Vorteile des entwickelten Algorithmus werden anhand einer Lithium-Ionen-Zelle aus dem Automotive-Bereich und einem im Fahrbetrieb eines Elektrofahrzeuges gemessenen Belastungsprofils illustriert.

2 Parametrierung des Zellmodells und Ladezustandsdiagnose

Zur Beschreibung des elektrischen Verhaltens einer einzelnen Zelle wird häufig das in Abb. 1 gezeigte Ersatzschaltbildmodell zugrunde gelegt ([1]). Die in der Zelle gespeicherte Ladung wird durch die Ladung Q des Kondensators C_0 dargestellt. Diese Ladung hat eine Spannung U_0 zur Folge, die als Ruhespannung (OCV) bezeichnet wird und die im Gegensatz zur Klemmenspannung U nicht direkt gemessen werden kann. In Abb. 1 ist anhand eines simulierten Zeitverlaufs veranschaulicht, wie die Klemmenspannung U unter einer pulsformigen Strombelastung von der Ruhespannung U_0 abweicht. Wenn die Parameter des Ersatzschaltbildmodells bekannt sind, kann aus dem zeitlichen Verlauf des Stroms und der Klemmenspannung auf die Ruhespannung und damit auf die gespeicherte Ladung geschlossen werden.

Für die Parametrierung des Modells anhand von Messdaten wird dieses in das in Abb. 2 gezeigte Signalflussbild umgeformt. Sowohl die Ruhespannung U_0 , als auch die Zeitkonstanten

T_i und die Verstärkungen K_i der PT1-Übertragungsglieder sind von der in der Zelle gespeicherten Ladung und von der Zelltemperatur abhängig.

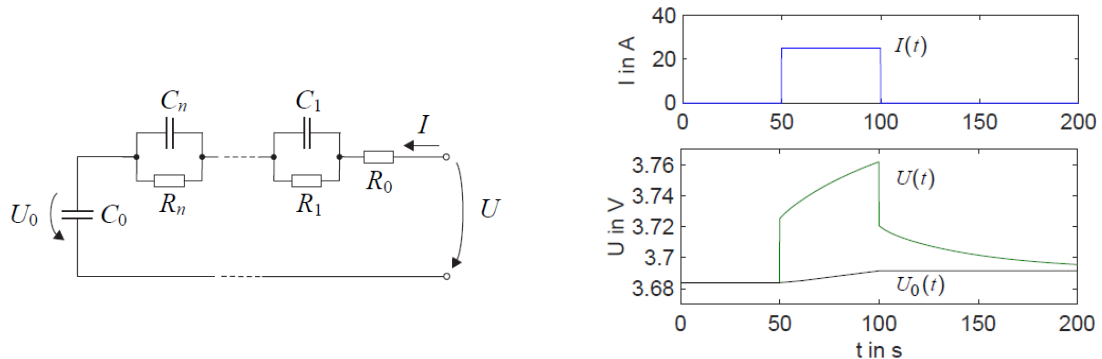


Abb. 1: Elektrisches Ersatzschaltbildmodell einer Zelle mit simulierter Pulsantwort

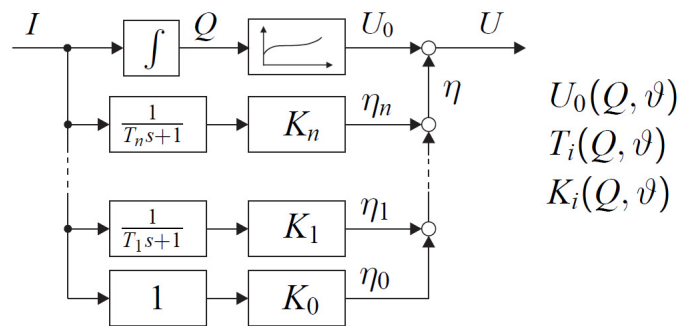


Abb. 2: Signalflussbild einer Zelle

Die Vorgehensweise bei der Modellparametrierung soll im Folgenden erläutert und beispielhaft an einer 24Ah-NMC-Zelle demonstriert werden.

In einem ersten Schritt wird der Zusammenhang zwischen der gespeicherten Ladung Q und der Ruhespannung U_0 bei konstanter Temperatur messtechnisch erfasst. Dazu wird die Zelle mit Strompulsen schrittweise aufgeladen und entladen. Nach jedem Strompuls wird so lange gewartet, bis sich die Klemmenspannung der Ruhespannung weitgehend angenähert hat. Auf diese Weise werden wie in Abb. 3 gezeigt, punktweise obere und untere Schranken für die Ruhespannung ermittelt. Anschließend wird zwischen diese Schranken eine Ruhespannungskennlinie $U_0(Q)$ entweder durch Lösung einer Optimierungsaufgabe oder von Hand eingepasst. Danach werden nacheinander bestimmte Wert des Ladezustandes eingestellt und in einer Klimakammer der interessierende Temperaturbereich durchfahren, womit die Abhängigkeit der

Ruhe-spannung von der Zelltemperatur ermittelt wird (Abb. 4). Die Tatsache, dass diese Abhangigkeit naherungsweise linear ist ([2]), kann zur Verringerung der Anzahl der erforderlichen Temperaturmesspunkte genutzt werden. Im Ergebnis ist die Abhangigkeit der Ruhe-spannung von der Ladung und der Temperatur in Form eines Kennfelds $U_0(Q, \vartheta)$ bekannt.

