

Zustandsbasierte Prozessstopps zur Effizienzsteigerung in der Batteriezellfertigung

Intelligenter Batch-Mischprozess von Anodenpasten

S. Oberdiek, L. Jalowy, F. Gonzalez Vazquez

ZUSAMMENFASSUNG Die Untersuchung bildet die Grundlage zur Optimierung des Batch-Mischprozesses in der Batteriezellfertigung. Durch die erfassten Daten kann ein eindeutiger Zusammenhang zwischen der Energieaufnahme der Batch-Mischanlage und der Viskosität der Elektrodenpaste hergestellt werden. Auf Basis dieser Erkenntnisse können bestehende Anlagen zukünftig kostengünstig aufgerüstet, der Viskositätsverlauf bei der Pastenherstellung inline überwacht und ein zustandsbasierter Prozessstopp implementiert werden.

STICHWÖRTER

Batteriefertigung, Energieeffizienz, Messen/Steuern/Regeln

Smart batch mixing process for anode pastes – Condition-based process stops to increase efficiency in battery cell production

ABSTRACT This study serves as a basis for optimizing the batch mixing process in battery cell production. Based on the data collected, a clear correlation can be established between the energy consumption of the batch mixing unit and the viscosity of the electrode paste. These findings enable to cost-effectively upgrade existing equipment in the field in the future, establish inline viscosity monitoring, and implement a condition-based process stop.

1 Einleitung

Lithium-Ionen-Batterien (LIB) haben sich als Schlüsseltechnologie für die Energiewende etabliert, da sie eine zentrale Rolle in Elektrofahrzeugen, tragbaren elektronischen Geräten und für die Integration erneuerbarer Energien und in stationären Energiespeichern spielen. Ihre hohe Energiedichte, also die Menge an Energie, die pro Masse- oder Volumeneinheit gespeichert werden kann, erlaubt eine kompakte und vergleichsweise leichte Bauweise. Somit eignen sich LIB besonders gut für mobile Anwendungen wie Elektrofahrzeuge, tragbare Geräte und stationäre Energiespeichersysteme [1]. Dadurch steigt auch die Bedeutung einer effizienten, reproduzierbaren Fertigung, vor allem im Bereich der Elektrodenherstellung, die maßgeblich die Leistungsfähigkeit und Lebensdauer der Zellen bestimmt. Die Herstellung von LIB birgt aber aufgrund ihrer komplexen Prozesse und multivariaten Zusammenhänge große Herausforderungen [2]. Besonderes Augenmerk muss dabei auf die Herstellung der Anodenpasten gerichtet werden, denn gerade hier kommt es infolge der schwierigen Benetzung und Stabilisierung der kohlenstoffbasierten Partikel oftmals zu prozessbeeinflussenden Qualitätsmängeln.

Die Fertigung einer Lithium-Ionen-Batterie zelle umfasst mehrere aufeinanderfolgende Hauptprozessschritte: Elektrodenfertigung, Zell-Assemblierung und Zell-Finishing. Die Elektrodenproduktion (Anode und Kathode) beginnt mit der Herstellung einer Paste – auch Slurry genannt – bestehend aus Aktivmaterial, Leitadditiv, Bindemittel und Lösemittel [3]. In dieser Arbeit wird der Begriff Mischprozess als Oberbegriff für alle verfahrenstechnischen Schritte zur Herstellung der Anodenpaste verwendet. Innerhalb dieses Gesamtprozesses stellt die Dispergierung einen

zentralen Teilprozess dar. Dabei werden Feststoffpartikel im flüssigen Medium homogen verteilt, benetzt und unter Einwirkung hoher Scherkräfte Agglomerate aufgebrochen [4]. Eine effektive Dispergierung gewährleistet eine gleichmäßige Verteilung dieser Komponenten in der Paste und ist somit entscheidend für die Homogenität der beschichteten Elektrode sowie für die spätere Zellperformance. Sie beeinflusst dabei zentrale Pasteneigenschaften wie die Partikelgrößenverteilung, Viskosität und Stabilität, die wiederum die Elektrodenmorphologie, Beschichtungsqualität und letztlich die Batterieleistung bestimmen [4, 5].

In der industriellen Praxis werden Anoden- und Kathodenpasten für Lithium-Ionen-Batterien meist in Batch-Mischprozessen hergestellt. Typischerweise werden Batch-Mischer wie Dissolver oder Planetenmischer eingesetzt, um die einzelnen Komponenten zu mischen und so eine homogene Slurry sowohl im Labor- als auch im Industriemaßstab zu erzeugen [6]. Die rheologischen Eigenschaften der Paste, vor allem die Viskosität, verändern sich dabei zeitlich abhängig von Mischdauer, Scherrate und Materialzusammensetzung [7, 8]. Die Viskosität ist somit eine zentrale Prozessgröße, da sie sowohl die Dispergierbarkeit der Paste als auch die Beschichtung der Elektrode in Bezug auf die Applikation, Schichtdicke und Homogenität maßgeblich beeinflusst [4, 8].

Eine Möglichkeit, den Fortschritt der Dispergierung sowie die Qualität und Homogenität der Paste zu überwachen, ist die Messung der Viskosität. Diese kann entweder direkt im Prozess mithilfe von Inline-Messgeräten (wie Inline-Viskosimeter) bestimmt werden oder durch zeitweises Anhalten des Prozesses und Entnahme einer Probe zur Offline-Charakterisierung (zum Beispiel mittels Rheometer). Der Vorteil der Inline-Messung liegt in der Echtzeit-Analyse: Die Viskosität der Paste kann kontinuierlich

überwacht werden, ohne dass der Prozess unterbrochen werden muss. Abweichungen vom Sollbereich lassen sich sofort erkennen, sodass direkt Gegenmaßnahmen ergriffen oder der Prozess bei Erreichen der Zielviskosität beendet werden kann.

