

KI-basierte Partikelgrößenbestimmung in Suspensionen

Robert Ludwigs*,
Christian Wittke,
Henrik Born,
Lukas Augustin,
Oliver Niggemann und
Achim Kampker

Lithium-Ionen-Batterien sind entscheidend für die Energiewende. Die Partikelgröße der in den Elektroden verwendeten Materialien stellt ein entscheidendes Qualitätsmerkmal dar. Zur Bestimmung dieser Größe (Mahlfeinheit) wird häufig ein Grindometer eingesetzt, ein manuelles Verfahren, welches Ungenauigkeiten und mangelnder Wiederholbarkeit unterliegt. Um diese Limitationen zu überwinden, wurde eine automatisierte Messeinrichtung entwickelt, welche eine standardisierte Fotografie und KI-basierte Auswertung der erfassten Partikelgrößen ermöglicht.

Einleitung und Motivation

Lithium-Ionen-Batterien sind essenziell für die zukünftige Mobilität und den Übergang zu erneuerbaren Energien, insbesondere in Elektrofahrzeugen und stationären Speichersystemen. Die Qualität der eingesetzten Materialien, insbesondere die Partikelgröße in den Elektroden, beeinflusst maßgeblich die Leistungsfähigkeit der Batteriezellen. Eine präzise und reproduzierbare Messung der Partikelgrößen ist daher unerlässlich, stellt jedoch eine Herausforderung dar, da herkömmliche Verfahren wie das manuelle Ablesen am Grindometer anfällig für Bedienfehler und Abweichungen sind.

Der Einsatz Künstlicher Intelligenz (KI) bietet hier die Möglichkeit, Messun-

gen objektiv, automatisiert und mit hoher Genauigkeit durchzuführen. Durch die Anwendung einer KI-gestützten Bildanalyse kann die Partikelgrößenbestimmung standardisiert und frei von subjektiven Einflüssen erfolgen. Daraus ergibt sich die folgende Forschungsfrage: „Inwiefern kann eine KI-basierte Bildanalyse die Präzision, Reproduzierbarkeit und Automatisierung der Partikelgrößenbestimmung in Slurrys für die Lithium-Ionen-Batterieproduktion verbessern?“

Stand der Technik

Im Folgenden werden grundlegende Sachverhalte zu den Themen Lithium-Ionen-Batterie, Messtechnik zur Partikelgrößenbestimmung und KI-basierte Bildverarbeitung dargestellt.

Grundlagen Lithium-Ionen-Batterie

Eine Lithium-Ionen-Batterie besteht aus fünf Hauptkomponenten: Gehäuse, Anode, Kathode, Elektrolyt und Separator, der die Elektroden elektrisch isoliert (Bild 1). Die Anode ist eine Kupferfolie mit grafitbasierter Beschichtung, die als Aktivmaterial für die Lithiumspeicherung dient. Die Kathode besteht aus einer Aluminiumfolie, beschichtet mit Aktivmaterialien wie Lithium-Eisen-Phosphat (LFP) oder Lithium-Nickel-Mangan-Kobalt-Oxid (NMC). Beim Laden der Batterie wird eine externe Spannung angelegt, wodurch Elektronen an der Kathode freigesetzt und Lithium-Ionen in den Elektrolyten abgegeben werden. Diese Ionen wandern zur Anode und interkalieren dort unter Elektronenaufnahme in das Grafit. Beim Entladen kehrt sich der Prozess um: Die Lithium-Ionen bewegen sich zurück zur Kathode, und die Elektronen fließen über den externen Stromkreis, wodurch elektrische Energie erzeugt wird [1].

