

Entwicklung einer Methodik zur Wertstoffgehaltsbestimmung von feinkörnigen Abfällen

K. Johnen, N. Kroell & A. Feil

RWTH Aachen University, Institut für Aufbereitung und Recycling, Aachen, Deutschland

KURZFASSUNG: Im Forschungs- und Entwicklungsprojekt PROBE soll eine Methode zur Metallgehaltsbestimmung feinkörniger Abfallströme mit Hilfe eines bildauswertenden Verfahrens entwickelt werden. Auf der Basis von RGB-Farbbildern sind Partikel anhand von Farbwerten und Formfaktoren in verschiedene Materialklassen zu klassifizieren und mittels in einer Datenbank hinterlegten Flächengewichten zu massenbezogenen, stofflichen Zusammensetzungen zu aggregieren. Für die Klassifizierung werden zwei verschiedene Machine Learning Ansätze getestet. Das Training der Machine Learning Modelle erfordert gelabelte Trainingsdaten, d.h. einen Datensatz aus Farbbildern der Partikel mit zugehöriger Materialklasse. Dazu werden Referenzmaterialien in mehrere Materialklassen sortiert und partikelweise erfasst (RGB-Farbbild inkl. Partikelgewicht). Erste Untersuchungen zeigen einen starken subjektiven Einfluss des Sortierenden auf das Ergebnis der Handsortierung. Durch ein mehrstufiges Sortierverfahren mit eingebauter Qualitätskontrolle sowie angepasstem Sortierkatalog kann der subjektive Einfluss bei Handsortierungen reduziert und die Erstellung von Trainingsdatensätzen in hoher Qualität ermöglicht werden.

1 EINLEITUNG

Die Aufbereitung von Abfällen hat zum Ziel die enthaltenen Wertstoffe anzureichern und diese in Form von Sekundärrohstoffen dem Ressourcenkreislauf wieder zuzuführen. Auf diese Weise sollen die natürlichen Ressourcen geschont und ökologische Vorteile durch die Substitution von Primärrohstoffen erzielt werden. Neben den gewonnenen Wertstoffkonzentraten fallen Restfraktionen, sogenannte Sekundärabfälle, an. Der Ursprungsabfallstrom sowie die Prozesskettengestaltung des Aufbereitungsprozesses bestimmen die Zusammensetzung dieser Sekundärabfälle. Insbesondere Feinfraktionen aus der Aufbereitung stark metallhaltiger Abfällen, wie bspw. Shredder- oder Elektronikschrott, können Metallgehalte von bis zu 30 Ma.-% aufweisen (Johnen 2018). In Deutschland werden diese Abfälle nur in wenigen spezialisierten Anlagen aufbereitet, die mit der Behandlung ein wirtschaftliches Risiko eingehen, da Zusammensetzung oder Wertstoffgehalte dieser Feinfraktionen in der Regel unbekannt sind und starken Schwankungen unterliegen. Die Feststellung stofflicher Zusammensetzungen mittels Handsortierungen nach Stand der Technik wird insbesondere durch die Heterogenität und geringen Partikelgrößen dieser Feinfraktionen erschwert. Aufgrund des hohen Zeit- und Kostenaufwands finden Analysen – wenn überhaupt – nur unregelmäßig statt und weisen aufgrund der geringen Probenmenge in Kombination mit den hohen Schwankungsbreiten der Zusammensetzungen nur eine geringe Aussagekraft auf. Eine spezifisch angepasste Prozessführung sowie Prozessbewertung ist daher nur stark eingeschränkt möglich. Aktuell erfolgt die Aufbereitung der Feinfraktionen nach einer oberflächlichen Sichtung, Erfahrungswerten und der händischen Analyse von Einzelproben. Ein schnelles und zuverlässiges Verfahren zur Analyse des angelieferten Metallgemisches sowie der erzeugten Produktfraktionen fehlt bislang.