In vielen bestehenden Batch-Mischanlagen besteht aber keine Möglichkeit zur kontinuierlichen Inline-Messung der Viskosität. Der notwendige Bauraum für entsprechende Sensortechnik ist oft nicht vorhanden und eine Nachrüstung ist aus konstruktiven oder wirtschaftlichen Gründen meist nicht realisierbar. In der industriellen Praxis basieren die Mischzeiten und Prozessparameter daher vielfach auf Erfahrungswerten, sodass potenzielle Zeitreserven im Mischprozess nicht gezielt genutzt werden und die Paste unter Umständen über den nötigen Homogenitätsgrad hinaus gemischt wird. Abweichungen der Viskosität können in diesem Fall erst nach der Probenentnahme und anschließender Offline-Analyse erkannt werden, wodurch eine unmittelbare Anpassung des laufenden Prozesses nicht möglich ist.

Da eine Integration von Inline-Sensorik in den Batch-Mischprozess aus oben genannten Gründen nicht möglich ist, wird in der vorliegenden Arbeit ein alternatives, indirektes Messverfahren untersucht. Folglich ist Ziel dieser Arbeit, experimentell zu untersuchen, ob sich aus den aufgezeichneten Stromdaten valide Rückschlüsse auf die zeitliche Entwicklung der Viskosität im Batch-Mischprozess von Anodenpasten ziehen lassen und ob dieser Zusammenhang zur indirekten Prozessüberwachung genutzt werden kann. Auf dieser Grundlage ließe sich unter Berücksichtigung der Ziel-Viskosität ein zustandsbasierter Prozessstopp implementieren, der den Produktionsprozess frühzeitig beendet. Dadurch könnten Mischzeiten reduziert, die Durchlaufzeiten verkürzt und zusätzliche Produktionskapazitäten erschlossen werden, ohne die Qualität der Paste zu beeinträchtigen. Langfristig könnte ein kostengünstiges System entwickelt werden, um damit bestehende Anlagen im Feld nachzurüsten und einen wesentlichen Beitrag zur Effizienzsteigerung in der Batteriezellfertigung zu leisten.

2 Verwandte Arbeiten

In verschiedenen Anwendungsfeldern der Prozesstechnik wurden in den vergangenen Jahren Ansätze entwickelt, die zeigen, dass mechanische und elektrische Leistungsgrößen eine aussagekräftige Informationsquelle zur Beschreibung von Mischprozessen darstellen. Diese Arbeiten – darunter *Wang et al.* [9], *Cunningham et al.* [10] und *Aljaafreh* [11] – bilden einen methodischen Bezugsrahmen für die vorliegende Untersuchung und verdeutlichen die branchenübergreifende Relevanz leistungsbasierter Ansätze zur Charakterisierung von Mischprozessen. Einen grundlegenden physikalischen Rahmen liefern Studien zum Zusammenhang zwischen Rheologie, Mischenergie und Leistungsaufnahme.

Im Kontext nicht-newtonscher Fluide untersuchten *Wang et al.* [9] den Zusammenhang zwischen Mischaufwand, Leistungsaufnahme und Mischverhalten. Mittels numerischer Simulationen wurde der Einfluss pseudoplastischer Fließeigenschaften auf Leistungsbedarf und Mischzeit in Rührsystemen analysiert. Die Ergebnisse zeigen, dass Änderungen der Viskosität und des rheologischen Verhaltens unmittelbar in veränderten Leistungs- und Energiekennwerten sichtbar werden. Damit unterstreichen die Befunde die Eignung leistungs- und energiebasierter Größen als prozessnahe Indikatoren zur Beschreibung des Zustands viskoser Medien während des Mischens.

Mechanische Prozesssignale, insbesondere Drehmoment- und Drehzahldaten, wurden gezielt zur indirekten Charakterisierung des Mischzustands von *Cunningham et al.* [10] untersucht. In der Studie wurden Rührprozesse mit teilweise gefüllten Behältern analysiert. Dabei wurden die gemessenen Drehmoment-Daten mit offline ermittelten rheologischen Referenzmessungen kombiniert, um die scheinbare Viskosität und Scherrate abzuschätzen. Bei vollständig gefüllten Rührbehältern erlaubten die angewandten Methoden eine zuverlässige Abschätzung der Rheologie und des Mischzustands, während bei Teilfüllständen nichtlineare Effekte, wie Wirbelbildung und veränderte Fluid-Impeller-Kontakte, die Genauigkeit der Ableitungen einschränkten. Die Ergebnisse zeigen, dass solche Signale als Grundlage für datenbasierte Modelle zur prädiktiven Prozessüberwachung dienen können.

Darüber hinaus existieren Ansätze zur automatisierten Überwachung von Rühr- und Mischprozessen unter Verwendung elektrischer Sensorik in anderen Industriezweigen wie der Lebensmitteltechnik. *Aljaafreh* [11] beschreibt, wie der Stromverbrauch eines Mischsystems als Indikator für den Prozessfortschritt genutzt werden kann. Dabei werden aktuelle Strommessungen datenbasiert in Steuerungsalgorithmen eingebunden, um den optimalen Mischzeitpunkt zu bestimmen. Diese Arbeiten zeigen exemplarisch, dass elektrische Signale wie Strom und Leistung nicht nur zur energetischen Effizienzbewertung, sondern auch zur funktionalen Beschreibung des Mischzustands und zur Prozessführung herangezogen werden können [11].

