

# Sachbericht zum Verwendungsnachweis

## Teil 1 – Kurzbericht

<b>Vorhabenbezeichnung:</b> DIGISORT – Digitalisierung mechanischer Sortierprozesse beim mechanischen Batterierecycling	
<b>Zuwendungsempfänger:</b> Fraunhofer Institut für Keramische Technologien und Systeme (IKTS)	<b>Förderkennzeichen</b> 03XP0337C
<b>Projektleiterin</b> Dr. Manuela Heymann	<b>Laufzeit</b> 01.01.2021 – 31.03.2024

### 1. Ursprüngliche Aufgabenstellung

Das Teilvorhaben des FhG IKTS im Rahmen des Konsortialprojektes DIGISORT adressierte die Digitalisierung der im Projekt anfallenden Daten. Die im Projekt aufgebaute Messtechnik wurde an die Dateninfrastruktur des übergeordneten Digitalisierungsprojektes „DiRectION“ angebunden, mit dem Ziel, anfallende Bild-, Spektral- sowie Offline-Daten zusammenzuführen. Für die Umsetzung konventioneller Regelfelder und als Ergänzung des Regelparameterraumes für den Sortierprozess auf Basis von Algorithmen des maschinellen Lernens ist die Reduktion der anfallenden Daten in niederdimensionale Kennfelder entscheidend. Ziel war es, für jedes Partikel einen spezifischen Informationsvektor zu erhalten. Auf Basis von Modellmaterialmischungen galt es, mehrdimensionale Trenngradfunktionen zu finden und diese mit dem Trennergebnis von realen Stoffströmen zu korrelieren. Das FhG IKTS übernahm im Projekt die Koordination und Verarbeitung mit performanten Algorithmen der anfallenden Messdaten.

### 2. Ablauf des Vorhabens

Das Projektvorhaben startete im Januar 2021 mit dem Austausch von Materialproben an die TU Bergakademie Freiberg und der Anbindung der Datenablage an die Dateninfrastruktur des FhG IKTS. Weiterhin erfolgten im ersten Projektjahr vorbereitende Arbeiten für die Datenverarbeitung. Aufgrund einer Verzögerung bei der Beschaffung der Labormesstechnik (SOPAT-Kamera, Zick-Zack-Sichter [in Verbindung zum Projekt Lowvolmon]) erfolgte eine spätere Bereitstellung der Materialproben und der Daten der Messtechnik.

Im zweiten Projektjahr konnte ein vollumfängliches Messkonzept erarbeitet und umgesetzt werden. Das Projektkonsortium entschied für die anstehenden Untersuchungen den vorhandenen Zick-Zack-Sichter zu verwenden und diese an die neu beschaffte Messtechnik anzupassen, sobald diese zur Verfügung gestellt und einsatzbereit war.

Das Jahr 2023 begann mit einer Verzögerung bei der Bearbeitung der AP 3 und AP 4 und einem verzögerten Start des AP 5. aufgrund des Angriffs auf die IT-Infrastruktur der TU Bergakademie Freiberg. Dadurch konnten die digitalisierten Anlagen über mehrere Monate nicht

betrieben werden und die Steuerung sowie die zugehörige Rechnertechnik musste im Netzwerk der TU Bergakademie Freiberg nach dem Angriff vollständig neu strukturiert und aufgesetzt werden. Diese Ereignisse hatten eine zuwendungsneutrale Laufzeitverlängerung um drei Monate zur Folge.

### **3. Wesentliche Ergebnisse**

Ein Kernergebnis ist die Segmentierung der Partikel anhand von Farbschwellwerten durch die Entwicklung von Algorithmen für die Partikelcharakterisierung mittels SOPAT-Kamera. Dazu wurde ein Matlab-Programm zur Segmentierung und Klassifizierung der Partikel erstellt. Das Programm führt die Trennung zwischen dem Hintergrund und der Partikel sowie für die Unterscheidung der Partikel über Farbschwellwerte durch. In Verbindung mit dem Export der Partikelparameter erfolgte eine kontinuierliche Auswertung der Kamerabilder, die eine erste Partikelcharakterisierung (Größe, Form, Material) präsentierte. Das Resultat des Matlab-Programms war die automatisierte Erzeugung von gelabelten Partikeldatensätzen, die ebenfalls für das Trainieren des Matlab-Modells Anwendung fanden.

Ein weiterführendes Kernergebnis ist die Überführung der Algorithmen in die Praxis. Die TU Bergakademie Freiberg stellte dabei die Inbetriebnahme sicher (TU BAF-MVTAT) und die Implementierung der Kameraanordnung mit dem Beleuchtungssystem (TU BAF-IAP). In Verbindung mit den Projektpartnern (TU BAF) erfolgten die Versuchsdurchführungen mit definierten Parametern (Partikel, Kamera, Beleuchtung, Sichter). Bei dem Messprogramm für offline/online-Auswertung erfolgte eine Anpassung der Matlab-Algorithmen an die realen Gegebenheiten, z. B. der Schwellwerte, die Implementierung einer „Background Subtraction“ sowie der Export der Zählergebnisse bzw. der Partikelparameter. Die Einbindung der SOPAT-Kamera für die „Echtzeit“-Analyse führte zu der Herausforderung, dass die 2D Partikelbewegung zu einer 3D Bewegung erweitert wurde und somit die Partikelgeschwindigkeit, Tiefenschärfe/Fokusebene und die Partikelgröße abhängig von der Kameraentfernung zu berücksichtigen war.

Die Auswertung mittels der angepassten Matlab-Algorithmen ermöglicht die Regelung und Übergabe an die Anlagesteuerung des Sichters. Im konkreten Anwendungsfall wurde die Spannung von 3,8 - 4,4 Volt variiert und Partikel in Kategorien (Aluminium, Kupfer, Separatorfolie) eingeteilt. Eine Kalibrierungskurve für die Algorithmen bestand aus sieben Datensätzen (Variation der Spannung und somit Windgeschwindigkeit) mit jeweils min. 100 Bildern, die etwa 10.000 detektierte und klassifizierte Partikel enthielt. Die Korrelation zwischen den tatsächlichen Trennergebnissen ermöglichte, die Windgeschwindigkeit des Zick-Zack-Sichters so zu regeln, dass Aluminium und Kupfer optimal getrennt wurden.

# Sachbericht zum Verwendungsnachweis

## Teil 2 – Eingehende Darstellung

<b>Vorhabenbezeichnung:</b> DIGISORT – Digitalisierung mechanischer Sortierprozesse beim mechanischen Batterierecycling	
<b>Zuwendungsempfänger:</b> Fraunhofer Institut für Keramische Technologien und Systeme (IKTS)	<b>Förderkennzeichen</b> 03XP0337C
<b>Projektleiterin</b> Dr. Manuela Heymann	<b>Laufzeit</b> 01.01.2021 – 31.03.2024

### 1. Durchgeführte Arbeiten und erzielte Ergebnisse des Teilvorhabens

#### AP 2 Kalibrierung / Validierung der Messmethoden

Das AP 2 diente zur Kalibrierung der verschiedenen in- und online Messmethoden. Die Bereitstellung definierter Materialproben ermöglichte die parallele ex-situ Charakterisierung, sodass ein Abgleich hinsichtlich der relevanten Parameter (stoffliche und Partikeleigenschaften) erfolgte. Des Weiteren wurden methodenspezifischen Referenzsignaturen in einer Datenbank erfasst, als Grundlage für die Identifikation und Analyse der Partikeleigenschaften unter Realbedingungen. Ferner wurde ein Konzept erarbeitet, wie die Datenstruktur des Informationsvektors aus dem Messsystem auszusehen hat, sodass diese für die Auswertung der Trennfunktionen sowie das Machine Learning (ML) nutzbar sind.

#### UAP 2.1 Vorbereitung / Erstellung definierter Materialproben der relevanten Komponenten (Al- und Cu-Folien mit und ohne Beschichtung) in Größen und Formklassen

Das FhG IKTS hat Materialproben aus früheren Projekten des Elektrodenherstellungsprozesses an die TU Bergakademie Freiberg geliefert. Für dieses Arbeitspaket wurden keine personellen Kapazitäten eingeplant.