2 MATERIAL UND METHODE

Seit Oktober 2019 arbeitet das Institut für Aufbereitung und Recycling (I.A.R.) im Rahmen des Forschungs- und Entwicklungsprojekts „PROBE“ an der Entwicklung eines Verfahrens zur Analyse feiner, metallhaltiger Abfälle (< 20 mm). Mittels teilautomatisierter Probenvorbereitung für ein bildauswertendes Verfahren soll die Bestimmung der Qualitäten von Sekundär- bzw. Tertiärabfällen sowie die effiziente Kontrolle von Prozessketten zur Wertstoffgewinnung ermöglicht werden. Auf Basis der erfassten RGB-Farbbilder sollen detektierte Partikel in mehrere Materialklassen klassifiziert werden, um daraus anschließend massenbasierte Zusammensetzungen des untersuchten Stoffstroms auf Basis von hinterlegten Partikelgewichten abzuleiten.

Zur Klassifizierung der Partikel werden zwei Ansätze verfolgt: Zum einen sollen Partikel auf Basis extrahierter Farb- und Formfaktoren klassifiziert werden (merkmalbasiertes Machine Learning), zum anderen wird die Klassifizierung der Partikel aufnahmen mittels künstlicher neuronaler Netze untersucht. Beide Ansätze erfordern zum Trainieren der eingesetzten Machine Learning Modelle zunächst die Erstellung gelabelter Trainingsdatensätze, d. h. Datensätze, die aufgenommene Partikelbilder und deren zugehörige Materialklasse enthalten.

Zu Beginn des Projektes wurden zwei Materialströme (Referenzmaterialien) mit unterschiedlichen Eigenschaften ausgewählt, an denen die zu entwickelnde Methodik zu Bestimmung des Metallgehalts erprobt und validiert werden soll. Material A ist ein Elektronikschrott und Material B ist ein Metallkonzentrat mit einem hohen Gehalt an Mineralik. Beide Materialien wurden anhand des Sortierkatalogs des Projektpartners sortiert und daraus deren stoffliche Zusammensetzung bestimmt (s. Abb. 1).

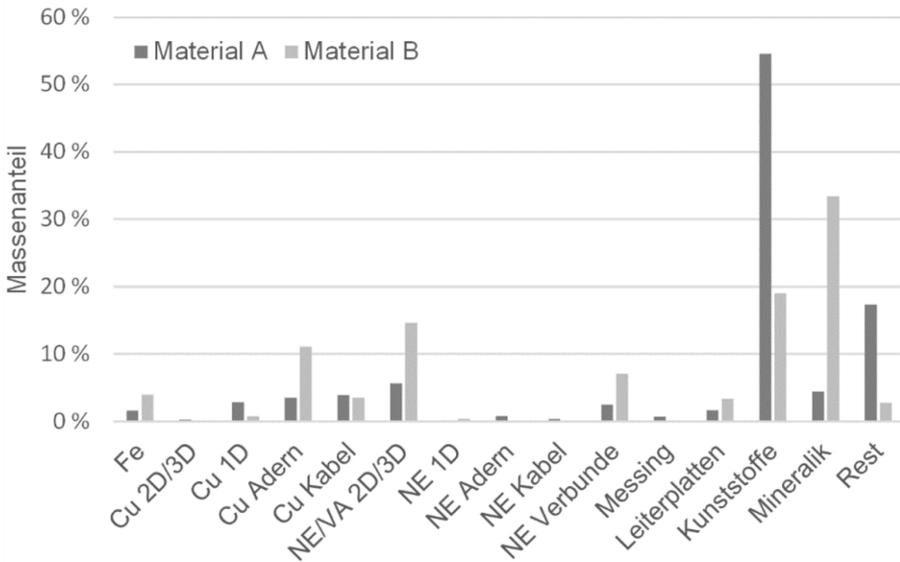


Abb. 1: Zusammensetzung der Referenzmaterialien nach Sortierkatalog des Projektpartners; Fe: Eisen, Cu: Kupfer, NE: Nichteisen, VA: Edelstahl.

Während der Sortierung beider Materialgemische zur Bestimmung der Materialzusammensetzung konnten nicht alle Partikel eindeutig in eine Kategorie des Sortierkatalogs zugeordnet werden. Dies ist insbesondere problematisch für die nachfolgende Erstellung der Trainingsdatensätze, da die Genauigkeit der zu entwickelnden

Vorhersagemodelle insbesondere von der Qualität des Datensatzes, d. h. der eindeutigen und richtigen Zuordnung der Partikel in verschiedene Sortierklassen, abhängt.