Neben Forschungsergebnissen aus verwandten Domänen rund um Mischprozesse werden diese Prozesse auch in der Batteriezellfertigung näher betrachtet und bieten dort zusätzliche Optimierungspotentiale. So nutzten *Lombardo et al.* [12] eine Kombination aus Simulations- und Experimentaldaten zur Prognose von Leistung, Haltbarkeit und Kosten von Lithium-Ionen-Batterien. Ziel war es, mithilfe des entwickelten Algorithmus ein schnelleres Screening der Herstellbedingungen von Slurries zu ermöglichen und dadurch die Produkt- und Prozessentwicklung zu beschleunigen.

Basierend auf Rezeptur- und Herstellungsdaten entwickelten *Drakopoulos et al.* [13] ein Machine-Learning-Modell mit dem sowohl die Rezepturgestaltung als auch Prozessparameter optimiert werden konnten. Als Inputvariablen verwendeten die Autoren unter anderem Slurry-Zusammensetzungen, Mischprotokolle, Beschichtungsgeschwindigkeiten und Trocknungstemperaturen. Das entwickelte Modell war daraufhin in der Lage, einen Initialprozess zur Herstellung dicker Elektroden auf Graphitbasis auszuwählen. Mit dem Ziel, die Viskosität von Slurries sequenzieller Chargen während der Pilotproduktion vorherzusagen, setzten *El-Dalahmeh et al.* [14] ebenfalls Machine-Learning-Modelle ein. Die Datenbasis für die erstellten Modelle bildeten etwa Dispergiermitteltypen und -anteile, Feststoffgehalte sowie die im Anschluss an die Herstellung gemessenen Viskositäten bei unterschiedlichen Scherraten von zwei Materialchargen. Mithilfe von Transfer Learning wurden Chargenschwankungen abgefangen und die Aufwände für das Training der Vorhersagemodelle reduziert.

Zusammenfassend zeigen diese methodischen Ansätze, dass die kontinuierliche Erfassung elektrischer Leistungs- und Energiesignale, ergänzt durch offline gemessene physikalische Größen wie die Viskosität, ein effektiver und direkt prozessbezogener Weg zur Überwachung von Mischprozessen ist – sowohl in gängigen industriellen Verfahren als auch in Spezialanwendungen

wie der Herstellung von Batteriepasten. Der Grundansatz, elektrische Messdaten mit offline gemessenen Materialeigenschaften zu kombinieren, stellt somit eine vielversprechende Ausgangslage dar. Die hier zusammengefassten Untersuchungen haben jedoch entweder keinen Bezug zur Batteriezellherstellung oder konzentrieren sich auf andere Optimierungen im Fertigungsprozess, wie beispielsweise die Vorhersage von Kosten und Haltbarkeit fertiger Batteriezellen. Das nachfolgend beschriebene methodische Vorgehen versucht erstmals anhand des oben genannten Grundansatzes die Mischzeit in der Batteriezellherstellung zu optimieren. Besonderes Augenmerk liegt dabei auf der Integrationsfähigkeit des Ansatzes in bestehende Anlagen sowie auf der praktischen Anwendbarkeit für Fachpersonal in der Industrie.

3 Methodisches Vorgehen

Der methodische Ansatz dieser Arbeit basiert auf der kontinuierlichen Messung und Aufzeichnung der elektrischen Leistungsaufnahme des Mixers während des Mischprozesses. Parallel dazu werden zu definierten Zeitpunkten Pastenproben entnommen und offline mittels Rheometer auf ihre Viskosität hin analysiert. Dieser Ablauf wird für mehrere Batches an der untersuchten Mischanlage wiederholt, um eine belastbare Datengrundlage zu generieren. Da die Leistungsaufnahme eines Mixers maßgeblich vom Strömungswiderstand des Mediums abhängt, der wiederum durch die rheologischen Eigenschaften der Paste bestimmt wird, ist davon auszugehen, dass eine Korrelation zwischen Stromaufnahme und Viskosität besteht [10].

Ausgangspunkt ist der Batch-Mischprozess von Lithium-Ionen-Batterie-Slurries, in dem zunächst die Graphitpaste hergestellt wird. Die Produktion der Graphitpaste erfolgt in mehreren definierten Teilschritten: Zunächst wird eine wässrige Carboxymethylcellulose (CMC)-Binderlösung angesetzt, die als Dispergiermedium dient. In die CMC-Binderlösung wird anschließend das Leitadditiv (Carbon Black) eingearbeitet. Im nächsten Schritt erfolgt die Zugabe und Dispergierung des Graphitpulvers, wobei Leitadditiv- und Aktivmaterialagglomerate durch hohe Scherkräfte aufgebrochen werden [4]. Als letzte Komponente wird eine Styrol-Butadien-Kautschuk-Lösung (SBR) zugegeben. Da SBR ein scherempfindliches Material ist [15], findet in diesem Pro-

zessschritt nur ein Einrühren der SBR-Lösung bei niedrigeren Drehzahlen, jedoch keine weitere Dispergierung statt. Der für die Pastenviskosität entscheidende Prozessschritt ist somit die Dispergierung der Graphitpaste. Außerdem stellt dieser Schritt den zeitintensivsten Abschnitt des gesamten Mischprozesses dar. Im weiteren Verlauf wird daher ausschließlich die Dispergierung der Graphitpaste bis zur SBR-Zugabe betrachtet.