#### UAP 2.2 Partikeltechnische (PGV, PFV) ex-situ Charakterisierung der Referenzproben

Im UAP 2.2 wurde ein vollumfängliches Messkonzept sowie eine Kalibrierung und Validierung der Inline-Partikeldetektion erarbeitet, welches im Sichtfeld des Luftstromkanals des Sichters platziert ist. Für eine Echtzeitanalyse des Prozesses durch eine zusammenhängende Detektion und partikeldiskrete Auswertung erfolgte eine Bestimmung von geeignetem Modellmaterial und passendem Hintergrund. Für den Partikeldatensatz mittels SOPAT InView und die Klassifizierung der zu bestimmenden Untergruppen erfolgte die Aufnahme von vier charakterisierten Referenzproben: Kupfer, Aluminium, Separator, Gehäuse.

Dieses Verfahren ermöglichte ein Transfer- und kooperatives Lernen von State of the art-Modellen für Instanz- und semantische Segmentierung. Weiterhin erfolgte die automatisierte Detektion der Material- und Größenverteilungen im Eingangsstrom der Partikel und ein Vergleich

von in- und online messbaren Partikelcharakteristika unter Beachtung der Performanz. Abbildung 1 zeigt den Vergleich von Größen- und Formmetriken in 2D sowie die Bewertung der Metriken hinsichtlich Echtzeitfähigkeit. Infolgedessen erfolgten Experimente zur Abschätzung einer Massenverteilung mithilfe von DCN (engl.: data center networking; z. B. über Tiefenschärfe der Bildaufnahmen).

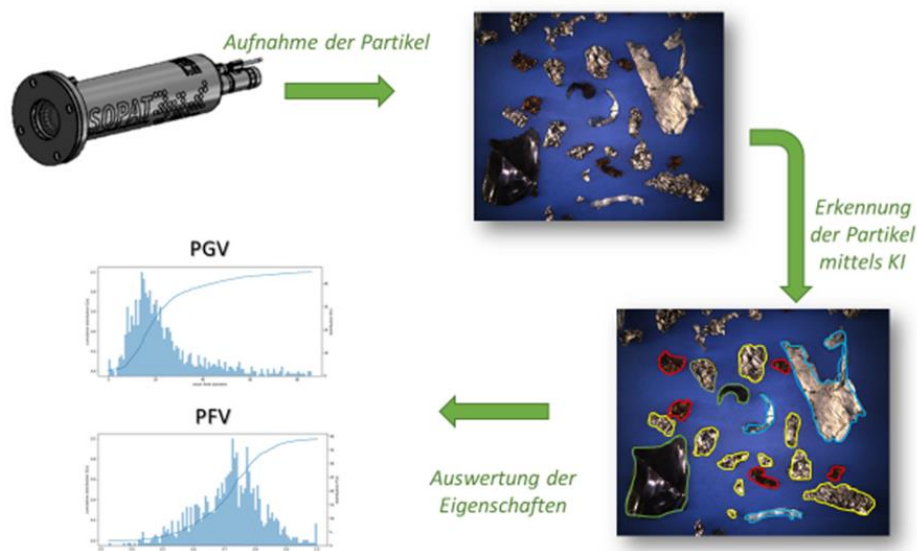


Abbildung 1: Datenauswertung zur Validierung der in-line Messungen

### UAP 2.5 Definition des partikeldiskreten Informationsvektors aus dem kombinierten Messsystem

In UAP 2.5 erfolgten zunächst konzeptuelle Arbeiten und Literaturrecherche, mit dem Ergebnis, dass der partikeldiskrete Informationsvektor Auskünfte zu Größe, Form und Material des Partikels enthalten. Aus der Erfassung der Partikeldatensätze aus UAP 2.2 wurde ein Konzept für die Datenstruktur des Informationsvektors entwickelt. In Abbildung 2 ist die Modelllösung für die Lokalisierung, Klassifizierung und Segmentierung aufgezeigt. Dafür wurde ein ML-Modell Mask R-CNN (engl.: Region-Based Convolutional Neural Networks) trainiert, um Objekte zu erkennen und zu segmentieren. Für den Informationsvektor werden durch die Instanzmasken hochauflösende Forminformationen zu den einzelnen Partikeln geliefert (siehe rechte Seite, Abbildung 2).

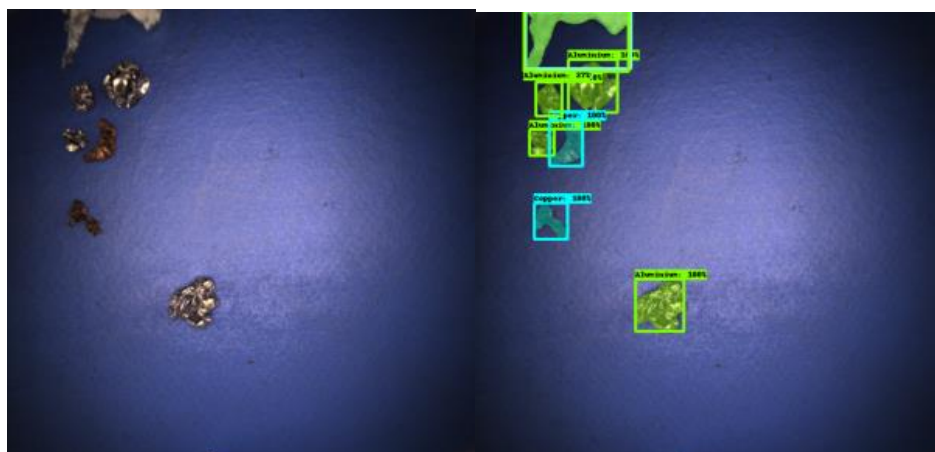


Abbildung 2: Instanzsegmentierung der Partikel

Vier Referenzproben sind die Grundlage für den Partikeldatensatz. Für ihre Auswertung wurden durch die Instanzmasken probenspezifische Kenngrößen erfasst (durch Matlab ausgegeben z. B. die Fläche, die Exzentrizität, Zirkularität). Bei der Berechnung der Kenngrößen konnten signifikante Unterschiede von bis zu drei Größenordnungen in der Rechenzeit erfasst werden. Diese Erkenntnis wurde bei der Auswahl der im partikeldiskreten Informationsvektor enthaltenen Kenngrößen für die Inline-Messungen im Strömungskanal des Sichters zu berücksichtigt.

### **AP 3 Datenmanagement und Regelungskonzepte auf Basis reduzierter Datensätze**

Das AP 3 schaffte die Voraussetzungen für den geregelten Betrieb der technischen Windsichtanlage. Die Klassier- bzw. Sortieranlage (Aufstrom-Zick-Zack-Sichter) wurde modifiziert und in Betrieb genommen sowie für die Integration der Messtechnik vorbereitet. Ferner wurde eine konventionelle Regelstrategie entwickelt, die dynamisch auf einige zentrale sich ändernde Eingangsgrößen reagieren kann. Hierzu zählen unter Berücksichtigung stofflicher Parameter insbesondere die Partikelgröße und -form des im Trennschritt verarbeiteten Schredderprodukts. AP 3 war die Vorarbeit für die AP 4 und AP 5 und nutzt gleichzeitig die Ergebnisse beider Arbeitspakete. Die Regelungsstrategie wurde im letzten Projektjahr an der Anlage implementiert. Als Eingangsstoffströme wurden analog zu AP 4 Modellstoffgemische und analog zu AP 5 reale Stoffströme aus dem Aufschlusszerkleinerungsprozess eingesetzt.

#### UAP 3.2 Organisation der Datenablage und Einbindung in eine Cloud-basierte Dateninfrastruktur

Für die Entwicklung und Darstellung der Messtechnik in einer Datenbank erfolgte eine Zusammenarbeit mit dem Projekt DiRectION sowie die Kooperation mit dem clusterübergreifenden Projekt InfraDatRec. Die Datenbankstruktur wurde den Anforderungen an dynamische Arbeitsabläufe, manuelle und automatische Prozesse bzw. Messdateneingabe und leichter Erweiterbarkeit bzw. geringem Wartungsaufwand gerecht. Das lokale Datenbanksystem aus Freiberg wurde stetig erweitert und auf den Servern des IKTS implementiert.