Um die zu erwartende Qualität der Trainingsdaten durch eine händische Sortierung zu validieren, wurden vor der Sortierung des Trainingsmaterials, Testsortierungen mit einer Teilprobe von Material A durchgeführt. Bei dieser Validierung wurde die gleiche Probe aus Referenzmaterial A von insgesamt 17 Mitarbeitern des I.A.R. sortiert und die stoffliche Zusammensetzung bestimmt (s. Abb. 2).

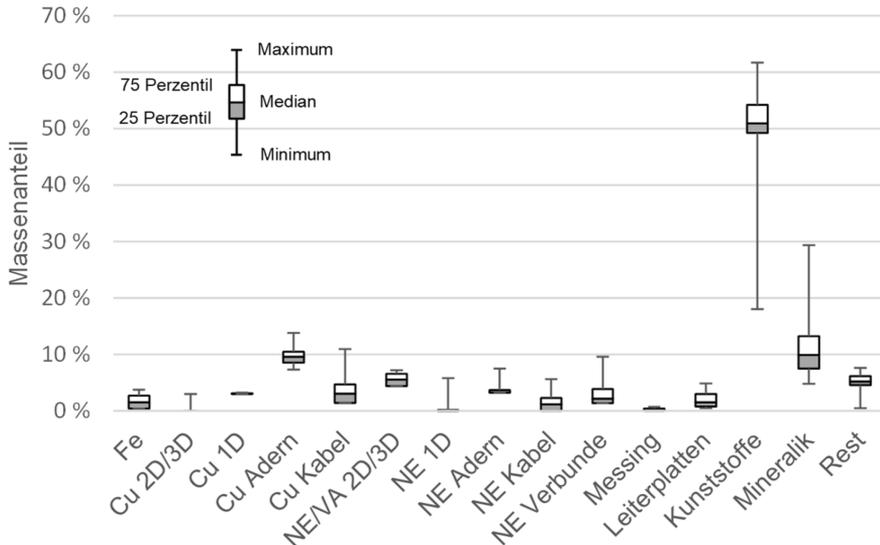


Abb. 2: Ergebnis der Testsortierung einer Probe nach Sortierkatalog des Projektpartners; Fe: Eisen, Cu: Kupfer, NE: Nichteisen, VA: Edelstahl.

Die Ergebnisse zeigen eine große Diskrepanz in den festgestellten Zusammensetzungen der einzelnen Sortieranalysen. Besonders auffällig sind Unterschiede bei den Kunststoffen und der Mineralik. Dort schwanken die Sortiererergebnisse zwischen 18 und 62 Ma.-% (Kunststoffanteil) sowie 5 und 29 Ma.-% (Mineralikanteil). Die starken Unterschiede deuten darauf hin, dass einige Stoffgruppen/Kategorien von einigen Sortierenden nicht eindeutig erkannt werden konnten bzw. dass verschiedene Sortierkategorien unterschiedlich interpretiert werden.

Die Gründe für die Schwankungen sind vielfältig und sind zum einen durch die subjektive Wahrnehmung des Sortierenden und zum anderen durch stoffgruppenspezifische Eigenschaften bedingt. Frei vorliegende körperförmige Metalle insbesondere Kupfer und Messing weisen je nach chemischer Zusammensetzung unterschiedliche Farben auf. Beispielsweise kann Messing je nach Legierungszusammensetzung goldrot bis hellgelb wirken (Deutsches Kupferinstitut 2001). Aus diesem Grund ist die Unterscheidung zwischen Graumetallen, Kupfer und Messing nicht immer eindeutig möglich.