Die Dispergierung erfolgt mit einem Hochgeschwindigkeitsmischer (Dissolver), an dem zur kontinuierlichen Erfassung der elektrischen Leistungsaufnahme eine digitale Strommesszange installiert wird. In drei Versuchsreihen werden in definierten Zeitabständen Materialproben entnommen und dann die Viskosität offline mit einem Rheometer (Platte/Platte-Geometrie; Durchmesser 20 mm) bei konstanter Scherrate (50 1/s) und Temperatur (20 °C) bestimmt.

Auf Basis der vorhandenen Zeitstempel und der Versuchsplanung können Wertepaare aus Viskosität und aufgenommener Leistung gebildet werden. Neben dem Momentanwert der Leistung werden sowohl die Leistung je Energie-Inkrement des jeweiligen Messblocks als auch die elektrische Energie ermittelt. Ein Messblock bezeichnet dabei die Zeit zwischen zwei Probenentnahmen. Als dritter und letzter Vergleichswert dient die elektrische Energie seit Prozessstart.

Für die statistische Analyse werden die Wertepaarungen zunächst deskriptiv visualisiert und anschließend Korrelationsmaße berechnet. Als Korrelationsmaß dient zunächst der Pearson-Korrelationskoeffizient, der Aussagen über Stärke und Richtung eines Zusammenhangs zulässt und eine gute Vergleichbarkeit über mehrere Versuchsreihen hinweg bietet, jedoch lediglich für lineare Zusammenhänge geeignet ist [16]. Durch die Visualisierung der Messdaten und Berechnung der Korrelationskoeffizienten lassen sich erste Aussagen über Zusammenhänge in den Daten ableiten. Auf dieser Basis werden geeignete Modelle ausgewählt, welche die vorliegenden Zusammenhänge bestmöglich abbilden. Die Validierung erfolgt zweistufig: Zunächst wird eine globale Modellanpassung auf Basis aller verfügbarer Wertepaarungen durchgeführt. Anschließend findet eine Leave-One-Out (LOO)-Validierung statt, bei der jeweils eine vollständige Versuchsreihe als Testfall zurückgehalten wird [17]. Das beschriebene Vorgehen bildet die Grundlage für das in **Bild 1** dargestellte, in sich geschlossene Sys-

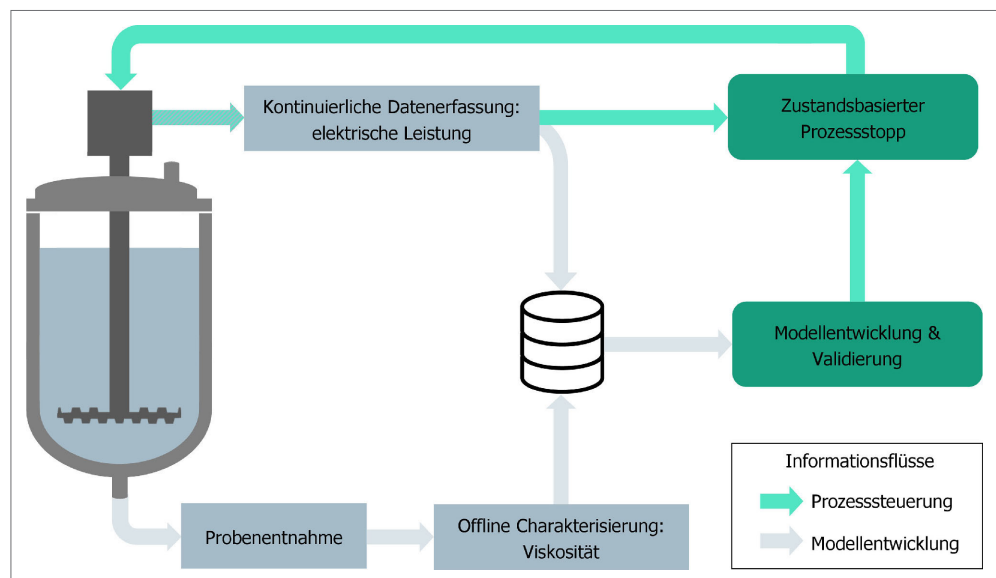


Bild 1 Schematische Darstellung des Zielsystems für einen zustandsbasierten Prozessstopp. Grafik: Fraunhofer IPA