Der Übergang zu einer produktiven Serverinstanz erfolgte bei der Verwaltung der Datenbank durch das Managementsystem PostgreSQL. Dieses ermöglichte die Integration unterschiedlicher Datenformate über die Standorte und Laborgeräte hinweg sowie eine anschließende Verknüpfung. ProstgREST wurde für die Bereitstellung der Daten mittels einer REST-Schnittstelle verwendet und ermöglichte die Anbindung weiterer Datenquellen und Nutzer. Zur Wahrung der Sicherheitsmechanismen wurde ein Reverse-Proxy ausgewählt. In Abbildung 3 bildet die Serverinstanz und die Vernetzung der Sensorik und dem direkten Steuerungs-PC ab. Die Übertragung der Daten erfolgte durch eine halbautomatische Abfrage und den Import in die Datenbank. Änderungen in der Messdatenablage wurden durch die Software überwacht und aktuelle Daten transferiert. Die Anbindung der Geräte an das TU BAF Netzwerk und die Einbindung von Sensoren ermöglichte, die unterschiedlichen Messdaten zu erfassen. Diese werden lokal für jeden Versuch zusammengeführt und manuell in der Datenbank integriert.

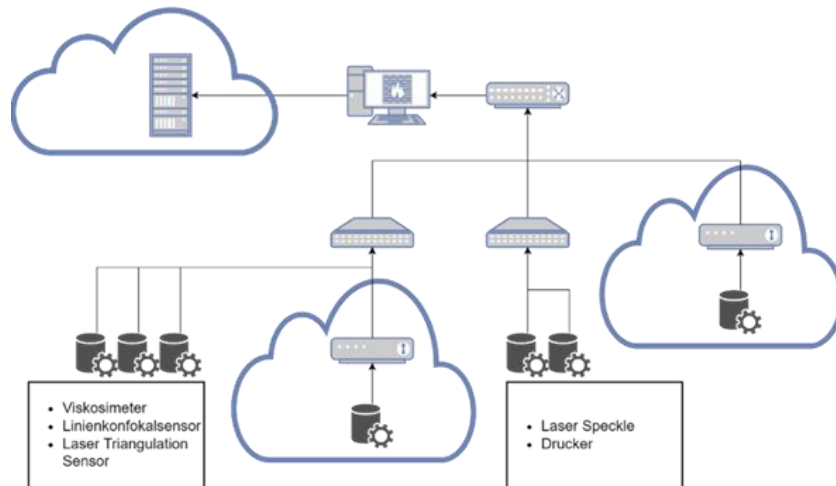


Abbildung 3: Vernetzung der Sensorik

### UAP 3.3 Datenreduktion in niederdimensionale Kennfelder für konventionelle Regelungskonzepte

Für die Regelung des Trennprozesses wurden die Partikelparameter und deren Verteilung am oberen Ende des Sichters aus den Bilddaten erfasst und ausgewertet (siehe Abbildung 4). Dies erfolgte über einen farbschwellwertbasierten Ansatz mittels Matlab sowie über ein ML-Modell. Die erstgenannte Variante lieferte gute Ergebnisse bei konstanten Messbedingungen (z. B. Beleuchtung). Die zweite Variante lieferte bessere Ergebnisse bei schwankenden Verhältnissen (in der Regel in der Praxis) und wurde kontinuierlich mit weiteren Datensätzen optimiert.

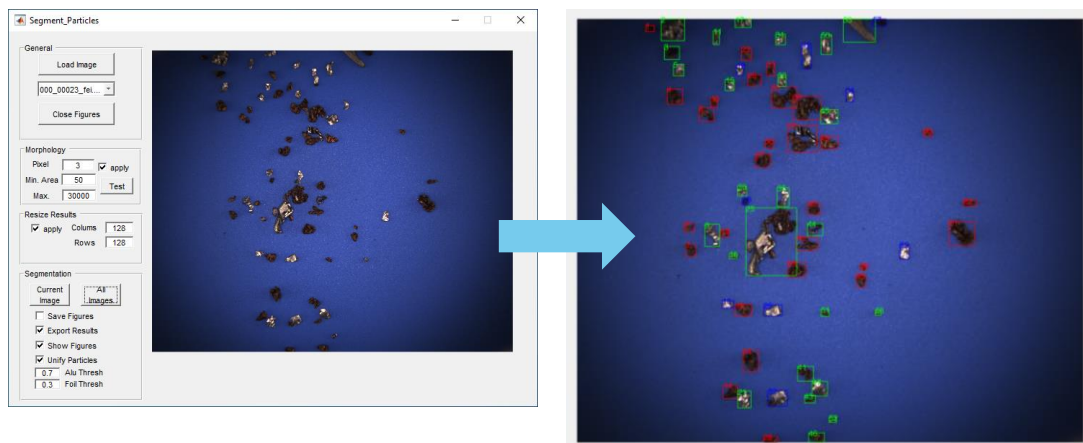


Abbildung 4: Matlab-GUI zur Segmentierung und Klassifizierung der Partikel und Ergebnis

Anhand von definierten Schwellwerten erfolgte eine Anpassung der Strömungsgeschwindigkeit des Sichters, um das Trennverhalten optimal zu beeinflussen. Mithilfe des Modells wurden die erhaltenen Parameter zur Klassifizierung der Partikel genutzt und die Materialverteilung aller Partikel im Luftstrom ermittelt. Der Matlab-Ansatz setzte die Verteilung der Materialzusammensetzung sowie die Parameter Größe und Form als Regelparameter ein.

### UAP 3.4 Zusammenführung der online-Daten mit den offline-Daten der Validierung aus AP 2

In diesem UAP wurden die Ergebnisse der Projektpartner aus dem UAP 2.3 und 2.4 auf ihre Charakteristika untersucht sowie durch eine enge Zusammenarbeit und den Austausch der

Daten mit der TU BAF und dem MVTAT erfolgte die Zusammenführung der Daten. Die offline und online Daten wurden für das iterative Training der Matlab bzw. ML-Modelle (siehe UAP 3.3) integriert. Trainingsdatensätze (bereitgestellt vom MVTAT) aus Bilderserien von Partikeln aus verschiedenen Materialproben wurden in das vortrainiertes ML-Modell auf die Problemstellung angepasst, um die Partikel zu klassifizieren und vom Hintergrund zu segmentieren. Dabei wurden die Klassen „Aluminium“, „Kupfer“, „Separator“ und „Andere“ (z. B. Gehäusereste, Verunreinigungen in den Materialproben, nicht zuordnungsfähige Partikel) definiert. Für die Validierung wurden 20 % der Bilder als Testdatensatz zurückgehalten. Abbildung 5 zeigt die Validierungsergebnisse. Der Testdatensatz zeigt die Zuordnung der Klassen der Partikel laut manueller Klauung und die Modellvorhersage, wie viele Partikel jeder Klasse das Modell detektiert hat.

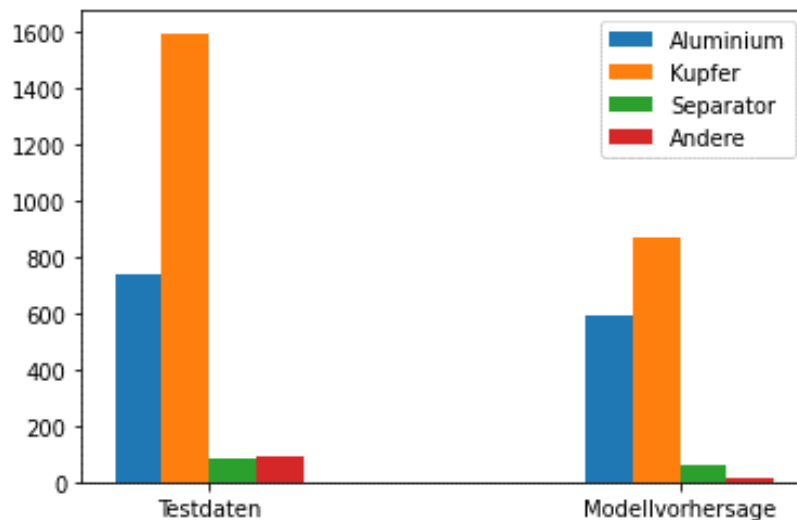


Abbildung 5: Anzahl von Partikeln in den vordefinierten Klassen im Testdatensatz verglichen mit der Segmentierung des Modells

Zur Beurteilung der Güte der Segmentierung wurde Metrik „Mean Intersection over Union“ (Mean IoU) durchgeführt. Diese setzt die korrekt segmentierte Fläche (True Positive) ins Verhältnis zur Summe der korrekt segmentierten Fläche, der fälschlicherweise segmentierten Fläche (False Positive) und der fälschlicherweise nicht segmentierten Fläche (False Negative). Bei einer idealen Segmentierung ist der Mean IoU Wert 1, Tabelle 1 stellt die Ergebnisse dar.