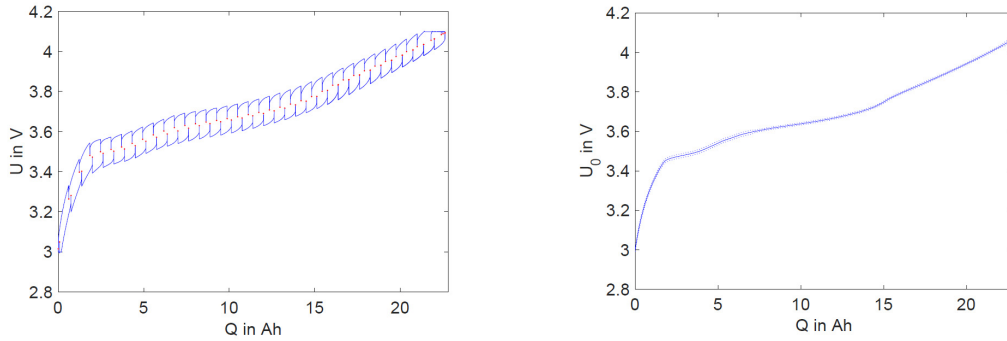


Abb. 3: OCV-Vermessung bei 20°C: Ergebnis der Puls-methode und resultierende OCV

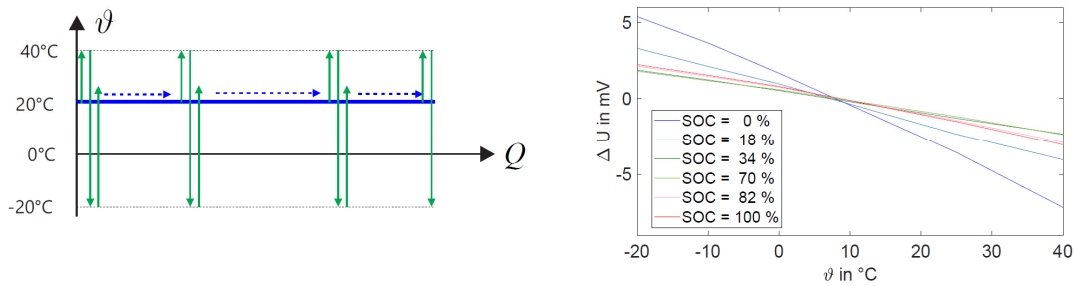


Abb. 4: Vermessung der Veranderung ΔU der OCV in Abhangigkeit der Zelltemperatur

Nachdem die Ruhe-spannungskennlinie bestimmt ist, wird in einem zweiten Schritt die Uber-spannung η modelliert. Mit Blick auf die spatere Verwendung des Zellmodells in einem ressourcensparenden SOC-Schatzalgorithmus wird im Unterschied zur Abb. 2 vereinfachend festgelegt, dass die Abhangigkeit von Q und ϑ allein in den Verstarkungen $K_i(Q, \vartheta)$ bercksichtigt werden soll, wahrend die T_i konstant sind. Die K_i werden durch Kennfelder dargestellt, d.h. es werden Funktionswerte an Stutzstellen (q_j, ϑ_k) hinterlegt, zwischen denen (z.B. linear) interpoliert wird. Auf diese Weise werden die $K_i(Q, \vartheta) = \sum_j \sum_k \alpha_{jk} \kappa_{jk}(Q, \vartheta)$ als Linearkombination von Basisfunktionen $\kappa_{jk}(Q, \vartheta)$ dargestellt und es resultiert das Parameterschatzproblem $\|\tilde{U} - U(\tilde{I}, T_i, \alpha_{jk})\|_2 \rightarrow \min$, bei dem der zu minimierende Modellfehler

gleich der Differenz zwischen der gemessenen Zellspannung \tilde{U} und Modellspannung U ist. Die Modellspannung hängt vom Eingangssignal, d.h. vom gemessenen Zellstrom \tilde{I} , und den Parametern T_i und α_{jk} ab. Während es in diesem Parameterschätzproblem nur wenige Parameter T_i gibt, die nichtlinear in den Modellfehler eingehen, ist die Anzahl der linear eingehenden Parameter α_{jk} deutlich größer. Diese Problemstruktur kann durch spezielle Optimierungsverfahren zur effizienten Parameterschätzung genutzt werden [3].