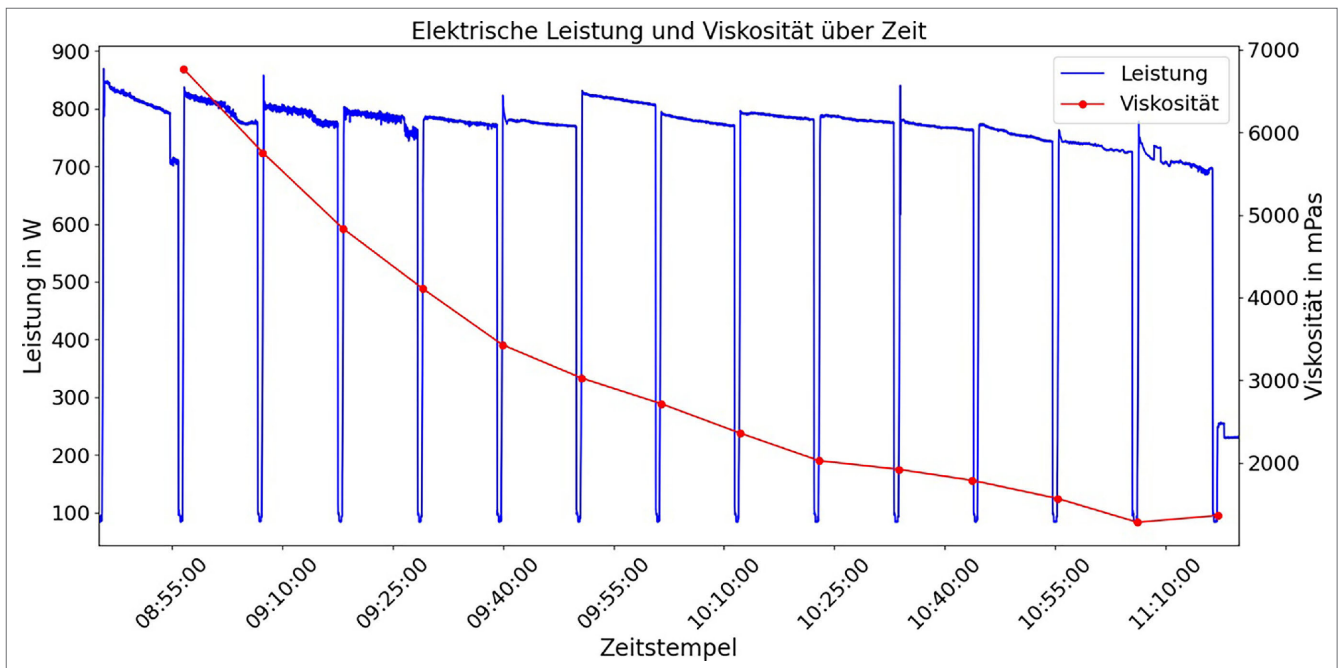


Bild 2 Gegenüberstellung der elektrischen Leistung und der Viskosität für Versuchsreihe 3. Grafik: Fraunhofer IPA

tem, mit dem Ziel, einen zustandsbasierten Prozessstopp des Mischvorgangs zu ermöglichen und so Durchlaufzeitreduzierungen in der Batteriezellfertigung zu realisieren.

4 Ergebnisse

Basierend auf dem zuvor beschriebenen methodischen Ansatz wurden drei Versuchsreihen am Hochgeschwindigkeitsmischer durchgeführt. Bei diesen Versuchsreihen wurde der Mischprozess in vordefinierten Abständen unterbrochen, um eine Materialprobe zu entnehmen und die Pastenviskosität offline zu messen. Bild 2 zeigt den Verlauf der Stromaufnahme sowie der gemessenen Viskositäten für die dritte Versuchsreihe.

Während die Viskosität ein exponentiell abnehmendes Verhalten über die Zeit zeigt, sinkt die Stromaufnahme der Mischanlage leicht. Der Startwert der Viskosität liegt bei ~ 7800 mPas und fällt im Verlauf der Versuchsreihe auf einen Wert von ~ 1300 mPas. Die Stromaufnahme hingegen startet bei ~ 850 W und endet bei einem Wert von ~ 730 W.

Den deutlichsten und zugleich robustesten Zusammenhang zeigt die Viskosität gegenüber der elektrischen Energie. Über alle drei Versuchsreihen liegt eine starke negative Korrelation vor: In der ersten Versuchsreihe beträgt der Pearson-Korrelationskoeffizient $-0,98$, in der zweiten Versuchsreihe $-0,97$ und in der dritten Versuchsreihe $-0,94$. Mit steigender elektrischer Energie sinkt die Viskosität somit nahezu monoton. Dieses Verhalten ist prozessphysikalisch plausibel, da die eingebrachte Mischarbeit und Scherung über die Zeit zu einer fortschreitenden Dispergierung und damit zu einer Abnahme der effektiven Viskosität führt.

Für Momentanleistung und Energie-Inkrementen ist der Zusammenhang mit der Viskosität deutlich weniger stabil und zwischen den Versuchsreihen unterschiedlich ausgeprägt. In der ersten Versuchsreihe korrelieren Momentanleistung und Viskosität moderat negativ mit einem Wert von $-0,72$. Die Korrelation der Energie-Inkrementen ist ähnlich, fällt jedoch mit $-0,60$ etwas schwächer aus. In der zweiten Versuchsreihe sind die Korrelatio-

nen zwischen Viskosität und sowohl Momentanleistung als auch Energie-Inkrementen schwach und inkonsistent, mit Werten von $0,23$ beziehungsweise $0,25$. In der dritten Versuchsreihe zeigen die Korrelationen mit Momentanleistung und Energie-Inkrementen positive Werte von jeweils $0,39$. Tabelle 1 zeigt die Korrelationskoeffizienten je Versuchsreihe.

Basierend auf den vorliegenden Korrelationen lässt sich ableiten, dass die elektrische Energie die aussagekräftigste Kenngröße hinsichtlich der Viskosität ist. Dementsprechend zielt der weitere Verlauf darauf ab, ein Modell auf Basis der elektrischen Energie zu bilden und mit diesem einen zustandsbasierten Prozessstopp einzuleiten.

Zur Vorhersage der Viskosität wurde der Zusammenhang zwischen elektrischer Energie und Offline-Viskosität sowohl mittels linearer Regression als auch mittels isotonischer Regression abgebildet. Die lineare Regression dient hier in erster Linie als Referenzkurve zur isotonischen Regression. Eine isotonische Regression setzt eine monotone Beziehung zwischen den betrachteten Größen voraus. Auf Basis der oben dargestellten Messwerte ist von einem monotonen Zusammenhang auszugehen. Außerdem bieten isotonische Regressionen besonders bei kleinen Datensätzen Vorteile gegenüber anderen Modellen [18]. Die negative Richtung der Monotonie bei der isotonischen Regression ergibt sich aus den Vorzeichen der Korrelationskoeffizienten.