Die Partikelgröße der Elektrodenmaterialien beeinflusst direkt die Oberflächenverfügbarkeit für die Interkalationsprozesse der Lithium-Ionen. Kleinere Partikel erhöhen die spezifische Oberfläche und damit die Reaktionsfläche, was zu höherer Energiedichte und schnellerem Laden führt. Allerdings können sehr kleine Partikel zur Agglomeration neigen, was zu ungleichmäßiger Beschich-

* Korrespondenzautor

Robert Ludwigs, M. Sc.; Lehrstuhl für Production Engineering of E-Mobility Components (PEM) der RWTH Aachen; Bohr 12, 52072 Aachen; Tel.: +49 (0) 1516 7529972, E-Mail: r.ludwigs@pem.rwth-aachen.de

Weitere Autoren

Christian Wittke, M. Sc.; Helmut-Schmidt-Universität, Institut für Automatisierungstechnik

Henrik Born, M. Sc.; PEM der RWTH Aachen

Lukas Augustin, M. Sc.; Helmut-Schmidt-Universität, Institut für Automatisierungstechnik

Prof. Dr.-Ing. Oliver Niggemann; Helmut-Schmidt-Universität, Institut für Automatisierungstechnik

Prof. Dr.-Ing. Achim Kampker; PEM der RWTH Aachen

Hinweis

Bei diesem Beitrag handelt es sich um einen von den Advisory-Board-Mitgliedern des ZWF-Sonderheftes wissenschaftlich begutachteten Fachaufsatz (Peer-Review).

tung und Verschlechterung der elektrochemischen Eigenschaften führt. Eine enge Partikelgrößenverteilung gewährleistet eine gleichmäßige und dichte Elektrodenstruktur, verbessert die Ionendiffusion und erhöht somit die Leitfähigkeit und Kapazität der Batterie. Uneinheitliche Partikelgrößen können hingegen zu Poren und Hohlräumen führen, was die Leistungsfähigkeit und Zyklenstabilität beeinträchtigt. Daher ist die Kontrolle der Partikelgrößenverteilung entscheidend für die Optimierung der Zelleistung und die Produktionsqualität [2].

Messtechnik zur Partikelgrößenbestimmung

Die Herstellung von Lithium-Ionen-Batteriezellen umfasst Schritte wie die Produktion des Batterieslurries – einer Suspension aus Aktivmaterialien, leitfähigen Additiven und einem Bindemittel, homogenisiert mit einem Lösungsmittel. Hier wird die Partikelgröße (Mahlfeinheit) maßgeblich beeinflusst. Anschließend wird das Slurry mittels Rolle-zu-Rolle-Verfahren gleichmäßig auf eine Metallfolie beschichtet und getrocknet. Durch das Kalandrieren werden die Partikel verdichtet, die Dicke vereinheitlicht und die Leitfähigkeit verbessert. Schließlich werden die beschichteten Elektroden in Segmente geschnitten und für die Zellmontage vorbereitet [3].

Zur Messung der Mahlfeinheit (Körnigkeit) in der Slurrysuspension wird häufig das Grindometer (Hegman Gauge) nach DIN EN ISO 1524 verwendet. Laut Definition der Norm ist die Mahlfeinheit der „an einem genormten Messgerät unter festgelegten Prüfbedingungen abgele-

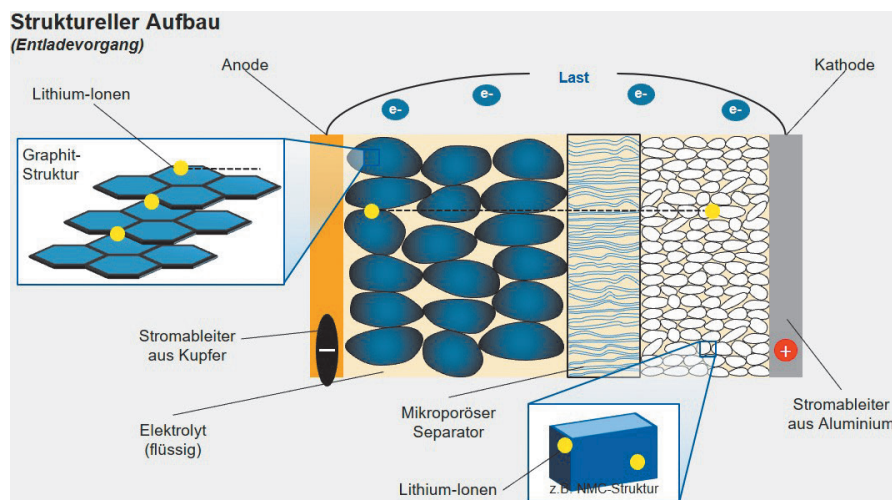


Bild 1. Aufbau und Funktionsweise einer Lithium-Ionen-Batteriezelle (links) und Zelldesigns (rechts)