Von besonderer Bedeutung ist der zur Gewinnung der Messreihen (\tilde{I}, \tilde{U}) eingesetzte Versuchsplan. In vergleichenden Untersuchungen wurde festgestellt, dass die in der Literatur oft angewendeten pulsformigen Stromverläufe zwar ermöglichen, mit relativ kurzen Testreihen einen Einblick in das Überspannungsverhalten über dem relevanten SOC- und Temperaturbereich zu erhalten ([4]), jedoch sind höhere Modellgenauigkeiten bezogen auf den Anwendungszweck erreichbar, wenn das im Versuchsplan verwendete Stromprofil eine hohe Ähnlichkeit mit dem vorgesehenen Einsatzfall aufweist. Daher wird hier ein Versuchsplan eingesetzt, der ausschließlich Stromprofile aus einem realen Fahrbetrieb eines Elektrofahrzeuges verwendet, welche durch die erforderlichen Ladephasen und durch (z.B. Nacht-) Ruhephasen unterbrochen werden.

Das gewonnene Modell bildet die Grundlage für Verfahren zur Ladezustandsschätzung. Etablierte Verfahren sind ([5])

- die Kombination einer Stromintegration $Q(t) = \int_0^t I(\tau) d\tau + Q(0)$ in Belastungsphasen mit einem Abgleich auf die Ruhespannungskennlinie durch $Q(t) = U_0^{-1}(U(t))$ in Ruhephasen (nachfolgend als Referenzalgorithmus bezeichnet) und
- der Einsatz eines Kalman-Filters.

Der Referenzalgorithmus benötigt als Modellkenntnis nur die Ruhespannungskennlinie und ein Kriterium zum Erkennen des Ruhezustands. Zwar ist der Rechenaufwand beim Referenzalgorithmus sehr gering, jedoch steht dem der Nachteil eines akkumulierenden Schätzfehlers in Belastungsphasen gegenüber, der vom unvermeidbaren Offset in der Strommessung verursacht wird. Dieser Algorithmus ist daher nur brauchbar, wenn es häufig genug ausreichend lange Ruhephasen gibt, in denen wieder ein Abgleich auf die Ruhespannungskennlinie erfolgen kann.

Das Kalman-Filter verwendet zu jedem Zeitpunkt sowohl den Strom- als auch den Spannungsmesswert zur Berechnung des Ladezustands der Zelle und liefert damit potentiell bessere Ergebnisse. Allerdings ist der Rechenaufwand deutlich höher und es wird ein ausreichend genaues Überspannungsmodell benötigt.

In Abb. 5 sind beide Verfahren anhand eines Fahrzyklus veranschaulicht. Dieser Fahrzyklus hat eine Gesamtdauer von 47 Stunden, von denen die letzten 10 Stunden gezeigt sind. Ab $t = 36.8$ h beginnt eine ca. zweistündige Ruhephase, in der der Referenzalgorithmus nach einer fest eingestellten Wartezeit von 30 min davon ausgeht, dass die Zelle einen Ruhezustand erreicht hat und den Ladezustand anhand der gemessenen Klemmenspannung auf den Wert von 11.5 Ah setzt. Bei $t = 38.6$ h beginnt wieder ein Fahrabschnitt, in dem der Referenzalgorithmus auf die Stromintegration umschaltet. Am Ende des Fahrabschnittes und einer Wartezeit von 30 min wird bei $t = 40.2$ h der Wert der Stromintegration verworfen und der Ladezustand wieder auf Basis der Klemmenspannung berechnet. Dabei fällt der angezeigte Ladezustand sprunghaft um fast 2 Ah. Das Kalman-Filter hingegen korrigiert permanent den berechneten Ladungsinhalt, damit ist der Verlauf frei von Sprüngen im Ladezustand, allerdings sieht man in der Ruhephase ab $t = 41.8$ h eine stetige Veränderung des berechneten Ladungsinhaltes über mehrere Stunden.