Als Validierungskennzahlen dienen das Bestimmtheitsmaß R^2 und der mittlere absolute Fehler (MAE: Mean Absolute Error). R^2 misst den Anteil der Varianz der Zielgröße, den das Modell gegenüber einem Mittelwertmodell erklärt, wobei ein Wert von 1 einer perfekten Anpassung und ein Wert von 0 keiner Verbesserung gegenüber dem Mittelwert entspricht. Der MAE gibt die mittlere absolute Abweichung in den physikalischen Einheiten der Viskosität an und ist so unmittelbar als Vorhersagefehler interpretierbar; er ergänzt R^2 um eine aussagekräftige Größenordnung der Fehler.

Die Ergebnisse in Tabelle 2 zeigen eine deutlich bessere Modellgüte der isotonischen Regression im Vergleich zur linearen

Tabelle 1 Korrelationskoeffizienten je Versuchsreihe und Bezugsgröße.

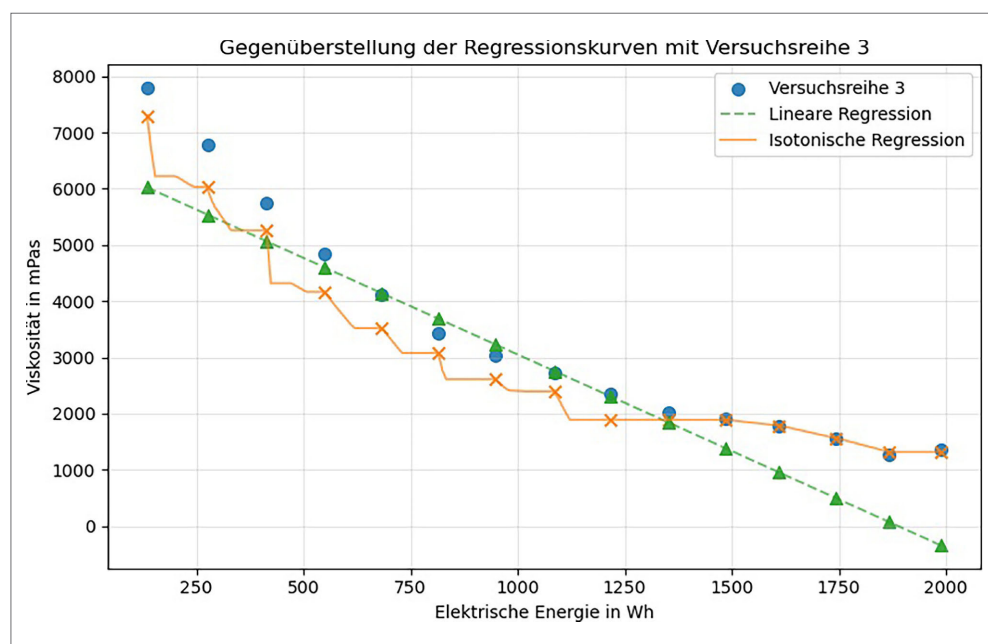
Versuchsreihe	Momentanleistung	Energie-Inkremente	Elektrische Energie
1	-0,72	-0,60	-0,98
2	0,23	0,25	-0,97
3	0,39	0,39	-0,94

Tabelle 2 R² und MAE der globalen Modelle.

Linear R ² (-)	Linear MAE (mPas)	Isotonisch R ² (-)	Isotonisch MAE (mPas)
0,82	700	0,98	199

Tabelle 3 R² und MAE je Versuchsreihe der LOO-Validierung.

Versuchsreihe	Linear R ² (-)	Linear MAE (mPas)	Isotonisch R ² (-)	Isotonisch MAE (mPas)
1	0,78	726	0,96	314
2	0,67	998	0,83	727
3	-0,06	1507	0,93	476

**Bild 3** Gegenüberstellung der Regressionsmodelle mit den Viskositäten aus Versuchsreihe 3. Grafik: Fraunhofer IPA

Regression. Global erreicht die lineare Regression ein R² von 0,82 bei einem MAE von 700 mPas, während das monotone isotoni-sche Modell die nichtlineare, aber monotone Kurve mit einem R² von 0,98 und einem MAE von 199 mPas deutlich präziser abbildet.

Die Ergebnisse der LOO-Validierung zeigen, dass die isotoni-sche Regression in allen drei Testfällen deutlich bessere Ergebnisse im Vergleich zur linearen Regression erzielt. Die R²- und MAE-Werte der einzelnen Validierungsszenarien gibt **Tabelle 3** wieder. Jede Zeile zeigt die Ergebnisse, die bei Verwendung der jeweiligen Versuchsreihe als Testdaten erzielt wurden.

Basierend auf der LOO-Validierung lässt sich feststellen, dass die lineare Regression deutlich schwächer generalisiert, was die ausgeprägt nichtlineare Natur des Zusammenhangs bestätigt. Der

moderate Unterschied zwischen globalem Fit und den LOO-Ergebnissen spricht gegen Überanpassung und ist bei kleinen Stichproben zu erwarten.

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass die elektrische Energie ein belastbarer Zustandsparameter zur indirekten Erfassung der Viskosität im betrachteten Mischfenster ist. Die isotoni-sche Regression liefert dabei deutlich bessere Vorhersageergebnisse als die lineare Regression. Wie in **Bild 3** zu sehen, zeichnen die prognostizierten Viskositäten des isotonischen Modells den Kurvenverlauf im Vergleich zum linearen Modell wesentlich genauer nach. Die Viskosität lässt sich somit als monotone Funktion der elektrischen Energie beschreiben.