Tabelle 1: Mean IoU für die zu detektierenden Klassen an Partikeln

	Aluminium	Kupfer	Separator	Andere
<b>Mean IoU</b>	0,749	0,708	0,633	0,556

Die im offline-Setup verwendeten Materialpartikel wurden in acht repräsentative Proben unterteilt. Durch ein vergleichbares Setting auf einem Förderband wurde die zur erwarteten Partikelverteilung im Zick-Zack-Sichter gewährleistet. Die Bilddaten wurden mit einem Mask-rCNN basierten ML-Modell klassifiziert und segmentiert. Das Modell erreichte eine Genauigkeit von 0,95 nach 400 Iterationen bei einem Gesamtfehler von 0,43 (total loss). Für die Validierung des online Messkonzepts wurde eine nicht vermessene Materialprobe durch das MVTAT bereitgestellt, welche weder für das Trainieren des offline noch für das Trainieren des online

Modells verwendet wurde. Die Materialprobe wurde in beiden Messaufbauten vermessen sowie die Verteilungen der Partikelgröße und der Partikelform in den unterschiedlichen Messsystemen verglichen.

### UAP 3.5 Implementierung der Kennfeld-basierten Regelung

Für eine konventionelle Regelung wurde die Hochgeschwindigkeitskamera mit geeigneter Beleuchtung am Sichtfenster des Sichters installiert (Abbildung 6). Während des Trennvorgangs beobachtet die Kamera die Partikel im Sichtfeld und analysiert diese. Zu diesem Zweck wurde ein Algorithmus eingesetzt, der das Kamerabild in Echtzeit auswertet. Dabei wurden die vorhandenen Partikel segmentiert, klassifiziert, gezählt und ihre Geometrie vermessen. Die Zählerergebnisse und Partikelparameter (z. B. Größe, Form, Material, u.a.) wurden angezeigt und/oder exportiert.

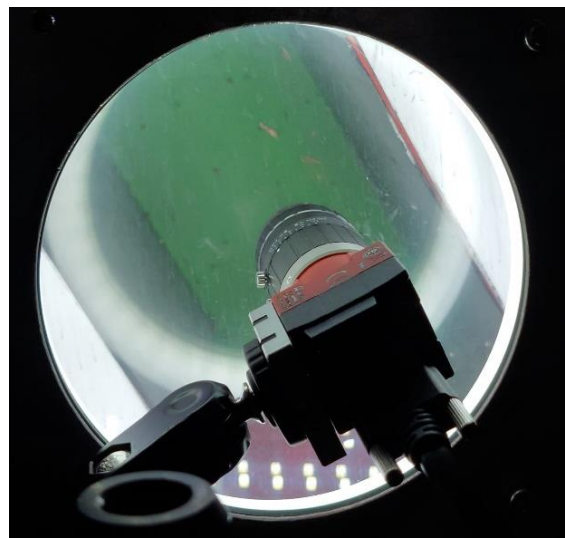


Abbildung 6: Kameraaufbau am Sichter

Der Regelwert wurde automatisch im Messprogramm (Matlab) ermittelt und an die Anlagensteuerung des Sichters (Labview, Abbildung 7) weitergegeben. Die Anlagensteuerung prüfte kontinuierlich, auf welchen Wert die Windgeschwindigkeit geregelt werden musste und beeinflusste das Trennergebnis von Aluminium und Kupfer.

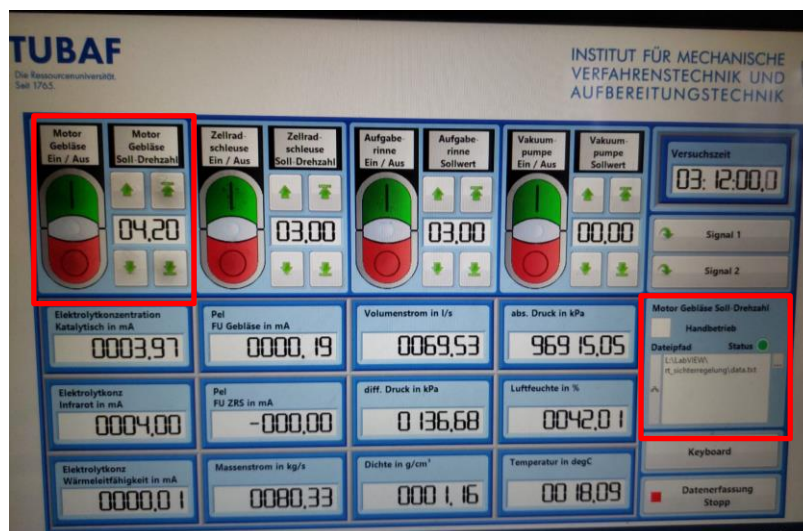


Abbildung 7: Labview-Anlagensteuerung mit Regelungsoption

### UAP 3.6 Validierungsbetrieb des geregelten Sichters mit Modellmaterialien

In Zusammenarbeit mit der TU BAF erfolgte die Parametrierung der Regelung für die RGB-Kamerabilder mittels Matlab. Hierfür wurden Datensätze mit unterschiedlichen Sichter Parametern (z. B. Windgeschwindigkeit, Kameraparameter) und Probenzusammensetzungen (Abbildung 8) aufgenommen und zunächst offline ausgewertet.



Abbildung 8: Verwendete Probenzusammensetzungen (Kupfer/Al)

Im Anschluss wurden die Erkenntnisse für die Echtzeit-Analyse genutzt (Abbildung 9). Typischerweise wurden 100-500 Bilder pro Trennversuch mit festen Anlagenparametern aufgezeichnet und offline ausgewertet. Je nach Ausgangsmaterial und Sichter-Parametern wurden pro Bild bis zu 200 Partikel detektiert. Abbildung 10 zeigt den Zusammenhang von Windgeschwindigkeit und Partikelverhältnis Aluminium/Kupfer im Sichtfeld. Die Regelung passte die Siebgeschwindigkeit so an, dass einen konstanter Al/Cu-Wert eingestellt wurde.



Abbildung 9: Auswertung der Kameradaten in Echtzeit

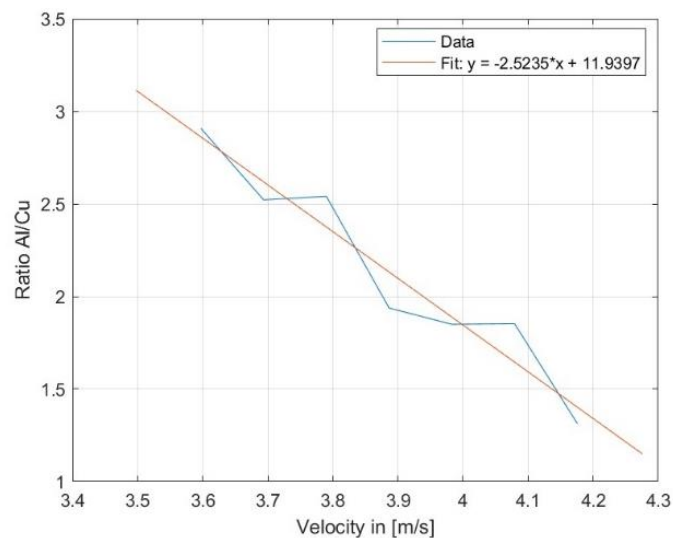


Abbildung 10: Zusammenhang von Windgeschwindigkeit und dem Aluminium/Kupfer-Verhältnis

### **AP 4 Modelldatensätze des Trennprozesses**

Das AP 4 diente der Erfassung von Messdaten und den dazugehörigen Auswerteargorithmen. Die Messung der partikeldiskreten Datensätze fand an einem Referenzpunkt in der Anlage statt. Die dortige Messung war charakteristisch für das Trennergebnis bzw. die erreichte Produktqualität in einem ausreichend großen Betriebsfenster. Mithilfe von Modellmaterialmischungen (AP 2) mit definierter Partikelgrößenverteilung (PGV) und Partikelformverteilung (PFV) sowie stofflicher Zusammensetzung (ZV) wurden erste Datensätze von Trennungen

bzw. Zuständen in der Trennzone erarbeitet. Die Datenauswertung, bzw. die Einteilung in die Messintervalle, zielte auf die Bereitstellung einer hohen (statistisch belastbaren) Anzahl an Datensätzen. Ziel des AP 4 war, ein erstes mehrdimensionales Parameterfeld von Informationsvektoren zu erarbeiten und dieses zu bewerten.