Durch ähnliche Kornformen sowie verschmutzte oder mit Staub bedeckte Partikeloberflächen ist die Unterscheidung von Kunststoff-, Mineralik- und zum Teil Metallpartikeln (s. Abb. 3) nur durch Reinigungsvorgänge oder mit Hilfsmitteln (z. B. Metallfeilen) möglich. Zwar können bunte Kunststoffe (blau, gelb, grün etc.) gut erkannt werden, bei schwarzen, gräulichen, zum Teil auch rötlichen Kunststoffen, die mit einer Staubschicht bedeckt sind, ist die Unterscheidung zu Mineralik nicht immer mög-

lich. Körperförmige Aluminiumpartikel können ebenfalls nicht immer von Mineralikpartikeln unterschieden werden. Blanke Partikel sind gut zu erkennen, jedoch sind einige Aluminiumpartikel teilweise nur durch eine dünne Oxidschicht (TU Dresden 2015) von Mineralikpartikeln zu unterscheiden. Ist diese durch einen Staubfilm bedeckt, ist eine eindeutige Zuordnung erst nach einem Reinigungsvorgang möglich. Aufgrund des Korngrößenbands dient das Gewicht eines einzelnen Partikels nicht als nutzbares Unterscheidungskriterium. Stichproben einzelner Kunststoff-, Stein-, Glas- und Aluminiumpartikel zeigen, dass bei Partikeln gleicher Größe zwar relative Gewichtsunterschiede von bis zu 33 Ma.-% aufweisen können; aufgrund der geringen Partikelgrößen führen diese allerdings nur zu geringen absoluten Unterschieden (0,16 g), die sich nur durch zeitaufwändiges zu Hilfe nehmen einer Waage als Sortierkriterium während der händischen Einzelpartikelsortierung nutzen lassen. Neben der Erkennung von Monomaterialien ist insbesondere die Klassifizierung und Metallgehaltsbestimmung von Verbunden problematisch. Am Beispiel einer Edelstahlschraube in einem Stück Kunststoff werden die Probleme bei der Klassifizierung beschrieben.

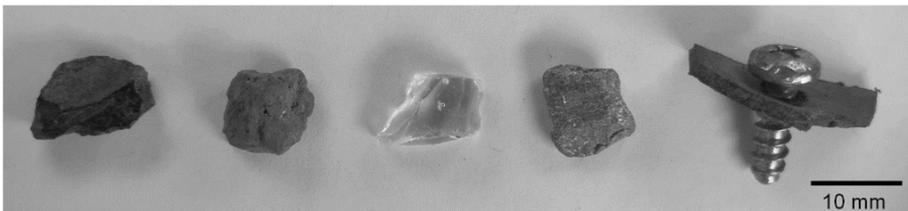


Abb. 3: Exemplarische Kunststoff-, Stein-, Glas-, Aluminium- und Verbundpartikel (v. l. n. r.).

Abb. 3 (r.) zeigt ein Beispielpartikel, welches deutlich als ein Verbund aus einem Metall und einem Kunststoff erkannt werden kann. Ohne weitere Hilfsmittel kann jedoch nicht bestimmt werden, ob die Schraube beispielsweise aus Edelstahl, Eisen oder Aluminium ist. Ebenso kann lediglich eine subjektive Aussage zu den Volumenanteilen der beiden Materialien erfolgen. Zur Einordnung dieses Partikels in eine Sortierkategorie müssen je nach Definition der Stoffgruppe Abschätzungen zur Massenverteilung dieses Partikels erfolgen. Legt der Sortierkatalog Grenzwerte fest, beispielsweise, dass Verbunde ab einem Massenanteil von > 50 % Edelstahl als Graumetall eingeordnet werden, kann dies bei der Handsortierung nur geschätzt werden. Insbesondere Partikel, die nahe am Grenzwert liegen, können nicht eindeutig zugeordnet werden. Daraus resultierende Fehlsortierungen führen zur Verfälschung der Trainingsdaten.