Als praxisnahe Konsequenz lässt sich ein zustandsbasierter Prozessstopp definieren, sobald ein energiebezogener Zielwert er-

reicht ist, welcher der gewünschten Zielviskosität entspricht. Auf diese Weise können Mischzeiten verkürzt und Durchlaufzeiten reduziert werden, ohne die Produktqualität zu beeinträchtigen. Die Momentanleistung und die Energie-Inkrementen eignen sich hingegen weniger für eine direkte Viskositätsabschätzung.

5 Diskussion

Die vorliegenden Ergebnisse zeigen einen deutlich monotonen Zusammenhang zwischen elektrischer Energie und Viskosität im betrachteten Mischfenster, wobei das isotonische Modell diesen Zusammenhang deutlich besser abbildet als ein lineares Modell. Dennoch sind mehrere Einschränkungen zu beachten, welche die Interpretation und Übertragbarkeit der Ergebnisse begrenzen.

Da es sich bei den vorgestellten Ergebnissen um Vorversuche unter Laborbedingungen handelt, ist die vorhandene Datenbasis klein. Bei geringer Stichprobengröße können einzelne Ausreißer oder zufällige Trends das Ergebnis überproportional beeinflussen. Die LOO-Validierung über drei Versuchsreihen liefert zwar konsistent hohe R^2 -Werte für das isotonische Modell, bleibt angesichts der geringen Zahl unabhängiger Testfälle jedoch anfällig für zufällige Übereinstimmungen.

Da es sich bei den untersuchten Ergebnissen um Vorversuche handelt, deren Ziel darin besteht, eine grundsätzliche Machbarkeit sowie einen Zusammenhang zwischen der in den Prozess eingebrachten elektrischen Energie und der Produktviskosität nachzuweisen, wurden zusätzliche Einflussfaktoren nicht betrachtet. In zukünftigen Versuchen sollte auch die Erfassung von Rohmaterialeigenschaften – wie etwa der Partikelgrößenverteilung – erfolgen, um mögliche Chargenschwankungen in das Modell zu integrieren. Ferner sollte durch Variation der Mischgeschwindigkeit untersucht werden, inwieweit ein unterschiedliches thixotropes Verhalten der Paste, verursacht durch Chargenabweichungen der Polymerkomponente oder der Aktivpartikel, die gefundenen Korrelationen beeinflusst. Dazu sollte die bestehende Datenbasis um weitere prozessuale Einflussfaktoren erweitert werden, darunter Temperaturen im Mischer, Batchgrößen beziehungsweise Rohmaterialgewichte sowie die kontinuierliche Erfassung der Drehzahl. Ohne diese Einflussfaktoren ist unklar, ob der beobachtete Zusammenhang hauptsächlich die spezifische Prozesskonfiguration abbildet oder über verschiedene Materialien und Chargen hinweg robust ist. Die Ergänzung der Datenbasis um diese Einflussfaktoren ermöglicht zudem die Erstellung komplexerer Modelle. Das isotonische Modell erzielt zwar grundlegend gute Ergebnisse, doch handelt es sich um ein eindimensionales Modell. Ohne Berücksichtigung zusätzlicher Einflussfaktoren kann das Modell nur begrenzt generalisiert und für einen zustandsbasierten Prozessstopp genutzt werden.

6 Fazit und Ausblick

Die vorliegenden Ergebnisse belegen, dass sich die Viskosität der Graphitpaste im betrachteten Mischfenster zuverlässig als monotone Funktion der elektrischen Energie beschreiben lässt. Über alle Versuchsreihen zeigt sich eine ausgeprägte, konsistente negative Korrelation zwischen elektrischer Energie und Viskosität. Die isotonische Regression bildet diesen nichtlinearen Zusammenhang deutlich präziser ab als das lineare Modell. Sowohl in der Gesamtanpassung als auch in der LOO-Validierung generalisiert das monotone Modell robust auf bislang nicht in die Mo-

dellentwicklung eingeflossene Versuchsreihen. Damit eignet sich die elektrische Energie als belastbarer Zustandsparameter, um die Viskosität indirekt zu schätzen und einen energie-beziehungsweise zustandsbasierten Prozessstopp zu definieren. Momentanleistung und Energie-Inkrement zeigen demgegenüber nur eine schwächere beziehungsweise inkonsistente Kopplung zur Viskosität. Auf Basis der elektrischen Energie lässt sich somit zukünftig ein zustandsbasierter Prozessstopp implementieren, wodurch Durchlaufzeitreduzierungen in der Batteriezellherstellung erzielt werden können.

Gleichzeitig sind die Grenzen der vorliegenden Arbeit zu beachten. Die Datengrundlage ist klein und die Versuche fanden unter Laborbedingungen statt. Darüber hinaus wurden weitere Einflussfaktoren wie Drehzahl, Temperatur, Füllgrad beziehungsweise Füllmenge sowie Rohmaterialeigenschaften bisher nicht erfasst. Um das in Bild 1 dargestellte Zielbild zu erreichen, sind weitere Maßnahmen erforderlich.