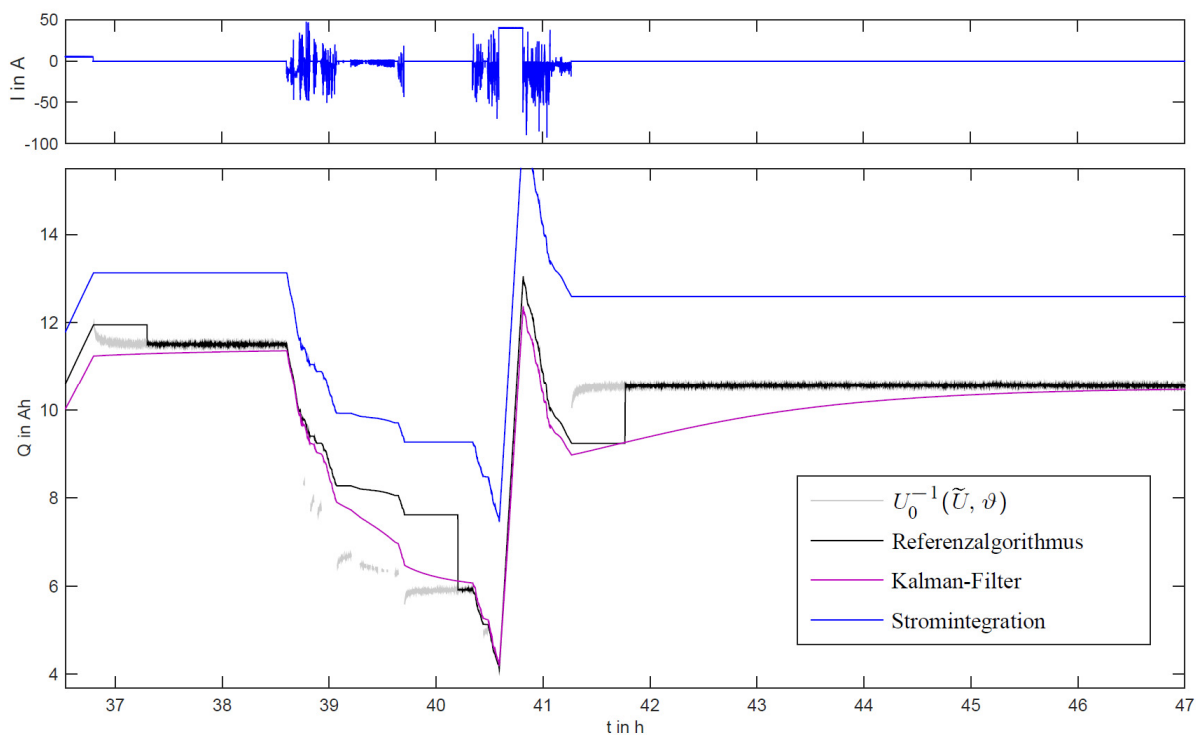


Abb. 5: Vergleich der \hat{Q} -Schätzwerte von Stromintegration, Referenzalgorithmus und Kalman-Filter

Die Ursache für diese Sprünge und das „Nachziehen“ des berechneten Ladezustandes liegt in den unvermeidlichen Abweichungen zwischen dem Modell und dem Verhalten der realen Zelle. Die adäquate Berücksichtigung dieser Abweichungen zur verbesserten Ladezustandsschätzung wird im folgenden Abschnitt beschrieben.

3 Ladezustandsdiagnose unter Modellunbestimmtheiten

Wenn aufgrund von strukturellen Unterschieden signifikante Unterschiede im Verhalten des Modells und des Originalsystems vorliegen, so besteht ein aus der robusten Regelung bekannter Ansatz darin, die Differenz im Ein-/Ausgangsverhalten von Modell und Originalsystem durch ein Unbestimmtheitsmodell nach oben abzuschätzen und eine dynamische Rückführung (welche hier in Form eines modellbasierten Ladezustandsschätzers auftritt) für den Worst Case auszulegen ([6]).

Damit übernimmt das bisherige Zellmodell die Rolle eines Nominalmodells. Das parallel geschaltete Unbestimmtheitsmodell liefert eine Spannung ΔU , welche eine obere Schranke für die Abweichung des Nominalmodells von der realen Zelle darstellt (Abb. 6). Durch den Faktor β_0 wird eine konstante Unbestimmtheit eingebracht, β_1 gewichtet Unbestimmtheiten, die proportional zum Strom mit einer zeitlichen Verzögerung auftreten und über den mit β_m gewichteten Pfad werden kurzzeitige Unbestimmtheiten infolge von Stromsprüngen berücksichtigt. Analog zur Struktur der mit β_1 bzw. β_m gewichteten Pfade gibt es weitere Pfade, in denen PT1- und DT1-Übertragungsglieder mit unterschiedlichen Zeitkonstanten verwendet werden.

Zum gegebenen Nominalmodell wird das Unbestimmtheitsmodell dann so parametrisiert, dass $|\tilde{U} - U| \leq \Delta U$ gilt und $\|\Delta U\|$ minimal ist. Wie die Verstärkungen $K_i = K_i(Q, \vartheta)$ werden auch die $\beta_i = \beta_i(Q, \vartheta)$ durch Kennfelder dargestellt, so dass die Parametrierung des Unbestimmtheitsmodells je nach verwendeter Norm letztlich auf ein lineares oder quadratisches Optimierungsproblem führt.

Setzt man nun $U = U_0 + \eta$ in die Ungleichung $|\tilde{U} - U| \leq \Delta U$ ein, so kann die Unbestimmtheit ΔU in der Spannung mit Hilfe der inversen Ruhespannungskennlinie $U_0^{-1}(\cdot, \vartheta)$ in eine untere und eine obere Schranke für den Ladezustand Q zurückgerechnet werden

$$\underline{Q} := U_0^{-1}(\tilde{U} - \eta - \Delta U, \vartheta) \leq Q \leq U_0^{-1}(\tilde{U} - \eta + \Delta U, \vartheta) =: \bar{Q}.$$

