

Prospektiven

Neues zur zirkulären Wertschöpfung

Circular Economy News

2026 | 01



Kann KI Schätze von Müll unterscheiden?

Wie die Objekterkennung das Recycling von Elektroschrott revolutioniert.

Nermeen Abou Baker

Autorin

Nermeen Abou Baker, Hochschule Ruhr West

Reihe

Prospektiven – Neues zur zirkulären Wertschöpfung / Circular Economy News
Uwe Handmann, Wolfgang Irrek, (Hrsg.)
ISSN (Print) 2750-4840
ISSN (Online) 2750-4859
1. Auflage, 21.01.2026

Bildquellen

Titelbild: Pixabay, Fotografin: Andrea Huyoff

Bitte zitieren als:

Abou Baker, N. (2026): Kann AI Schätze von Müll unterscheiden? Wie die Objekterkennung das Recycling von Elektroschrott revolutioniert. Prospektiven – Neues zur zirkulären Wertschöpfung 2026/01. Bottrop: Prosperkolleg e.V.

Please cite as:

Abou Baker, N. (2026): Can AI distinguish treasures from trash? How object recognition is revolutionizing the recycling of electronic waste. Prospektiven – Circular Economy News 2026/01. Bottrop, Germany: Prosperkolleg e.V.



Dieses Werk ist lizenziert unter einer [Creative Commons Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International Lizenz](#).

Impressum / Kontakt

Prosperkolleg e.V.
Gladbecker Straße 19b
46236 Bottrop
Germany
info@prosperkolleg.ruhr

Redaktion finanziert durch:



Forschung finanziert durch:



Alle Projekte werden gefördert durch:



Kofinanziert von der
Europäischen Union

Ministerium für Wirtschaft,
Industrie, Klimaschutz und Energie
des Landes Nordrhein-Westfalen





Abstract

In diesem Artikel wird untersucht, wie die KI-gestützte Objekterkennung das Recycling von Elektroschrott verändert, indem es den Prozess schneller, sicherer und effizienter macht. Neben einem Einblick in die technologische Evolution von der regelbasierten Erkennung hin zu aktuellen Transformeransätzen liefert der Artikel Einblicke in den Einsatz von Multi-Sensor-KI Systemen im Circular Digital Economy Lab (CDEL) in Bottrop.

Inhalt

Einleitung: Die Goldmine in deiner Schublade.....	3
Was ist Objekterkennung?	4
Wie Computer das Sehen lernten. Von Regeln zur Erkennung.....	5
Vom Roboter mit Anleitung zum lernenden System	5
Frühe Tage: Regelbasierte Erkennung.....	5
Die Revolution des Deep Learning: ein schrittweiser, aber tiefgreifender Wandel.....	5
Schneller werden	6
Der aktuelle Ansatz: Aufmerksamkeit und Transformer	6
Wie KI das Recycling intelligenter macht	7
KI in Aktion: Mit Smart Vision lassen sich echte Recyclingprobleme lösen.....	7
Training mit Vorwissen: Wenn KI wiederverwendet wird	7
Warum traditionelle Recyclingmethoden in einer komplexen Welt an ihre Grenzen stoßen.....	8
Das Circular Digital Economy Lab (CDEL): Hightech im Einsatz	8
Mehr als nur sichtbares Licht: Multi-Sensor-KI-Systeme	9
Anerkennung der aktuellen Grenzen.....	9
Fazit: Der Aufbau einer Kreislaufwirtschaft ist zukunftsweisend.....	10
Abbildungsverzeichnis	11
Literaturverzeichnis	11
Über die Autorin.....	12

Hinweis zur Nutzung gendersensibler Sprache

In dieser Publikation wird gendersensible Sprache verwendet. Wir beschränken uns darauf natürliche Personen zu gendern, während juristische Personen, wie Unternehmen, ohne Genderung genannt werden.

Einleitung: Die Goldmine in deiner Schublade

Fast jeder hat ein altes Smartphone in der Schublade liegen, das ein Relikt aus vergangenen Zeiten ist. Auch alte Laptops, Tablets und kaputte Ladegeräte gehören oft zu diesem Mix. Das Sortieren gleicht einer Schatzsuche: Was ist wertvoll, was ist gefährlich, und was muss sicher entsorgt werden? Der Berg von Elektroschrott wächst weltweit rapide an. Während der globale Durchschnitt bei 7,8 Kilogramm pro Kopf liegt, werden davon aktuell nur 22,3 Prozent recycelt (Baldé et al., 2024).