sene Wert, der die Tiefe der Rinne(n) des Messgerätes angibt, bei der einzelne Feststoffteilchen in dem Produkt deutlich zu erkennen sind“. Dieser Wert korreliert direkt mit der maximalen Partikelgröße und bietet somit eine wichtige Kenngröße zur Bewertung der Partikelgrößenverteilung in Suspensionen. Für die Messung dieser Mahlfeinheit wird die Suspension in eine sich verjüngende Vertiefung eingebracht und mit einem Rakel über die Oberfläche gezogen. Größere Partikel werden entlang der Vertiefung früher sichtbar als kleinere, was durch die Bildung charakteristischer Streifen deutlich wird. Die Mahlfeinheit lässt sich mithilfe einer angrenzenden Skala ablesen, welche die Tiefe der Rinne angibt (Bild 2). Dieses manuelle Verfahren birgt jedoch Risiken von Bedienfehlern und

Ableseabweichungen, wie die Laborpraxis zeigt [4].

KI-basierte Bildverarbeitung: Gaussian Mixture Models (GMM) für die Partikelgrößenmessung

Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) und maschinellem Lernen, insbesondere von Gaussian Mixture Models (GMM), erlaubt eine probabilistische Modellierung von Daten. GMMs stellen statistische Modelle dar, welche Daten als eine Kombination mehrerer normalverteilter Komponenten abbilden. Jede dieser Komponenten wird durch Parameter wie Mittelwert, Standardabweichung und Gewichtung beschrieben, welche die Position, Streuung und Bedeutung der jeweiligen Verteilung innerhalb der Gesamtdaten definieren. Die Analyse der Datenpunkte erlaubt deren Zuordnung zu der wahrscheinlichsten Komponente, wodurch unterschiedliche Untergruppen im Datensatz erkannt werden. GMMs eignen sich insbesondere für die Modellierung von Bilddaten, da sie Pixelwerte oder andere Merkmale als Wahrscheinlichkeitsverteilungen betrachten und so Übergänge oder Ähnlichkeiten zwischen Regionen erfassen können. Die Vorteile dieser Methode liegen darin, bereits mit kleinen Datensätzen arbeiten zu können und Übergangsbereiche flexibel zu erfassen. Allerdings reagieren GMMs empfindlich auf die Initialisierung ihrer Parameter und können bei stark nicht-gaußverteilten Daten auch suboptimale Segmentierung

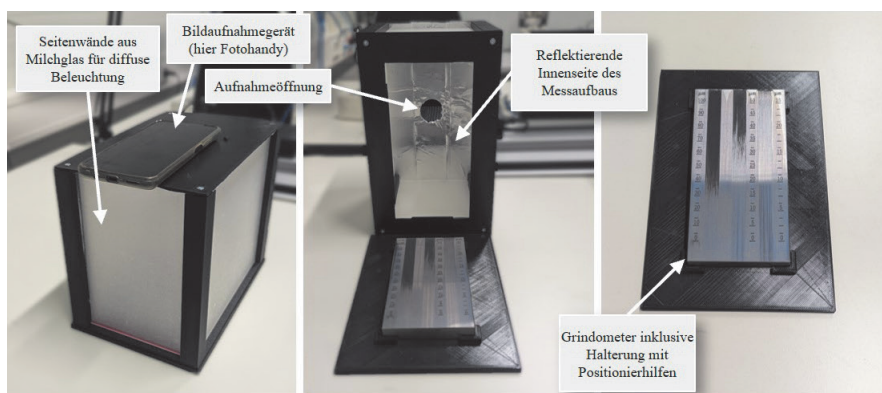


Bild 2. Messaufbau mit Smartphonekamera (links), offen (Mitte) und Halterung für Grindometer (rechts)