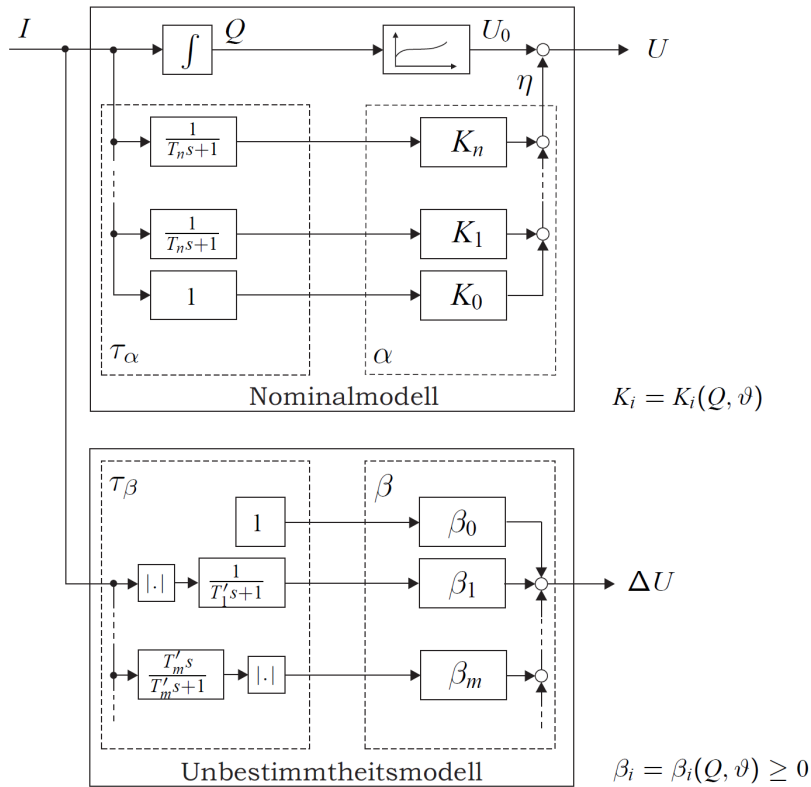


Abb. 6: Erweitertes Zellmodell zur Beschreibung des Nominalverhaltens und dessen Unbestimmtheit

In Abb. 7 ist anhand einer Simulation für einen Strompuls dargestellt, wie die Schranken $U \pm \Delta U$ die gemessene Klemmenspannung \tilde{U} und die Schranken \underline{Q} und \bar{Q} den durch Stromintegration berechneten Ladezustand umschließen. Ein geschätzter Ladezustand \hat{Q} steht demnach genau dann nicht im Widerspruch zum Modell, wenn er im Intervall $[\underline{Q}(t), \bar{Q}(t)]$ liegt. Dieser Sachverhalt wird im nachfolgenden Algorithmus zur Korrektur des Wertes einer Stromintegration genutzt.

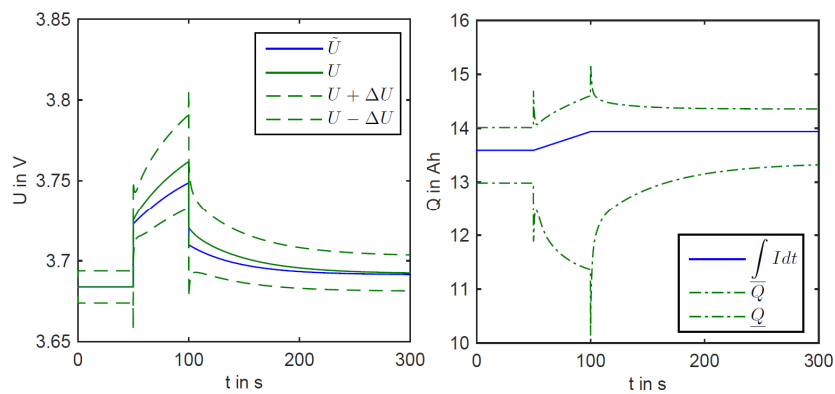


Abb. 7: Schranken für die Klemmenspannung und resultierende Schranken für den Ladezustand

In Abb. 8 ist der entwickelte DSOC-Algorithmus zur Schätzung des Ladezustands für ein Zellmodell mit Unbestimmtheiten gezeigt, wobei die Bezeichnungen für die dynamischen Übertragungsglieder τ_α und τ_β sowie die Verstärkungen α und β aus Abb. 6 übernommen sind. Von der gemessenen Klemmenspannung \tilde{U} der Zelle wird die Überspannung η subtrahiert, womit man einen Schätzwert der Ruhespannung erhält. Die Ungenauigkeit dieses Schätzwertes ΔU wird zum Schätzwert addiert bzw. subtrahiert und man erhält eine gesicherte obere Schranke \bar{U}_0 und untere Schranke \underline{U}_0 für die Ruhespannung. Über die inverse Ruhespannungskennlinie $U_0^{-1}(\cdot, \vartheta)$ erhält man schließlich eine obere und eine untere Schranke für die Ladung der Zelle. Im unteren Teil der Abb. 8 ist die Integration des Stromes zum Schätzwert \hat{Q} unter Begrenzung auf die Schranken \underline{Q} und \bar{Q} zu erkennen, d.h. dieser Block arbeitet nur solange als Integrator, wie das Ausgangssignal \hat{Q} zwischen diesen Schranken liegt. Falls die Stromintegration einen Wert \hat{Q} liefert, welcher das Intervall $[\underline{Q}, \bar{Q}]$ verlassen würde, so wird \hat{Q} an der betreffenden Schranke „festgehalten“.