Zur Steigerung der Qualität der Trainingsmaterialien wurde im Projekt PROBE ein zweistufiges Sortierverfahren und ein angepasster Sortierkatalog entwickelt (vgl. Tab. 1). In der ersten Stufe wird das Material mittels Handsortierung in fünf Grundklassen aufgeteilt: Graumetalle (*GM*), Kupfer (*Cu*), Messing (*Mssg*), Verbunde und Nichtmetalle (*NM*). In der zweiten Stufe werden die Metalle auf Reinheit kontrolliert (Qualitätskontrolle) und die übrigen Stoffgruppen in weitere Unterkategorien unterteilt. Für die Festlegung der Unterkategorien einer Grundklasse Verbunde muss zwischen einer Vielzahl von Verbundmöglichkeiten unterschieden werden: *Metall – NM*, *Metall – Metall*, *NM – NM*. Dabei wird zusätzlich zwischen den einzelnen Metallen differenziert, bspw. gibt es die Verbundklassen *GM_NM*, *Cu_NM*, *GM_Cu* etc. Ferner werden häufig vorkommende Verbunde mit charakteristischen Formen beispielsweise Kupferadern ohne Stecker (Cu-Kern mit Kunststoffummantelung) oder Kupferadern mit Stecker (Cu-Kern mit Kunststoffummantelung sowie einem Messingstecker) als Fraktion in den Sortierkatalog aufgenommen. Deren charakteristische Formen lassen sich als zusätzliches Unterscheidungskriterium für eine Parti-

kelklassifizierung nutzen. Abb. 4 zeigt die 22 Materialklassen des angepassten Sortierkatalogs anhand exemplarischer Partikelenaufnahmen aus dem erstellten Datensatz.

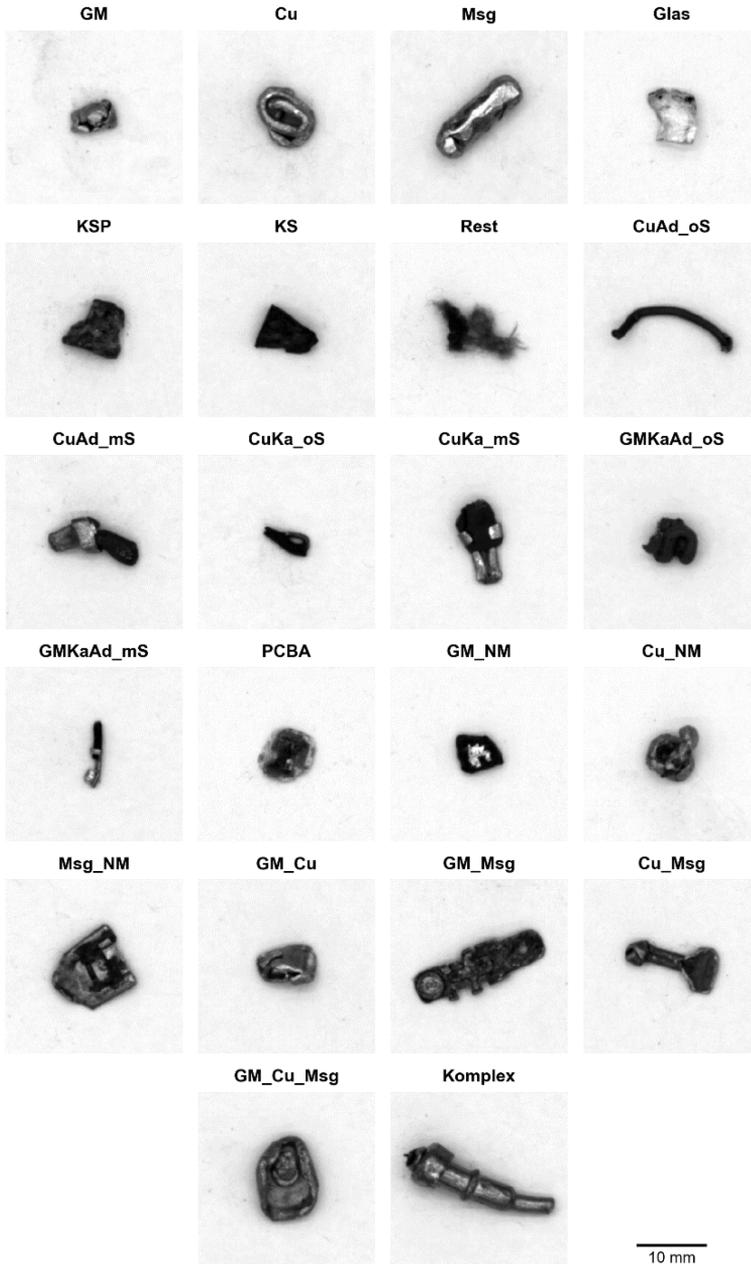


Abb. 4: Exemplarische Partikel des angepassten Sortierkatalogs; (Abkürzungen s. Tab. 1).