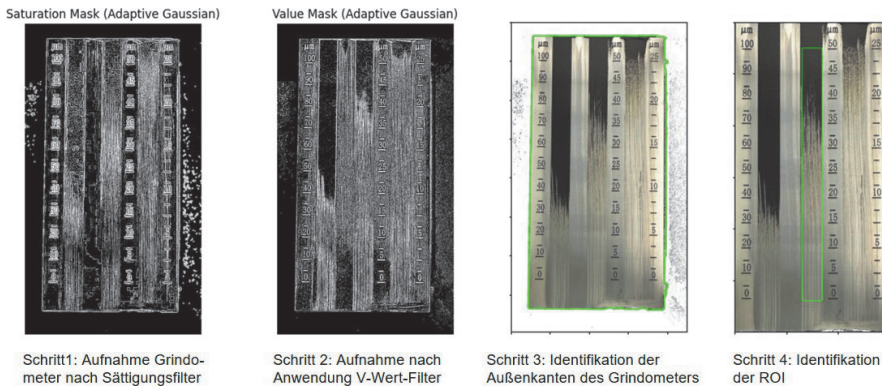


Bild 3. Verarbeitungsschritte für die 200 %-Mischung – Sättigungsmaske (ganz links), Helligkeitsmaske (zweite von links), gefiltertes Grindometer mit weißem Hintergrund (dritte von links) und ausgewählte ROI-Skala (ganz rechts)

gen liefern. Für den vorliegenden Anwendungsfall ist die GMM-basierte Segmentierung jedoch gut geeignet, da die Helligkeitsverteilungen der partikelbedingten Streifen weitgehend normalverteilt sind [5].

Lösungsansatz

Im Folgenden werden das Lösungsvorgehen und das dabei entwickelte System vorgestellt. Das entwickelte automatisierte System zur Messung der Partikelgröße zielt darauf ab, den menschlichen Unsicherheitsfaktor zu eliminieren und standardisierte Bedingungen für Messungen zu schaffen. Die Hardware des Systems, wie in Bild 2 zu sehen, umfasst:

- eine Halterung für das Grindometer (Hegman Gauge),
- ein Gehäuse, das Fremdlicht abschirmt und die Bildaufnahmebedingungen kontrolliert,
- eine Halterung für das Bildaufnahmegerät (z. B. Smartphone).

Um den Einfluss auf die Bildqualität zu überprüfen, wurden Testaufnahmen in verschiedenen Beleuchtungsszenarien angefertigt. Dabei zeigte sich, dass bei unpassender Belichtung die reflektierende Oberfläche des Grindometers zu Verschattungen führt. Die Lösung für das vorliegende System besteht darin, das Licht durch milchglasähnliche Wände zu diffundieren, sodass die Beleuchtung durch diffuses Licht erfolgt. Zudem werden dunkle Komponenten des Messaufbaus mit reflektierenden Materialien beklebt,

um einen Schattenwurf zu vermeiden. Die gesamte Messprozedur umfasst die Probenvorbereitung, die Bildaufnahme, die Vorverarbeitung der Bilder sowie die softwaregestützte Bildanalyse und die Ausgabe der Ergebnisse.

Nach der Bildaufnahme wird im Rahmen der Vorverarbeitung die Region of Interest (ROI) – der mittlere Messstreifen auf dem Grindometer – extrahiert (Bild 3). Dazu wird das Bild zunächst in den HSV-Farbraum konvertiert. Im nächsten Schritt wird ein Sättigungsfilter (Saturation mask) angewendet, welcher gesättigte Bereiche im Bild hervorhebt und ungesättigte Bereiche unterdrückt. Anschließend folgt ein Helligkeitsfilter (Value Mask), welcher helle Bereiche hervorhebt. Durch diese Filteranwendungen werden die Konturen des Grindometers verstärkt, sodass dieses im dritten Schritt aus dem Gesamtbild extrahiert werden kann. Im vierten Schritt wird die ROI aufgrund ihrer Position auf dem Grindometer detektiert und isoliert. Danach erfolgt die Bildanalyse mithilfe eines Gaussian Mixture Models (GMM), um partikelinduzierte Streifen in der ROI zu identifizieren. Das GMM segmentiert die Helligkeitswerte innerhalb der ROI, indem es die Verteilung der Pixelwerte als eine Mischung mehrerer Gauss'scher Verteilungen beschreibt. Jede Gauß'sche Verteilung repräsentiert dabei eine spezifische Klasse, wie z. B. Bereiche mit hoher Helligkeit (Streifen) und Hintergrundbereiche ohne Streifen.