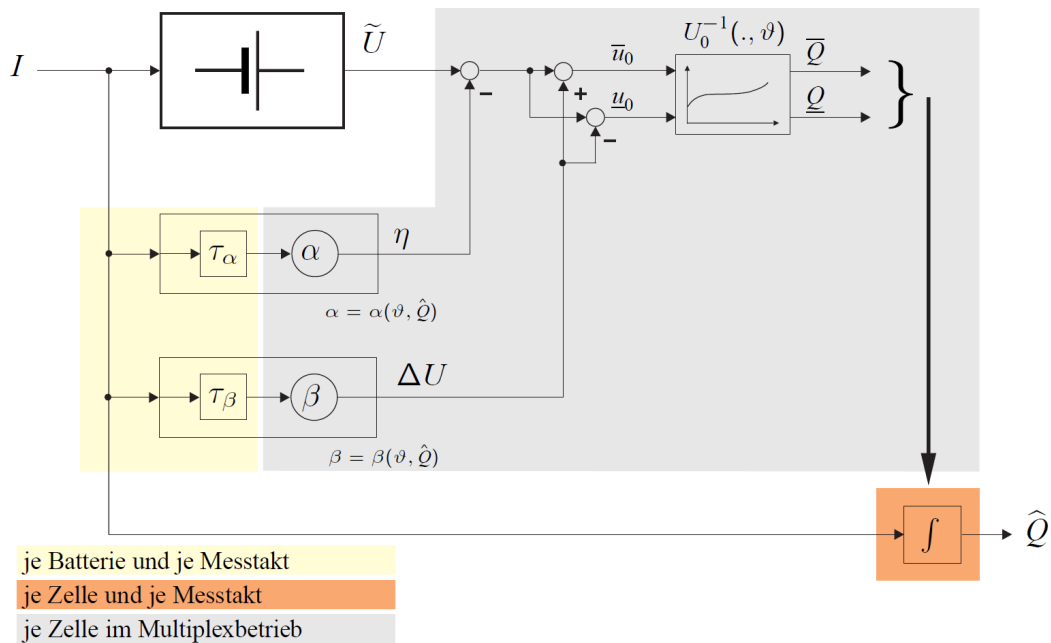


Abb. 8: Signalflussplan des DSOC-Algorithmus

In Abb. 9 ist die Anwendung des DSOC-Algorithmus auf den bereits in Abb. 5 gezeigten Fahrzyklus gezeigt. In den Zeitpunkten, in denen bei Fortsetzung der Stromintegration der Verlauf

des Schätzwertes $\hat{Q}(t)$ die Intervallgrenzen $[\underline{Q}(t), \bar{Q}(t)]$ verletzen würde und daher auf das Intervall $[\underline{Q}(t), \bar{Q}(t)]$ begrenzt wird, sind die korrigierten Werte von $\hat{Q}(t)$ rot punktiert hervorgehoben.

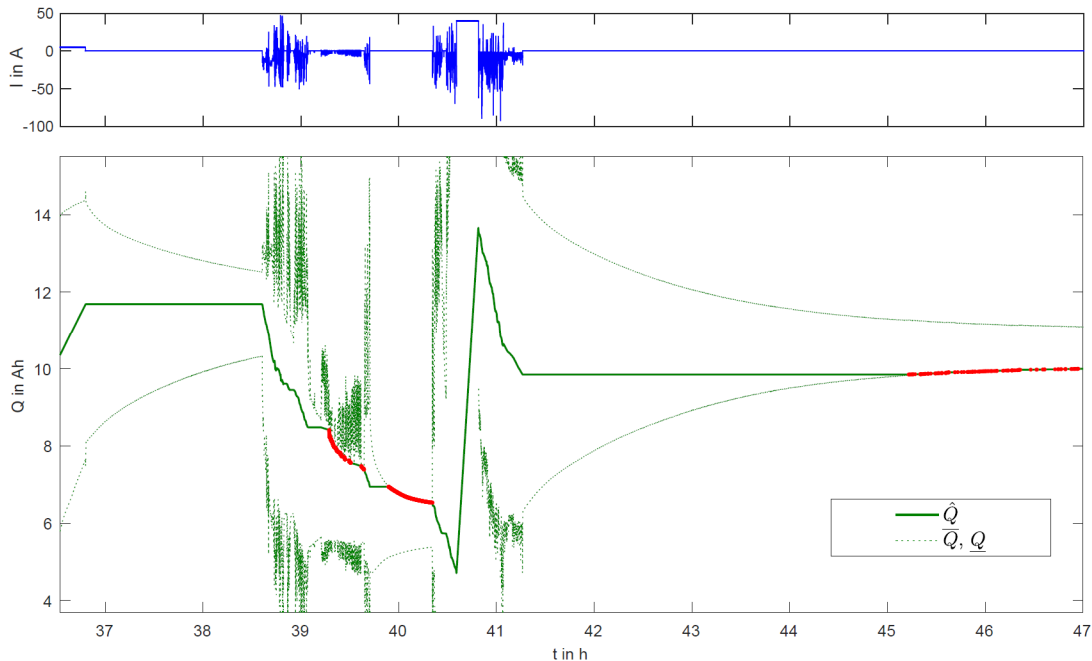


Abb. 9: Korrektur des Schätzwertes \hat{Q} auf das Intervall $[\underline{Q}(t), \bar{Q}(t)]$ beim DSOC-Algorithmus