Laut dem Global E-Waste Monitor stellt das Recycling von Elektroschrott eine steigende globale Herausforderung dar. Während in Europa jährlich 17,6 Kilogramm Elektroschrott pro Kopf anfallen, von denen 42,8 Prozent recycelt werden, sind es in Afrika nur 2,5 Kilogramm, von denen 0,7 Prozent recycelt werden. Diese Zahlen verdeutlichen, dass dringend innovative Recyclinglösungen benötigt werden (Baldé et al., 2024).

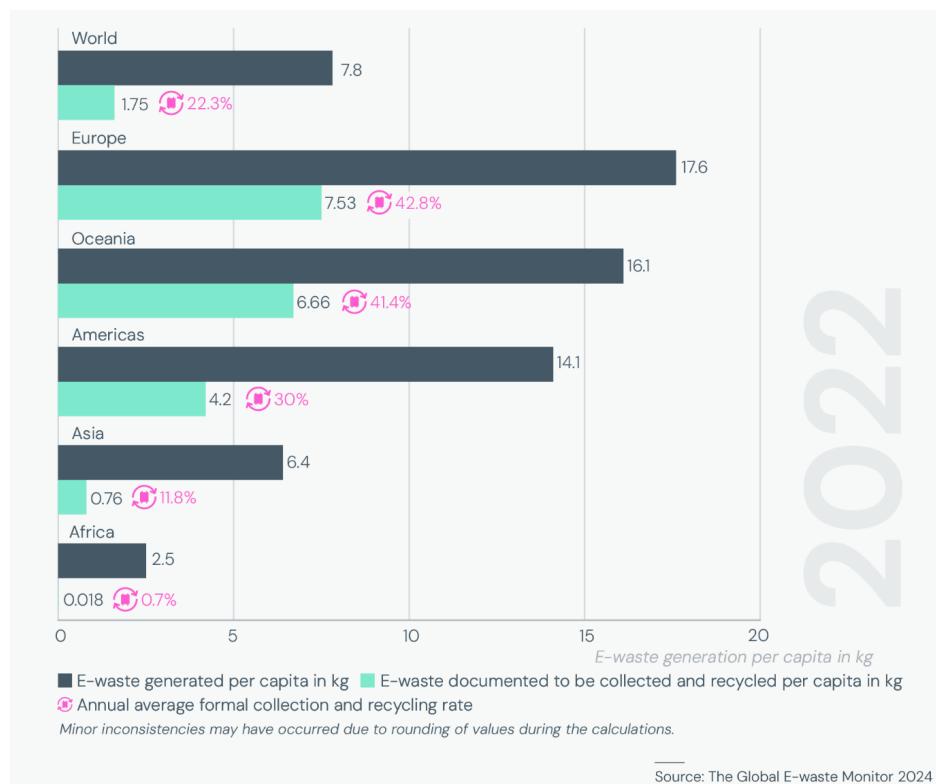


Abbildung 1 Menge des erzeugten und gesammelten Elektroschrotts (Baldé et al., 2024)

Heute wird Elektroschrott hauptsächlich manuell sortiert, was langsam, teuer und für die Mitarbeiter*innen gefährlich ist. Eine weitere Möglichkeit ist das mechanische Schreddern, wobei wertvolle Materialien verloren gehen und sich vermischen, dazu gehören zum Beispiel wertvolle Ressourcen wie Gold, Kobalt und seltene Erden. Einfache Sensorsysteme können zwar Metalle von Kunststoffen trennen, doch um gezielt wertvolle Komponenten aus elektronischen Geräten zurückzugewinnen, müsste man zunächst wissen, um welches Gerät es sich handelt. Herkömmliche Systeme können diese Unterscheidung zwischen verschiedenen Gerätetypen jedoch nicht treffen.

Genau hier liegt das Problem: Den derzeitigen Recyclingsystemen fehlen integrierte KI-Lösungen, die mehrere Computer-Vision-Aufgaben und Multisensordaten unter realen Bedingungen verarbeiten können.