#### UAP 4.2 Evaluation und Optimierung der Datenqualität aus der eingesetzten Messtechnik

Die Untersuchungen zur Datenqualität mit der eingesetzten Messtechnik zeigten, dass die Störfaktoren die Aussagekraft definierter Testszenarien am Sichter beeinträchtigten. Zum einen wurden reine Stoffgemische und zum anderen Stoffgemische mit bekannter Zusammensetzung klassifiziert. Diese dienen zur Bewertung der automatisierten Klassifizierung des Partikelstroms. Des Weiteren wurde die Bearbeitungszeit der Klassifizierung untersucht, um die Analyse in der Anlage praktikabel einzusetzen. Bereits vor den Versuchen am Sichter zeigte sich, dass die Segmentierung und Klassifizierung der Partikel durch eine Farbschwellwertanalyse des Matlab-Algorithmus stark auf schwankende Beleuchtungsverhältnisse reagierte und in der Folge Partikel falsch klassifiziert wurden, siehe Abbildung 11. Im Laboraufbau wurde dies durch eine homogene Beleuchtung weitestgehend kompensiert. Die vorliegende Evaluation führte zu einer weiteren Segmentierung der Daten.



Abbildung 11: Segmentierte und klassifizierte Kupfer (rot)- und Aluminium (grün) Partikel

Bei einer zweiten Variante wurden von Hand gelabelte Partikeldatensätze genutzt, um ein ML-Modell zu trainieren, das Partikel automatisch klassifizierte. Eine weitere Variante nutzt ebenfalls ein ML-Modell, wurde jedoch mit Daten aus dem Matlab-Algorithmus trainiert. Der Vorteil war, dass mehr Datensätze zur Verfügung standen, jedoch konnten Fehlinterpretationen auftreten. Als Vergleichsgrundlage der verschiedenen Varianten (rein Matlab, rein ML-Modell, Matlab + ML-Modell) wurde die Verarbeitungsdauer und Genauigkeit genutzt, um das beste Ergebnis der Detektion zu bestimmen. Es zeigte sich, dass die ML-Algorithmen gut am Laboraufbau funktionieren, jedoch für die Echtzeitanalyse von Bildern mit vielen Partikeln am Sichter zu langsam waren.

## UAP 4.5 Zusammenführung aller vorhandenen Datensätze für die Einzelpartikel

In Abstimmung mit dem Projektkonsortium erfolgte zunächst eine Überprüfung der Partikelverteilungen. Abbildung 12 zeigt den Einsatz der Kamera, mit der die Klassifizierung des Modells korrekt erfolgte. In der Abbildung ist die RGB-Zuordnung der Kamera zu erkennen: Aluminium – Rot, Kupfer – Grün und Separator – Blau.

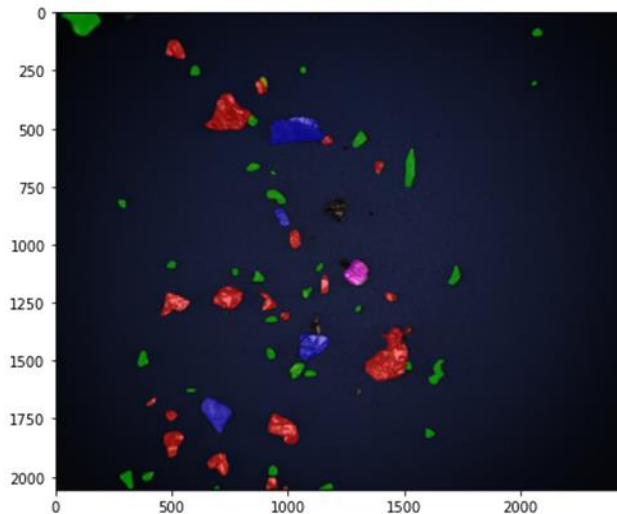


Abbildung 12: Charakterisierung der Partikel durch die Kamera

Nachfolgend wurden mit dem Kameraaufbau am Sichter die Modelldatensätze aufgezeichnet. Die Auswertung dieses Datensatzes erfolgte mit dem Matlab-Programm (Abbildung 13).

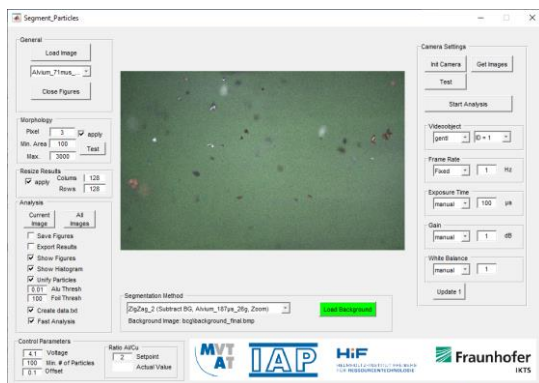


Abbildung 13: GUI zur online/offline Auswertung der Kamerabilder

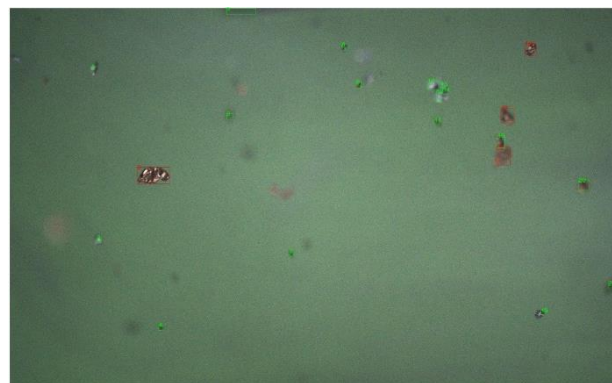


Abbildung 14: Graphische Darstellung des Auswertungsergebnisses

Typischerweise bestand ein Datensatz aus 100 Bildern mit ca. 10.000 detektierten und klassifizierten Partikeln. Neben dem Überblickbild mit den klassifizierten Partikeln (Abbildung 14) wurden die Parameter jedes Einzelpartikels (Material, Lage, geom. Parameter, Bildausschnitt, usw.) sowie die Zusammenfassung des kompletten Datensatzes und verschiedene Histogramme (geometrische Parameter, siehe Abbildung 15 Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.) ausgegeben.

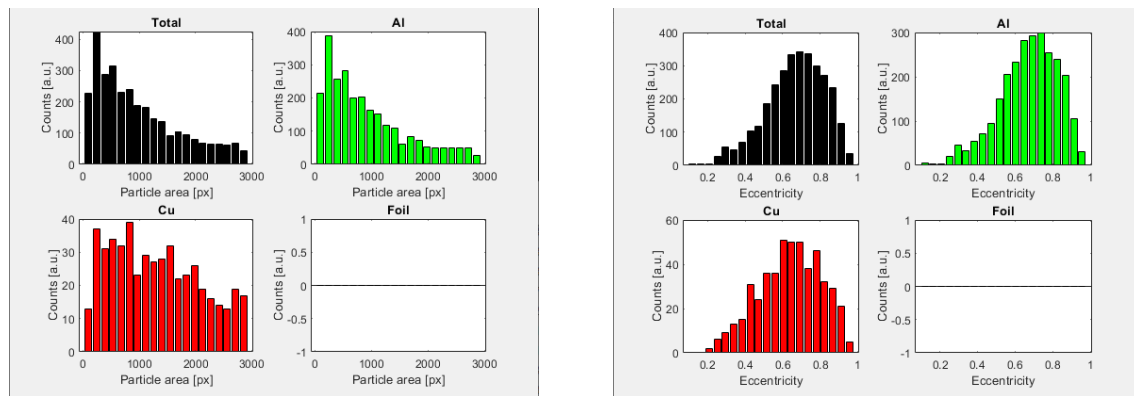


Abbildung 15: Verteilung der Exzentrizität sowie Flächen der analysierten Partikel

#### UAP 4.6 Auswahl oder Aufbau eines ML-Algorithmus zur Datenanalyse

Das Arbeitspaket befasste sich mit der Auswahl und dem Aufbau eines ML-Modells. Als Basis wurde ein manuell gelabelter Datensatz aus verschiedenen Partikel-Bildern aus unterschiedlichen Materialproben verwendet, um die ML-Modelle zu trainieren (Partikel zu klassifizieren und vom Hintergrund zu segmentieren). Wie im UAP 4.4 beschrieben, konnte die Performance durch die farbbasierte Segmentierung der RGB-Daten bewertet werden. Die Ergebnisse der farbbasierten Segmentierung wurden weiterhin als zusätzliche Trainingsdaten für das ML-Modell eingesetzt. Als Basis wurde ein manuell gelabelter Datensatz aus verschiedenen Partikel-Bildern aus unterschiedlichen Materialproben verwendet, um das ML-Modell zu trainieren. Dieser Algorithmus wurde iterativ für die mehrdimensionale Trennfunktion weiterentwickelt. Die Herausforderungen (Limitierung auf geringe Partikelzahl, Probleme bei Überlappung der Partikel und zu lange Rechenzeiten) wurden nicht zufriedenstellend mit den ML-Modellen gelöst. Daher wurde dieser Ansatz in der Praxis für die Echtzeit-Analyse/Regelung nicht verwendet und die weiteren Versuche beschränkten sich auf den Schwellwert-basierten Ansatz.