Der resultierende zeitliche Verlauf des Schätzwertes $\hat{Q}(t)$ beim DSOC-Algorithmus ist in Abb. 10 den Schätzwerten des Referenzalgorithmus und des Kalman-Filters gegenübergestellt. Ähnlich dem Kalman-Filter werden beim DSOC-Algorithmus Sprünge im geschätzten Ladezustand vermieden. Größere Unterschiede sind ab $t = 41.8$ h zu erkennen: Der berechnete Ladezustand wird beim DSOC-Algorithmus in der Ruhephase kaum noch verändert, es gibt keinen Sprung wie beim Referenzalgorithmus und gegenüber dem Kalman-Filter nur ein geringes Nachziehen des Schätzwertes. Dies ist darin begründet, dass $\hat{Q}(t)$ beim DSOC-Algorithmus nur soweit korrigiert wird, dass dieser Wert den Modellinformationen nicht widerspricht, d.h. die Korrektur erfolgt nur soweit, dass $\hat{Q}(t)$ in das in Abb. 9 gezeigte Intervall $[\underline{Q}(t), \bar{Q}(t)]$ geführt wird. Der Referenzalgorithmus und das Kalman-Filter geben letztlich stets die Mitte des Intervalls $[\underline{Q}(t), \bar{Q}(t)]$ als Schätzwert aus. Dies ist jedoch lediglich ein spezieller Wert aus

$[\underline{Q}(t), \bar{Q}(t)]$, der in keinem Sinne „besser“ als ein beliebiger anderer Wert aus diesem Intervall ist. Abhängig vom Anwendungsfall, kann z.B. auch die untere Schranke \underline{Q} die relevante Information tragen, z.B. wenn (im Ruhezustand) eine garantierte Ladung der Zelle ermittelt werden soll.

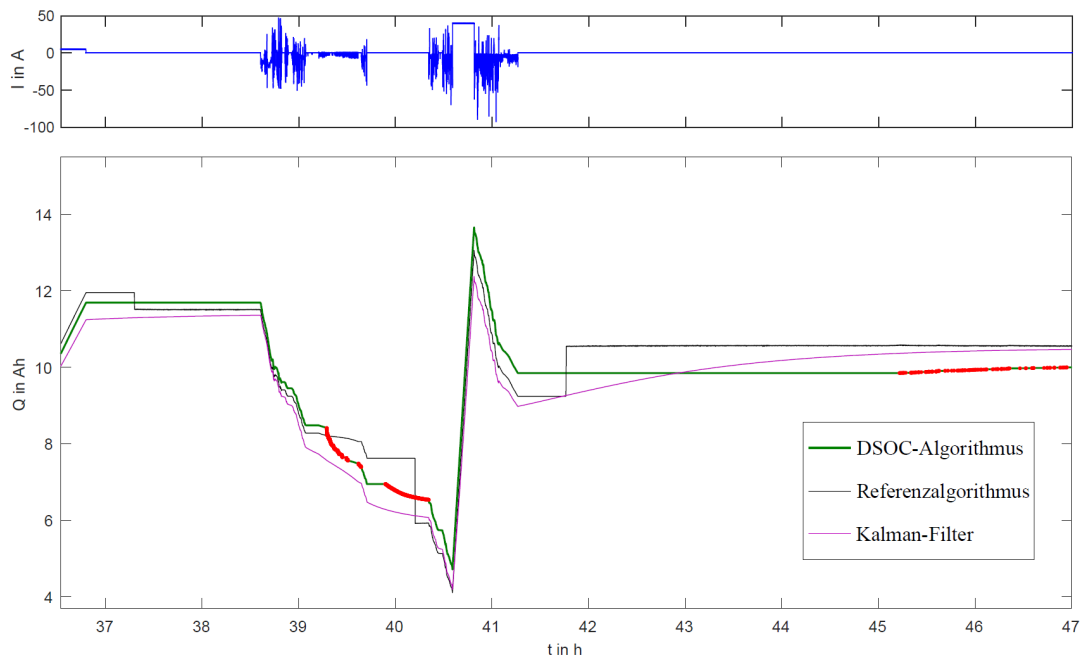


Abb. 10: Vergleich des DSOC-Algorithmus mit dem Referenzalgorithmus und dem Kalman-Filter