Die Anwendung einer solchen probabilistischen Modellierung ermöglicht eine präzise Erfassung der Grenzen und Über-

gänge zwischen den Streifen und anderen Bildregionen. Dies erlaubt eine präzise Identifikation der Streifen, welche durch die Partikel im Grindometer verursacht werden. Die Ermittlung der maximalen Partikelgröße erfolgt durch die Identifikation des Beginns des ersten auftretenden Streifens sowie die Ablesung des zugehörigen Wertes auf der Messskala. Zur Ermittlung der Mahlfineinheit nach Norm werden alle segmentierten Streifen innerhalb eines Intervalls von 3 mm erfasst. Der mittlere Skalawert des ersten Intervalls, in welchem fünf bis zehn Streifen detektiert werden, entspricht der Mahlfineinheit.

Ergebnisse

Nachdem im vorherigen Abschnitt ein System zur Beantwortung der Forschungsfrage entwickelt wurde, werden folgend das Vorgehen zur Validierung sowie die Ergebnisse dessen vorgestellt. Zur Validierung des entwickelten Systems wurden drei Batterieslurry-Proben mit identischer Rezeptur, jedoch unterschiedlicher Mischdauer hergestellt. Dabei wurde einmal die Standardmischzeit von 20 Minuten (100 %), einmal die halbe Mischdauer (50 %), und einmal die doppelte Mischdauer (200 %) angewendet. Ziel dieser Variation war es, unterschiedliche Mahlfineinheiten zu erzeugen. Die aufgestellte Hypothese besagt, dass die Mahlfineinheit in Abhängigkeit von der Mischdauer variiert. Kürzere Mischzeiten führen zu größeren Partikeln, während längere Mischzeiten die Partikel weiter zerkleinern. Die Validierung zielte darauf ab, die Fähigkeit des Systems zu prüfen, diese Unterschiede präzise zu erkennen und zu quantifizieren.

Um Benutzerfreundlichkeit und Zuverlässigkeit des Systems zu testen, wurden die Messungen von einer Person ohne Vorerfahrung in der Partikelgrößenmessung durchgeführt. Die einzige Einweisung bestand in einer kurzen Anleitung zur Bedienung des Grindometers. Diese Vorgehensweise ermöglichte eine realistische Einschätzung der Praxistauglichkeit und stellte sicher, dass die Ergebnisse unabhängig von der Erfahrung der Bedienerperson reproduzierbar sind. Somit können die Partikelgrößen bzw. die Mahlfineinheit in den verschiedenen Mischzei-