Zur Entwicklung und Optimierung dieser Algorithmen wurden Datensätze mit unterschiedlichen Versuchsbedingungen aufgenommen und offline ausgewertet. Insbesondere die Kamerareinstellungen, Belichtungseinstellungen und die Integration am Sichter wurden variiert, um die bestmögliche Konfiguration zu finden. Beim ersten Setup war die Segmentierung aufgrund des grauen Hintergrunds nicht ausreichend. Daher wurde der Sichter mit einer matten, grünen Folie ausgestattet, was zu deutlich besseren Ergebnissen führte. Des Weiteren war der Bildausschnitt nicht optimal, da die Beleuchtung nicht im ganzen Sichtfeld homogen war und die Sichterseitenwände teilweise falsche Ergebnisse lieferten (Abbildung 16). Aufgrund der dreidimensionalen Bewegung im Sichter variierte der Partikelabstand vor der Kamera. Dies hat Auswirkungen auf die Größe (= Fläche im Bild) sowie die Schärfe/Ausleuchtung der Partikel.

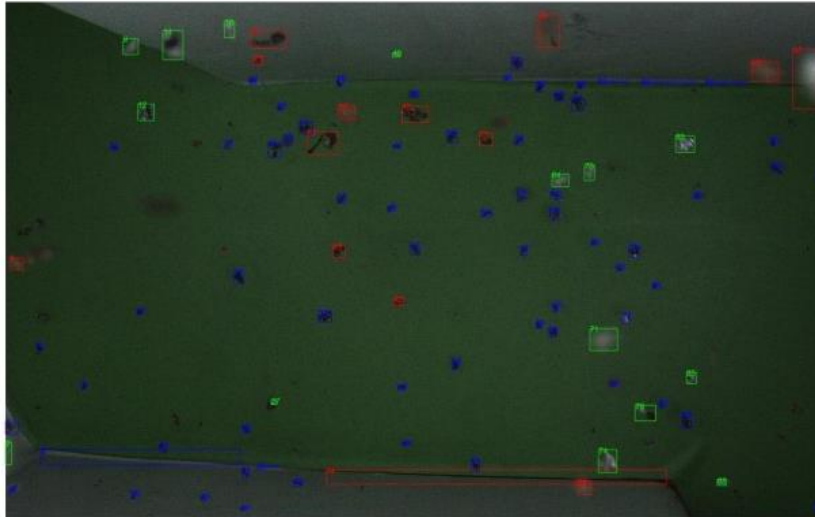


Abbildung 16: Klassifizierte Partikel (rot - Kupfer, grün - Aluminium und blau - Separatorfolie) bei nicht optimalen Bedingungen.

Zur Störungsbehebung wurde der Aufbau angepasst, u. a. das Sichtfeld verkleinert, die Beleuchtung optimiert und die Algorithmen angepasst. Zur Bewertung der Klassifizierung wurden reine Kupfer- bzw. Aluminium-Partikelfractionen im Sichter beobachtet (Abbildung 17). Für Kupfer betrug die richtige Klassifizierung  $(90\pm 3)\%$  und für Aluminium  $(85\pm 3)\%$ . Typischerweise erfolgte eine falsche Klassifizierung bei sehr kleinen, schlecht ausgeleuchteten Partikeln, bei denen keine spezifischen Unterschiede erkennbar waren.

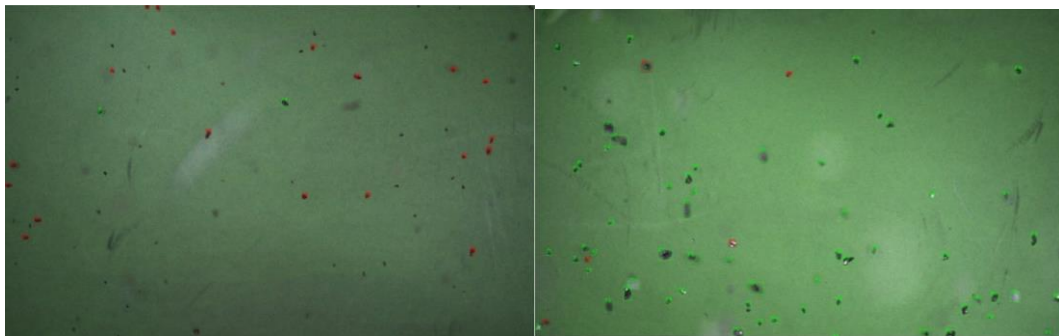


Abbildung 17: Analyse reiner Partikelfractionen: oben: Kupfer (rot) und unten: Aluminium (grün)

#### UAP 4.7 Datenbasierte Erzeugung von mehr- bzw. multidimensionalen Kennfeldern / Trennfunktionen

Die farbbaasierte Trennfunktion in Matlab wurde für die einzelnen Partikelfractionen ermittelt. Hierfür wurden konkrete Schwellwerte in den Farbräumen RGB, HSV, YCbCr bzw.  $L^*a^*b^*$  mit definierten Proben ermittelt und getestet. Die beste Kombination wurde für alle weiteren Experimente ausgewählt.

Eine Trennfunktion basierend auf den geometrischen Eigenschaften gestaltete sich als schwierig, da die Partikel anders als bei den Laboruntersuchungen sich in einem Volumen bewegten. Folglich variierten der Abstand und die Orientierung der Partikel zur Kamera und wurden z. B. Größe/Fläche (und somit Volumen bzw. Masse) oder Durchmesser nicht verlässlich bestimmt. Es wurden Ansätze zur selektiven Auswertung von Partikeln im Fokusbereich (definierter Abstand) probiert. Konkret sollten die Partikel nach ihrer Schärfe aussortiert und

im Anschluss vermessen werden. Aufgrund der hohen Geschwindigkeit (Bewegungsschärfe) und teils unzureichender Ausleuchtung (dunkle Partikel) konnten keine zufriedenstellenden Ergebnisse erzielt werden. Ein weitestgehend abstandsunabhängiger Parameter ist die Exzentrizität der Partikel. Dies funktioniert gut bei „großen“ Partikeln und weist Ungenauigkeiten bei „kleinen“ Partikeln (z. B. im Hintergrund) bzw. unscharfen Partikeln auf.

Weitere Informationen der Partikel wären z. B. Umfang, Durchmesser, Zirkularität, FERET-Durchmesser und Winkel. Für die Größendefinition wurde zusätzlich die FERET-Diagonale als Metrik gewählt, wohingegen die Partikelform durch die Partikelfläche über die kleinstmögliche FERET-Box als Parameter beschrieben wurde (Abbildung 18). Dabei wurde die Partikelgröße auf den Bereich der kleinsten absoluten FERET-Diagonalen bis zur größten absoluten FERET-Diagonale normiert. Die so beschriebenen Metriken wurden Teil des partikeldiskreten Vektors.

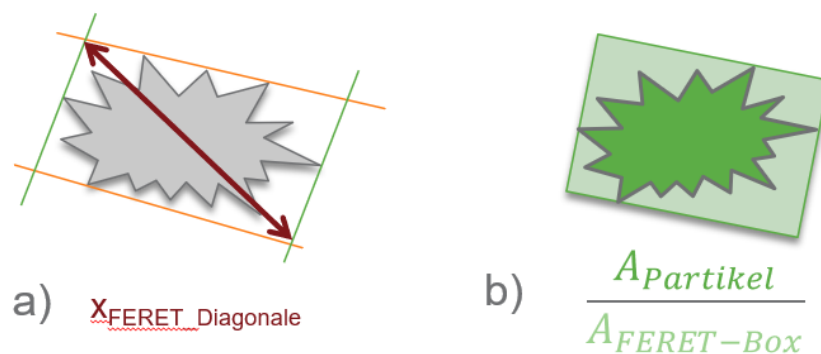


Abbildung 18: Definition der Metriken für (a) Größe und (b) Form.