Um die Aussagekraft und Übertragbarkeit zu erhöhen, sind weiterführende Versuchsreihen geplant, in denen zusätzliche Einflussgrößen systematisch erfasst werden. Die Einbeziehung dieser Faktoren erlaubt die Erstellung komplexerer Modelle und sollte die Generalisierung über Materialien, Rezepte und Betriebszustände verbessern. Darüber hinaus sind Validierungen in einer industriellen Fertigungsumgebung vorgesehen. Langfristig soll die Abbildung von elektrischer Energie und Viskosität in die Prozessführung integriert werden, um bei gleichbleibender Produktqualität Mischzeiten gezielt zu reduzieren, Durchlaufzeiten zu verkürzen und Kapazitäten zu erhöhen.

FÖRDERHINWEIS


Diese Arbeit wurde durch eine Förderung des Bundesministeriums für Bildung und Forschung für das Projekt „DigiBattPro 4.0“ unter der Fördernummer 03XP0374C unterstützt.

L i t e r a t u r


- [1] Ngoy, K. R.; Lukong, V. T.; Yoro, K. O. et al.: Lithium-ion batteries and the future of sustainable energy: A comprehensive review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 223 (2025), #115971
- [2] Lombardo, T.; Duquesnoy, M.; El-Bouysidy, H. et al.: Artificial Intelligence Applied to Battery Research: Hype or Reality? *Chemical reviews* 122 (2022) 12, pp. 10899–10969
- [3] Heimes, H. H.; Kampker, A.; Lienemann, C. et al.: Produktionsprozess einer Lithium-Ionen-Batterie. Stand: 2026. Internet: www.vdma.eu/documents/34570/35405938/Produktionsprozess_einer_Lithium-Ionen-Batterie_zelle_2026.pdf/8346737b-3768-2f58-9178-204fa9c9cb9c4?file_name=Produktionsprozess_einer_Lithium-Ionen-Batterie_zelle_2026.pdf. Zugriff am 31.03.2026
- [4] Reynolds, C. D.; Walker, H.; Mahgoub, A. et al.: Battery electrode slurry rheology and its impact on manufacturing. *Energy Advances* 4 (2025) 1, pp. 84–93
- [5] Jalowy, L.; Lehmann, H.; Rassek, P. et al.: Processing Water-Based Lithium Iron Phosphate (LiFePO₄) Cathodes with CMC Binder: The Impact of Dispersing Methods. *AppliedChem* 5 (2025) 4, #33, doi.org/10.3390/appliedchem5040033
- [6] Haarmann, M.; Griebl, D.; Kwade, A.: Continuous Processing of Cathode Slurry by Extrusion for Lithium-Ion Batteries. *Energy Technology* 9 (2021) 10, doi.org/10.1002/ente.202100250
- [7] Liu, H.; Cheng, X.; Chong, Y. et al.: Advanced electrode processing of lithium ion batteries: A review of powder technology in battery fabrication. *Particuology* 57 (2021), pp. 56–71

- [8] Cushing, A.; Zheng, T.; Higa, K. et al.: Viscosity Analysis of Battery Electrode Slurry. *Polymers* 13 (2021) 22, doi.org/10.3390/polym13224033
- [9] Wang, S.; Wang, P.; Yuan, J. et al.: Simulation Analysis of Power Consumption and Mixing Time of Pseudoplastic Non-Newtonian Fluids with a Propeller Agitator. *Energies* 15 (2022) 13, #4561
- [10] Cunningham, G. E.; Deshpande, S.; Simmons, M. J. et al.: Investigating mixer-viscometer techniques for partially filled stirred tanks. *Chemical Engineering Science* 282 (2023), #119340
- [11] Aljaafreh, A.: Agitation and mixing processes automation using current sensing and reinforcement learning. *Journal of Food Engineering* 203 (2017), S. 53–57
- [12] Lombardo, T.; Hoock, J.-B.; Primo, E. N. et al.: Accelerated Optimization Methods for Force-Field Parametrization in Battery Electrode Manufacturing Modeling. *Batteries & Supercaps* 3 (2020) 8, pp. 721–730
- [13] Drakopoulos, S. X.; Gholamipour-Shirazi, A.; MacDonald, P. et al.: Formulation and manufacturing optimization of lithium-ion graphite-based electrodes via machine learning. *Cell Reports Physical Science* 2 (2021) 12, #100683
- [14] El-Dalahmeh, M.; Siddhapura, O.; Apachitei, G. et al.: Predictive modelling of slurry viscosity using transfer learning to mitigate uncertainties in pilot-scale lithium-ion battery manufacturing process. *Energy and AI* 22 (2025), #100661
- [15] Kaiser, J.; Wenzel, V.; Nirschl, H. et al.: Process and Product Development of Electrodes for Lithium-Ion Cells. *Chemie Ingenieur Technik* 86 (2014) 5, S. 695–706
- [16] Kuckartz, U.: *Statistik. Eine verständliche Einführung*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften / GWV Fachverlage 2010
- [17] Cawley, G. C.; Talbot, N. L. C.: Fast exact leave-one-out cross-validation of sparse least-squares support vector machines. *Neural networks* 17 (2004) 10, pp. 1467–1475
- [18] Manokhin, V.: *Practical Guide to Applied Conformal Prediction in Python. Learn and apply the best uncertainty frameworks to your industry applications*. Birmingham: Packt Publishing Limited 2023

Sven Oberdiek, M.Sc. 
sven.oberdiek@ipa.fraunhofer.de

Leah Jallowy, M.Sc. 

Dipl.-Ing. Flavio Gonzalez Vazquez

Fraunhofer-Institut für Produktionstechnik und Automatisierung IPA 
Nobelstr. 12, 70569 Stuttgart
www.ipa.fraunhofer.de

LIZENZ



Dieser Fachaufsatz steht unter der Lizenz Creative Commons
Namensnennung 4.0 International (CC BY 4.0)