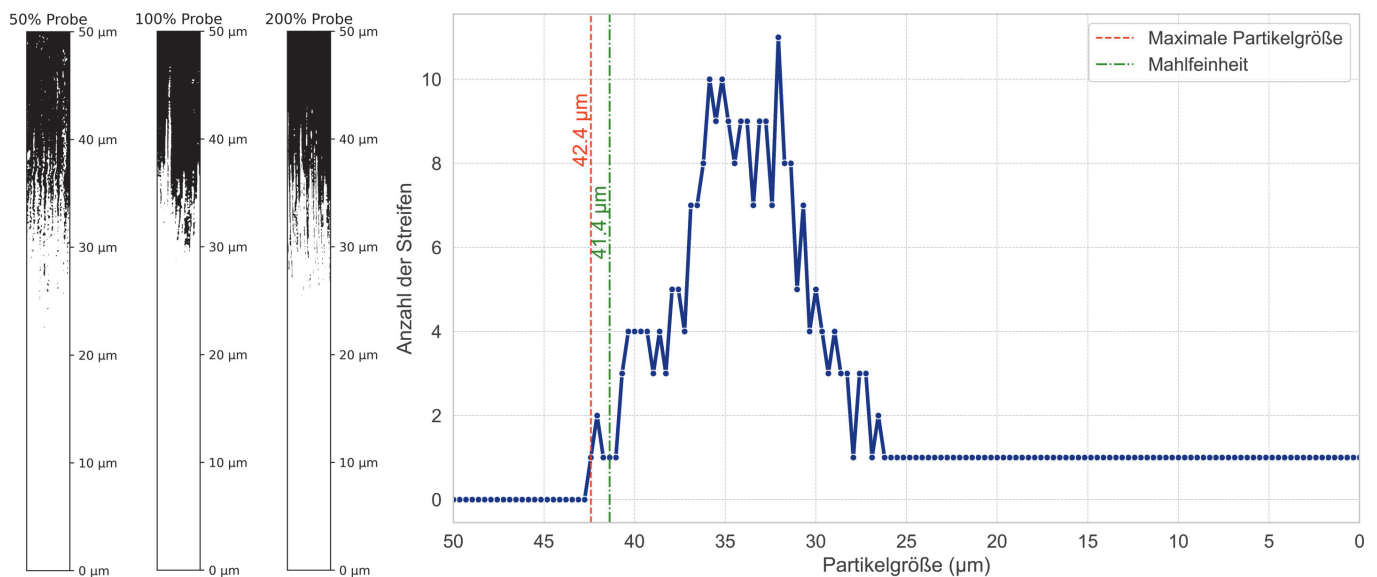


Bild 4. Gaussian Mixture Model (GMM)-Segmentierung der Slurry-Proben bei Mischzeiten von 50 %, 100 % und 200 % sowie Streifenverteilung der 200 %-Mischung zur Bestimmung der Partikelgrößenverteilung

ten zuverlässig bestimmt werden, ohne von der Erfahrung der Bedienperson abhängig zu sein. Im Rahmen der Validierung wurden für die drei Mischzeiten folgende Partikelgrößen ermittelt:

- **50 % Mischung**
max. Partikelgröße = 49,70 µm, Mahlfeinheit = 45,90 µm
- **100 % Mischung**
max. Partikelgröße = 45,5 µm, Mahlfeinheit = 41,7 µm
- **200 % Mischung**
max. Partikelgröße = 42,4 µm, Mahlfeinheit = 41,4 µm

Diese Werte entsprechen den Ergebnissen, die bei einer normbasierten manuellen Ablesung ermittelt werden würden, und übertreffen diese vermutlich sogar in ihrer Genauigkeit.

Die in Bild 4 dargestellten Ergebnisse zeigen die GMM-Segmentierung für die drei Mischzeiten (50 %, 100 % und 200 %) sowie exemplarisch die Streifenverteilung für die 200 %-Mischung. Die Resultate bestätigen die Eignung des GMM-basierten Ansatzes für eine präzise Bestimmung der Partikelgrößenverteilung. Durch die vollautomatisierte Auswertung des Grindometers, die unabhängig von subjektiven Eindrücken des Messenden ist, konnten Messungen ohne die Ableseunsicherheiten des menschlichen Auges durchgeführt werden. Dies führte zu einer erhöhten Ge-

naugigkeit und Reproduzierbarkeit der Ergebnisse und erfüllt die Anforderungen der DIN EN ISO 1524.

Zusammenfassung und Ausblick

Der KI-gestützte Ansatz ermöglicht eine zuverlässige und standardisierte Analyse, was die Konsistenz und Zuverlässigkeit des Systems hervorhebt und dessen Potenzial für den Einsatz in der Qualitätskontrolle von Batteriematerialien aufzeigt. Zukünftig könnten durch Messreihen Vergleiche mit anderen gängigen Standardverfahren, wie z.B. der dynamischen Lichtstreuung (DLS), durchgeführt werden, um das Verfahren weiter zu validieren und dessen Genauigkeit im Vergleich zu anderen Technologien zu beurteilen. Zudem könnte durch den Einsatz einer hochauflösenden Kamera die Präzision der Partikelgrößenbestimmung weiter gesteigert werden, was die Robustheit und Feinheit der Ergebnisse zusätzlich erhöht.

Literatur

1. Sauer, D. U.; Ringbeck, F.: Batteriesysteme und deren Steuerung. In: Kampker, A.; Heiner, H. (Hrsg.): Elektromobilität – Grundlagen einer Fortschrittstechnologie. Springer, Berlin 2024, S. 130–139 DOI:10.1007/978-3-662-65812-3
2. Bläbaum, L.; Röder, F.; Nowak, C. et al.: Impact of Particle Size Distribution on Performance of Lithium-Ion Batteries.