## AP 5 Experimentelle Datensätze realer Trennprozesse

Im AP 5 wurden analog zu AP 4 an realen Stoffströmen experimentelle Trenndatensätze ermittelt. Hierzu wurden Materialien aus der Testproduktion, aus dem Projekt LOWVOLMON sowie aus einer an TU BAF MVTAT verfügbaren Prozesskette verwendet (AP 2). Die ex-situ Charakterisierung wurde auf das zwingend notwendige Maß reduziert. Die Partikeldaten wurden durch die kombinierte Messtechnik als Informationsvektor bereitgestellt. Ziel des AP war eine Validierung der am Modellsystem erlangten Erkenntnisse unter Realbedingungen. Die Datensätze wurden hinsichtlich des Parameterfelds der Trennfunktionen ausgewertet und zusätzliche Datensätze für das ML aufbereitet. Es erfolgte ein Vergleich der Kennfelder idealisierter und realer Stoffströme, um deren Sensitivität hinsichtlich sekundärer Einflüsse, insbesondere Fremdmaterialien im System, zu quantifizieren.

### UAP 5.3 Datenbasierte Erzeugung von mehr- bzw. multidimensionalen Kennfeldern / Trennfunktionen für reale Einsatzmaterialien

Nach den Tätigkeiten aus dem AP3 und AP4 wurde ein Algorithmus für die Datenanalyse erarbeitet. Die Auswertung der offline und online Daten erfolgte mit einem Matlab-Programm, mit dem Ziel, die RGB-Kamera für „Echtzeit“-Analysen einzubinden (< 0,5 s/Frame). Die Herausforderung war die Bewegung sehr vieler Partikel im Volumen und somit die Bestimmung der Partikelgröße und die Tiefenunschärfe im Sichter, die einen Kompromiss von Beleuchtung und Belichtungszeit zur Folge hatte, um scharfe und helle Partikel zu klassifizieren. Gemeinsam mit den Projektpartnern wurde das optimale Setup für die Datenaufzeichnung ausgewählt.

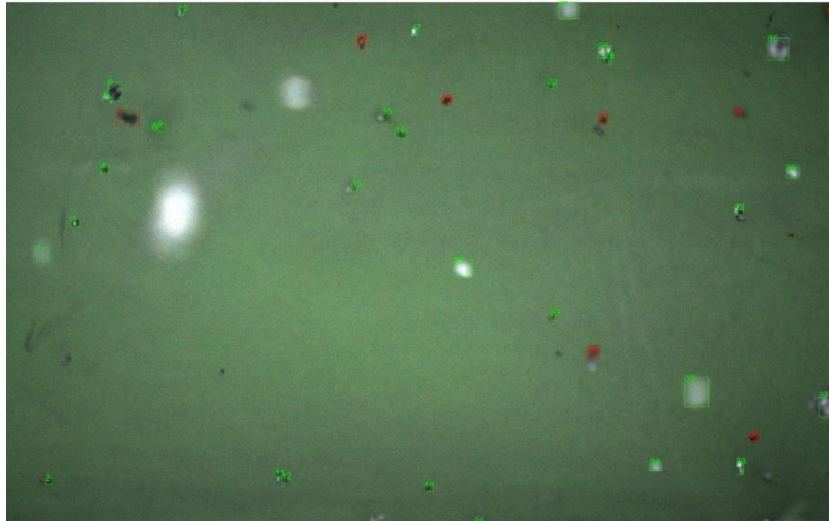


Abbildung 19: Beispiel für Partikelklassifizierung (rot – Kupfer, grün - Aluminium)

Kupferfraktion



Aluminiumfraktion



Abbildung 20: Beispiel für das Trennergebnis

Die Kamera am Sichter beobachtet den Materialstrom, welcher nach oben abgetrennt wurde (Aluminium). Die Regelung maximierte den Aluminiumanteil im Bildausschnitt und minimierte den Kupferanteil. Ein Regelparameter wäre bspw. das Verhältnis Aluminium/Kupfer (Abbildung 10). Es zeigte sich, dass eine Verbesserung des Trennergebnisses der einen Fraktion zu einer Verschlechterung/Verunreinigung der anderen Fraktion führte. Die ermittelten farbbauierten Trennfunktionen für die Partikel konnten für die realen Materialströme übernommen und eingesetzt werden.

#### UAP 5.4 Validierungsbetrieb des geregelten Sichters mit realen Einsatzmaterialien

Das UAP wurde zusammen mit den Projektpartnern am Zick-Zack-Sichter bearbeitet. Hierfür wurden verschiedene Probenzusammensetzungen vorbereitet und im Sichter separiert. Es zeigte sich, dass eine Regelung anhand der geometrischen Parameter der detektierten Partikel nicht zielführend ist, da sich die Partikel frei im Volumen bewegen können. Folglich ist bspw. die Größe abhängig vom Abstand zur Kamera und somit nicht referenzierbar. Ebenso gibt es Variationen in der Schärfe und Ausleuchtung (Farbwiedergabe der Partikel), so dass nicht alle Partikel eindeutig erkennbar sind. Abbildung 21 zeigt beispielhaft die Ergebnisse der Versuche mit unterschiedlichen Zusammensetzungen. Dabei konnten keine Unterscheidung

der Partikel durch Form oder Geometrie festgestellt werden, da die Partikel zudem homogenisiert waren. Eine Homogenisierung der Partikel begünstigt die Separation im Sichter.

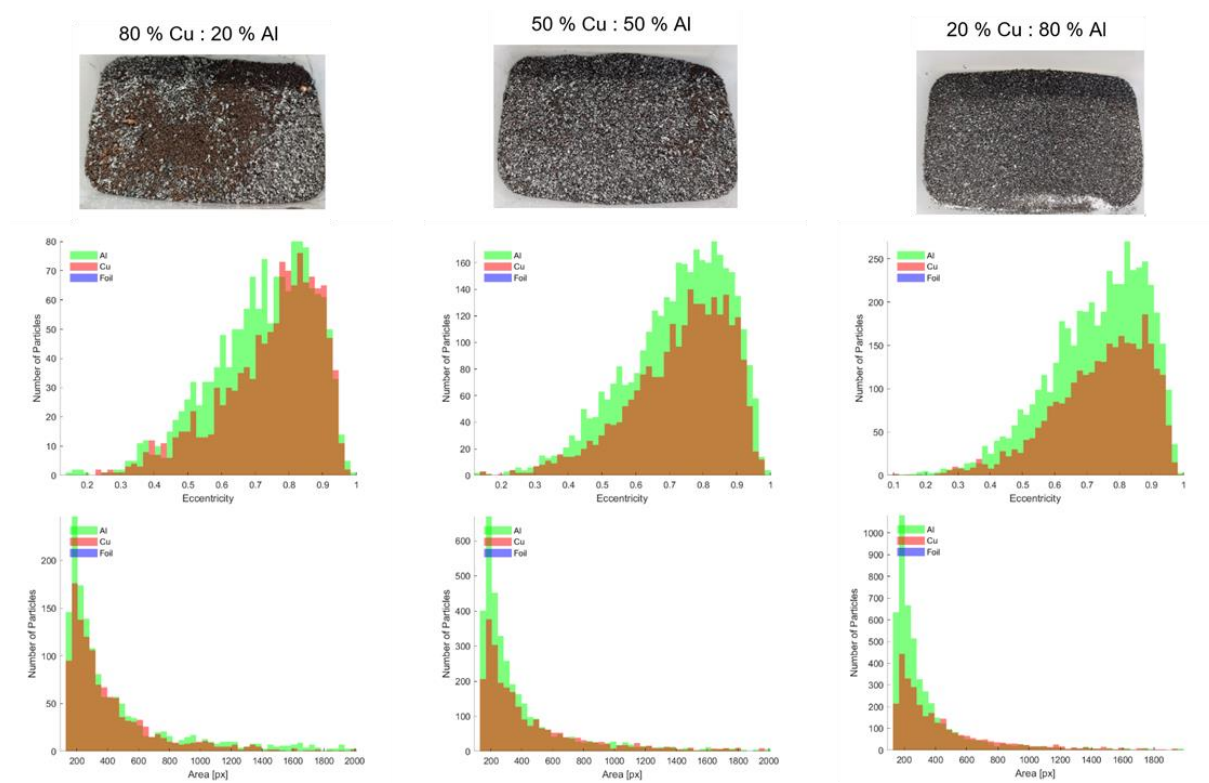


Abbildung 21 - Ergebnisse der Versuchsreihen mit unterschiedlicher Materialzusammensetzung