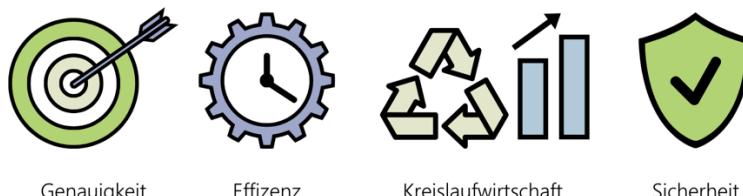


Abbildung 2 Vorteile des Recyclings mit KI

Eine über einem Sortiertisch angebrachte Kamera kann Gegenstände sofort identifizieren und Informationen wie „Das ist eine Lithium-Ionen-Batterie, seien Sie vorsichtig“ oder „Das ist eine Kupferspule, die zur Seite gelegt werden sollte.“ liefern.

Was ist Objekterkennung?

Die Objekterkennung ist eine Methode der computerbasierten Bildverarbeitung, die zwei Aufgaben kombiniert: die Klassifizierung (Identifizierung der Art des Objekts) und die Lokalisierung (Bestimmung der Position) in Bildern oder Videos. Moderne Systeme können mehrere Objekte gleichzeitig erkennen und mit überlappenden oder teilweise verdeckten Objekten umgehen. Anstatt lediglich zu erkennen, dass ein Objekt beispielsweise eine Batterie ist, markiert das System die Batterie zusätzlich mit einem Rahmen und teilt mit, wie sicher es sich bei dieser Erkennung ist.

Diese Technologie ist längst Teil unseres Alltags. So verfolgt etwa die Kamera eines Smartphones Gesichter und stellt sie automatisch scharf. Das ist ein klassisches Beispiel für die Objekterkennung. Auch in autonomen Fahrzeugen spielt sie eine zentrale Rolle: Sie erkennt Fußgänger, andere Fahrzeuge oder Verkehrszeichen und kann dadurch sicher navigieren sowie Entscheidungen in Echtzeit treffen. Auch in Recyclinganlagen kann die Objekterkennung sinnvoll eingesetzt werden. Kameras sind in der Lage, Batterien zu erkennen, die besonders vorsichtig behandelt werden müssen, wertvolle Leiterplatten zu erkennen, die separat gesammelt werden sollten, oder zerbrochene Bildschirme zu erkennen, die neu ausgerichtet werden müssen. Das System agiert dabei fast so, als hätte es Augen und einen gesunden Menschenverstand.

Die Objekterkennung liefert Antworten zu zwei grundlegenden Fragen:

1. Was befindet sich auf dem Bild? (z. B. Smartphones, Batterien oder Plastikflaschen).
2. Wo befinden sich die Objekte? (Jedes Objekt wird mit einem eigenen Rahmen markiert).

Aufgrund von Fortschritten im Bereich der KI können Computer heute Objekte aller Art, von Menschen und Tieren bis hin zu komplexen Gegenständen wie einer bestimmten Smartphone-Marke oder einer beschädigten Batterie, sofort erkennen.

Kurz erklärt

Eine Bounding-Box ist ein rechteckiger Rahmen, den ein KI-System um erkannte Objekte zeichnet. Das System gibt dabei die Koordinaten der Position dieses Rahmens im Bild an, also die Position seiner Ecken. Dadurch weiß das System genau, wo sich das Objekt befindet, ähnlich wie wenn man etwas auf einem Foto mit einem Textmarker einrahmt.



Wie Computer das Sehen lernten. Von Regeln zur Erkennung

Heute können KI-Systeme verschiedene visuelle Aufgaben bewältigen: Sie erkennen Gesichter auf Fotos, identifizieren Tiere oder unterstützen autonome Fahrzeuge beim Navigieren. Doch der Weg dahin war lang. Anfangs wusste man nicht, wie man einer KI das Sehen richtig beibringen kann. Hierzu waren jahrelange Forschung, Versuch und Irrtum sowie einige bemerkenswerte Durchbrüche nötig.