ChemElectroChem 7 (2020) 23

DOI:10.1002/celec.202001249

3. Heimes, H.; Kampker, A.; Lienemann, C. et al.: Produktionsprozess einer Lithium-Ionen-Batterie. VDMA, Frankfurt am Main 2023, S. 4–20 DOI:10.1007/978-3-662-65812-3_41
4. DIN EN ISO 1524:2020-11: Beschichtungsmaterialien und Druckfarben – Bestimmung der Mahlfeinheit (Körnigkeit). DIN-Verlag, Berlin 2020
5. Bishop, C. M.: Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, New York 2006

Die Autoren dieses Beitrags

Robert Ludwigs, M. Sc., geb. 1993, ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl „Production Engineering of E-Mobility Components“ (PEM) der RWTH Aachen und seit 2022 Leiter des Technologiefeldes Elektromobilität und Data Science. Er studierte Maschinenbau mit der Vertiefung Produktionstechnik an der RWTH Aachen University.

Christian Wittke, M. Sc., geb. 1987, Physiker, ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl „Informatik im Maschinenbau“ der Helmut-Schmidt-Universität Hamburg. Studienschwerpunkt an der Universität Mainz waren Laserphysik, Teilchenphysik mit Vertiefung in Analyse mit Machine Learning Verfahren.

Henrik Born, geb. 1994, ist Oberingenieur am Lehrstuhl „Production Engineering of E-Mobility Components“ (PEM) der RWTH Aachen. Seit Mitte 2024 verantwortet er den Bereich Powertrain Production Technologies & Organization, der sich mit der Produktionstechnik für Hochvolt-Speicher und elektrische Antriebe

beschäftigt. Er studierte Wirtschaftsingenieurwesen mit den Vertiefungen Maschinenbau und Produktionstechnik an der RWTH Aachen University.

Jan Lukas Augustin, M. Sc., ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl „Informatik im Maschinenbau“ der Helmut-Schmidt-Universität Hamburg. Er studierte Maschinenbau an der Technischen Universität Hamburg-Harburg mit Vertiefung in Theoretischem Maschinenbau.

Prof. Dr.-Ing. Oliver Niggemann, geb. 1972, ist Leiter des Lehrstuhls „Informatik im Maschinenbau“ an der Helmut-Schmidt-Universität Hamburg und zudem Mitbegründer des HSU-KI Instituts. Er ist an diversen Projekten im Bereich der Anwendung von Machine Learning in Cyber physischen Systemen und Forschungsprojekten der Bundeswehr beteiligt.

Prof. Dr.-Ing. Achim Kampker, geb. 1976, ist Leiter des Lehrstuhls „Production Engineering of E-Mobility Components“ (PEM) der RWTH Aachen und bekannt durch die Mitentwicklung des Elektrofahrzeugs „StreetScooter“. Kampker ist außerdem Mitglied des Vorstands der „Fraunhofer-Einrichtung für Batteriezellenfertigung FFB“ in Münster. Er ist in verschiedenen Expertengruppen des Bundes und der Länder tätig.

Abstract

AI-based Particle Size Determination in Suspensions. Lithium-ion batteries are crucial

for the energy transition. The particle size (fineness of grind) of the materials used in the electrodes is a decisive quality feature. A grindometer is often used to determine this size, a manual process subject to inaccuracies and a lack of repeatability. To overcome these limitations, an automated measuring device was developed that enables standardized fotografie acquisition and AI-based analysis of the recorded particle sizes.

Schlüsselwörter

Lithium-Ionen-Batterien, Batterieproduktion, Partikelgrößenmessung, Künstliche Intelligenz, Bildanalyse, Automatisierung

Keywords

Lithium-Ion Batteries, Battery Production, Particle Size Measurement, Artificial Intelligence, Image Analysis, Automation

Bibliography

DOI:10.1515/zwf-2024-0144

ZWF 120 (2025) Special Issue; page 219 – 223

 Open Access. © 2025 bei den Autoren, publiziert von De Gruyter. 

Dieses Werk ist lizenziert unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz.

ISSN 0947-0085 · e-ISSN 2511-0896