3 FAZIT

Das Ziel im Projekt PROBE ist die Entwicklung einer Methode zur Metallgehaltsbestimmung feinkörniger Abfälle ausschließlich unter Einsatz einer kostengünstigen RGB-Farbkamera. Mit Hilfe von Farbwerten und Formfaktoren sollen die einzelnen Partikel eines Materialstroms klassifiziert und anhand in einer Datenbank hinterlegter Flächengewichte deren Masse bestimmt werden. Zur Klassifizierung der Partikel werden zwei Ansätze des Machine Learning getestet, beide Verfahren benötigen genaue Trainingsdaten zur Extraktion der stoffgruppenspezifischen Farb- und Formfaktoren. Die Genauigkeit der Klassifizierung ist von der Qualität der Trainingsdaten abhängig. Wie die Untersuchungen zeigen, ist die Sortierung von Trainingsmaterial, welche die Genauigkeit der Klassifizierung bestimmt, bereits herausfordernd. Es zeigt sich, dass die subjektive Wahrnehmung einzelner Handsortierer durch eine Aufteilung des Datensatzes in mehrere Unterkategorien, den Verzicht auf Massen- und Volumenanteile – die sich optisch nur schätzen lassen – und durch mehrstufig angelegte Sortierschritte mit steigender Komplexität reduziert werden kann. Der aus diesen Überlegungen resultierte Sortierkatalog für das Projekt PROBE ist in Tab. 1 dargestellt.

Tab. 1: Angepasster Sortierkatalog für die Erstellung von Trainingsdaten im Projekt PROBE.

	Sortierklasse	Abkürzung
01.	Graumetalle	GM
02.	Kupfer	Cu
03.	Messing	Msg
04.	Glas	Glas
05.	Keramik, Stein, Porzellan und sonstige Mineralik	KSP
06.	Kunststoffe	KS
07.	Rest (Rest)	Rest
08.	Kupferadern ohne Stecker	CuAd_oS
09.	Kupferadern mit Stecker	CuAd_mS
10.	Kupferkabel ohne Stecker	CuKa_oS
11.	Kupferkabel mit Stecker	CuKa_mS
12.	GM-Adern und Kabel ohne Stecker	GMKaAd_oS
13.	GM-Adern und Kabel mit Stecker	GMKaAd_mS
14.	Leiterplatten und Kondensatoren	PCBA
15.	Graumetall-Nichtmetall-Verbunde	GM_NM
16.	Kupfer-Nichtmetall-Verbunde	Cu_NM
17.	Messing-Nichtmetall-Verbunde	Msg_NM
18.	Graumetall-Kupfer-Verbunde	GM_Cu
19.	Graumetall-Messing-Verbunde	GM_Msg
20.	Kupfer-Messing-Verbunde	Cu_Msg
21.	Graumetall-Kupfer-Messing-Verbunde	GM_Cu_Msg
22.	Komplexe Metall-Nichtmetall-Verbunde	Komplex

LITERATUR

- Deutsches Kupferinstitut (2001) *Messing – Ein moderner Werkstoff mit langer Tradition*. Online unter: https://www.kupferinstitut.de/wp-content/uploads/2019/09/i_messing02.pdf
- Technische Universität Dresden: Institut für Fertigungstechnik (2015) *Korrelation zwischen der Oberflächenhistorie, den Prozessbedingungen und der Lötbarkeit von Aluminiumwerkstoffen*. Schlussbericht IGF-Vorhaben (BMW); Online unter: https://tu-dresden.de/ing/maschinenwesen/if/fue/ressourcen/dateien/ag_thermisches_fuegen/abschlussberichte/IGF17.748_Schlussbericht?lang=de
- Johnen, K. (2018) *Metallpotential von Shredder-Feinfraktionen*. In: Tagungsband 8. Wissenschaftskongress Abfall- und Ressourcenwirtschaft, 15. und 16. März 2018, Universität für Bodenkultur (BOKU) Wien.