Abschließend soll die vorteilhafte Implementierung und Ausführung der Rechenschritte des DSOC-Algorithmus bei der Anwendung auf eine Reihenschaltung von Zellen anhand des Signalflussplans in Abb. 8 diskutiert werden. Die Integration des Stromes zum Ladezustand einer Zelle muss für jede Zelle individuell erfolgen. Der Rechenaufwand ist mit einer Summation je Zelle und je Takt gering und hinsichtlich des Speicheraufwands wird ein Speicherplatz je Zelle benötigt. Die Ausgangssignale der dynamischen Übertragungsglieder in den Blöcken τ_α und τ_β sind nur vom zeitlichen Verlauf des Stroms abhängig und da dieser für alle Zellen einer Reihenschaltung identisch ist, ist der dabei erforderliche Rechen- und Speicheraufwand bei Batteriesystemen in Elektrofahrzeugen, mit typischerweise 100 oder mehr Zellen in der Reihenschaltung, vernachlässigbar. Der hauptsächliche Rechenaufwand steckt in der Bestimmung der Schranken \underline{Q} und \bar{Q} , zu deren Berechnung die Kennfelder α und β sowie die inverse Ruhespannungskennlinie ausgewertet werden müssen und anschließend erforderlichenfalls der

Wert \hat{Q} korrigiert, d.h. auf $[\underline{Q}, \bar{Q}]$ beschränkt, werden muss. Da diese Korrekturen – unter Inkaufnahme einer gewissen Ungenauigkeit – nicht in jedem Zeitschritt und für jede Zelle erfolgen müssen, kann hier anders als beim Kalman-Filter, dessen Berechnungsschritte in jedem Takt ausgeführt werden müssen, die Zahl der Korrekturschritte an die aktuell verfügbare Rechenleistung angepasst werden. So ist es z.B. möglich, für kritische Zellen, das sind u.a. Zellen, deren Ladezustand aufgrund nicht ausreichender Balancierung im Batteriesystem am geringsten ist, die Korrekturschritte häufiger auszuführen als für die restlichen Zellen.

4 Zusammenfassung

In diesem Beitrag wurde eine Vorgehensweise beschrieben, mit der zu einem (Nominal-) Modell einer Lithium-Ionen-Zelle ein Unbestimmtheitsmodell parametrisiert werden kann, das die Abweichung zwischen dem Ein-/Ausgangsverhalten der Zelle und dem Nominalmodell mit geringer Konservativität überdeckt. Das resultierende erweiterte Modell bildet die Basis für einen neu entwickelten Algorithmus zur Ladezustandsdiagnose, bei dem die Unbestimmtheit in der Kenntnis des Zellverhaltens genutzt wird, um ausschließlich vom gesicherten Wissen ausgehend Korrekturen am Verlauf des durch Stromintegration berechneten Schätzwertes vorzunehmen. Während bei Algorithmen, welche nur Informationen eines Nominalmodells verwenden, Korrekturen auftreten, die aus dem Zellverhalten nicht erklärbar sind, z.B. sprungförmige oder länger andauernde signifikante Korrekturen des Ladezustandes in Ruhephasen, zeichnet sich der entwickelte DSOC-Algorithmus durch einen konsistenten Verlauf des geschätzten Ladezustandes aus, bei dem im Vergleich zu anderen Verfahren nur die begründete Korrekturen erfolgen. Während ein Kalman-Filter nur eine statistische Information über die Verlässlichkeit des geschätzten Ladezustandes erarbeitet, liefert der DSOC-Algorithmus eine gesicherte Information über die Unbestimmtheit des Schätzwertes (Abschätzung des Worst Case). Ähnlich dem Kalman-Filter erfolgt eine Anpassung des Ladezustandes bereits in Belastungsphasen. Vorteilhaft ist beim DSOC-Algorithmus die beim Einsatz in Reihenschaltungen gegenüber dem Kalman-Filter effizientere Berechnung der Ladezustände der einzelnen Zellen.

5 Literatur

- [1] Ravishankar Rao ; Vrudhula, S. ; Rakhmatov, D. N.: Battery modeling for energy aware system design. In: Computer 36, Nr. 12, pp. 77–87, 2003.

- [2] Reynier, Y. F., Yazamia, R., Fultz, B.: Thermodynamics of Lithium Intercalation into Graphites and Disordered Carbons. *Journal of The Electrochemical Society*, 151 (3) A422-A426, 2004.
- [3] Golub, G. H.; Pereyra, V.: Separable nonlinear least squares: The variable projection method and its applications. In: *Inverse Problems*, Vol.19, pp. 1-26, 2002.
- [4] Fotouhi, A.; Propp, K.; Auger, D.: Electric vehicle battery model identification and state of charge estimation in real world driving cycles. *7th Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEEC)*, 2015.
- [5] Hannan, M.A.; Lipu, M.S.H.; Hussain, A.; Mohamed, A.: A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications: Challenges and recommendations. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 78, pp. 834–854, 2017.
- [6] Zhou, K., Doyle, J.C., Glover, K.: *Robust and optimal control*. Prentice-Hall, 1996.