Die Regelung des Sichters wurde schlussendlich über das Partikelverhältnis im Bildausschnitt technisch realisiert. Die Windgeschwindigkeit konnte nahezu in Echtzeit ( $< 0,5$  s) geregelt werden, um ein vordefiniertes Partikelverhältnis einzustellen. Zusammen mit den Projektpartnern wurde die Regelung mit Realmaterial ausgetestet. Dabei wurde das Verhältnis zwischen der während des Betriebs des Sichters ermittelten Partikelzahlen zwischen mehreren Bildern gemittelt ermittelt, und basierend auf zuvor definierten Schwellwerten wurde die Windgeschwindigkeit entsprechend angepasst. Es hat sich gezeigt, dass eine darauf basierende Regelung mit bekanntem Ausgangsmaterial zwar möglich ist, aber nur mit einem einzigen Verhältnis an diesem Sichtfenster keine hinreichende Regelgröße ist. Schwankende Partikelkonzentrationen im Ausgangsmaterial beeinflussen dieses Verhältnis ebenso wie die Windgeschwindigkeit im Sichter. Falls Informationen über die Zusammensetzung des Sinkproduktes durch eine zweite ähnliche Sensoreinheit im unteren Bereich des Sichters ermittelt werden können, sollte es möglich sein eine Regelung unabhängig vom Ausgangsmaterial einzustellen, die eine Verbesserung der Trennung ermöglicht. Das wäre aber der Gegenstand eines möglichen Folgeprojektes.

## 2. Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

Im Projekt erfolgt während der Laufzeit eine Mittelverschiebung ab dem ersten Projektjahr, die eine zuwendungsneutrale Laufzeitverlängerung ermöglichte. Diese basierten auf der Verzögerung bei der Beschaffung und Inbetriebnahme der Labormesstechnik, die zu einer späteren Datenverfügbarkeit der Offline-Daten und somit zum Verzug bei den Arbeiten zur Bilderkennung führten. Hinzukommt ein Angriff auf die IT-Infrastruktur der TU Bergakademie Freiberg im Januar 2023, durch den die digitalisierten Anlagen über mehrere Monate nicht betrieben

werden konnten und die daraus resultierende Verzögerung bei der softwaretechnischen Bearbeitung der Projektaufgaben. Dies ist damit zu begründen, dass die Steuerung und zugehörige Rechnertechnik in das Netzwerk der TU Bergakademie Freiberg eingebunden sind und diese nach dem Angriff vollständig neu strukturiert und aufgesetzt werden mussten. Um die Projektziele und Untersuchungen vollständig und in einem guten Umfang abzuschließen, erfolgte eine zuwendungsneutrale Verlängerung des Projektes um drei Monate. Das Projekt konnte inhaltlich bis zum 4. Quartal 2023 die praktische Realisierung abschließen. In den ersten Quartal 2024 lag der Fokus somit auf dem Abschluss der Inbetriebnahme und den experimentellen Datensätzen von realen Trennprozessen.

Eine Mittelumwidmung während der Projektlaufzeit erfolgte nicht. Der Arbeitsaufwand, der durch die Herausforderungen bei der Projektbearbeitung entstand, führte zu einem Mehrbedarf der Personalkosten von 15.026,53 € und bei den Investitionen von 812,74 €. Bedingt dadurch, dass ein Großteil der geplanten Projekt- und Clustertreffen online stattfanden, erfolgte ein Minderbedarf an Reisekosten von 4.800,46 € und Materialkosten von 1.813,08 €. Der jeweilige Minder- bzw. Mehrbedarf der einzelnen Positionen lag jeweils unterhalb der mitteilungspflichtigen 20 % an den Projektträger.

### 3. Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

Konkrete Verwertung	Erfolgsaussichten	Zeithorizont
Heranbildung von (wissenschaftlichem) Nachwuchs durch studentische Arbeiten und Doktoranden in den Bereichen Datenverarbeitung mit Methoden des maschinellen Lernens	Sehr hoch, im Rahmen des Projektes sind studentische Abschlussarbeiten und Dissertationen entstanden Gesamt: 1 Dissertation	aktuell
Transfer zu Nutzergruppen im Bereich Batterierecycling, Sensorhersteller, Batteriefertigung und Anlagenbau durch Publikationen auf Konferenzen und in Printmedien	Sehr hoch, im Rahmen des Projektes entstanden zahlreiche Veröffentlichungen und, die verschiedenen Nutzergruppen zugänglich gemacht werden Gesamt: 5 Full-Paper, 4 Konferenzpaper, 6 Posterbeiträge	aktuell
Aufbau und Vertiefung von Kompetenzen im Bereich Datenerfassung, Datenreduktion und Datenverarbeitung für mechanische Sortierprozesse	Sehr hoch, da bereits vorhandene Kompetenzen auf ein neues Anwendungsfeld übertragen werden können	aktuell
Demonstration der Industrietauglichkeit auf Basis einer Matlab-basierten Regelung	Hoch, da bereits grundlegendes Verständnis der Daten in diesem Projekt erworben wurde und es sich um den nächsten Schritt handelt	aktuell
Technologiedemonstration im industriellen Umfeld	Hoch, da verbleibendes technologisches Restrisiko mithilfe von verschiedenen Förderprogrammen auf Landes-, Bundes- oder europäischer Ebene je nach Konsortium adressiert werden können	1,5 bis 4 Jahre

Konkrete Verwertung	Erfolgsaussichten	Zeithorizont
Stärkung der Konkurrenzfähigkeit des Standortes Deutschland, insbesondere Sachsens, durch Vernetzung verschiedener Wissenschaftsstandorte	Sehr hoch, da langjährige Kompetenzen im Bereich mechanische Sortierprozesse mit langjähriger Erfahrung auf dem Gebiet bildgebender und spektroskopischer Verfahren und Digitalisierung verknüpft werden	1 bis 3 Jahre

#### 4. Während der Laufzeit bekannt gewordene, relevante Ergebnisse Dritter

Die Patentrecherche und Recherche in der Fachliteratur ergaben keine FE-Ergebnisse von dritter Seite, die für das Vorhaben relevant sind.

#### 5. Erfolgte und geplante Veröffentlichungen

BISCHOFF, Peter, KAAS, Alexandra, SCHUSTER, Christiane, HÄRTLING, Thomas and PEUCKER, Urs, 2023. Fast and Efficient Evaluation of the Mass Composition of Shredded Electrodes from Lithium-Ion Batteries Using 2D Imaging. Journal of imaging. 2023. Vol. 9, no. 7, p. 135. DOI 10.3390/jimaging9070135

SCHRÖDER, Mathias, KAAS, Alexandra, KORENG, Regina, TSCHAGAEW, Roman, LORENZ, Sandra, PEUCKER, Urs, HEITMANN, Johannes, GLOAGUEN, Richard, RÖDER, Christian and HÄRTLING, Thomas, 2024. Optical measurements in mechanical sorting processes for battery recycling: Presentation held at 16th Advanced Battery Power Conference-Batterietagung, Münster (9.-11.4.2024).

## Fachartikel

Lfd. Nr.	Autoren	Titel	Journal, Volume, Issue, Page	DOI	Datum
1	Bischoff, P.; Kaas, A.; Schuster, Ch.; Härtling, T.; Peucker, U.	Fast and Efficient Evaluation of the Mass Composition of Shredded Electrodes from Lithium-Ion Batteries Using 2D Imaging	Journal of imaging, 2023-07, Vol.9 (7), p.135, Article 135 Kadi <sup>4Mat</sup> ID: 2563	10.3390/jimaging9070135	07.2023
2					

## Konferenzbeitrag

Lfd. Nr.	Autoren	Titel	Typ (Poster, Präsentation)	Konferenz/Tagung	Datum
1	Schröder, M.; Kaas, A.; Koreng, R.; Tschagaew, R.; Lorenz, S.; Peucker, U.; Heitmann, J.; Gloguen, R.; Röder, Ch.; Härtling, T.	Optical measurements in mechanical sorting processes for battery recycling	Poster	Presentation held at 16th Advanced Battery Power Conference- Batterietagung Kadi <sup>4Mat</sup> ID: 2562	09.-11.4.2024
2					