Vom Roboter mit Anleitung zum lernenden System

Frühe Tage: Regelbasierte Erkennung

In den frühen 2000er Jahren waren die Anwendungsbereiche und Möglichkeiten der Computer Vision sehr begrenzt. Um einen Computer beizubringen, z.B. ein Gesicht zu erkennen, mussten sehr spezifische Regeln programmiert werden. So ließ sich zum Beispiel definieren, dass der Computer nach zwei dunklen Punkten (den Augen), einer horizontalen Linie (dem Mund) und einer ovalen Form suchte. Dieser regelbasierte Ansatz funktionierte bei einfachen Aufgaben wie der Erkennung von Gesichtern auf scharfen Fotos gut. Er stieß jedoch schnell an seine Grenzen, wenn die Gesichter zur Seite schauten, im Schatten lagen, unscharf erschienen oder teilweise verdeckt waren.

Solche frühen Systeme glichen Robotern mit starrer Bedienungsanleitung: Sie konnten nur das tun, wofür sie ausdrücklich programmiert worden waren. Schon bei den kleinsten Abweichungen von den festgelegten Regeln und Mustern versagten sie.

Die Revolution des Deep Learning: ein schrittweiser, aber tiefgreifender Wandel

Der Übergang von regelbasierten zu lernbasierten Systemen erfolgte nicht plötzlich. Zwar demonstrierte der Durchbruch von AlexNet im Jahr 2012 das Potenzial von Deep Learning, doch vollzog sich der Wandel iterativ über mehrere Jahre hinweg, begünstigt durch die Verfeinerung der Techniken und den Anstieg an Rechenleistung. Im Jahr 2014 wurde Deep Learning schließlich zum vorherrschenden Ansatz.

Anstatt dem Computer Schritt-für-Schritt-Anweisungen zu geben, ermöglicht der Deep-Learning-Ansatz ihm, aus Daten zu lernen. Zeigten Forscher*innen einer KI beispielsweise tausende von Objektbildern, begann sie, die Merkmale zu erkennen, die ein Objekt ausmachen. Bei dieser Methode kommen spezielle Werkzeuge zum Einsatz, die als künstliche neuronale Netze bezeichnet werden, insbesondere sogenannte Convolutional Neural Networks (CNN)

Kurz erklärt

Künstliche neuronale Netze sind KI-Systeme, die dem menschlichen Gehirn nachempfunden sind. Sie bestehen aus vielen miteinander verbundenen „künstlichen Neuronen“, die Informationen verarbeiten und weitergeben. Wie das menschliche Gehirn können sie durch Erfahrung lernen und sich verbessern: Je mehr Beispiele sie „sehen“, desto besser werden sie.

CNNs verwenden mathematische Operationen, sogenannte Faltungen, bei denen kleine Filter ein Bild systematisch abtasten, um Merkmale wie Kanten und Texturen zu erkennen. Dabei baut jede Schicht auf den vorangegangenen Schichten auf: Während frühe Schichten einfache Muster wie Kanten erkennen, erkennen tiefere Schichten zunehmend komplexere Objekte, indem sie diese einfachen Merkmale kombinieren.



Schneller werden

Die ersten Deep-Learning-Modelle waren zwar präzise, aber langsam. Sie analysierten Bilder in kleinen Abschnitten. Dieser Ansatz eignete sich für Forschungszwecke, jedoch nicht für Echtzeitanwendungen wie Live-Videos oder selbstfahrende Autos, bei denen eine schnelle Entscheidungsfindung unerlässlich ist.

Dann kamen neue, effizientere Ansätze wie Single-Shot-Detektoren (SSD) auf. Besonders prominent war dabei YOLO (You Only Look Once), das alles veränderte: Es betrachtete das gesamte Bild auf einmal und erkannte Objekte extrem schnell. Anstatt wie bisher Teile eines Bildes nacheinander zu analysieren, unterteilt YOLO ein Bild in ein Raster und liefert für jede Rasterzelle gleichzeitig mehrere Begrenzungsrahmen mit den zugehörigen Objektklassen. So wurde eine Erkennung in Echtzeit ermöglicht und der Weg für den Einsatz in Geräten wie Smartphones, Sicherheitskameras und Autos geebnet.

Kurz erklärt

YOLO (You Only Look Once): Ein KI-Modell, das alle Objekte in einem Bild mit einem einzigen Blick erkennt und dadurch besonders schnell und effizient ist. Ein Beispiel: Es ist, als würde man sich ein Foto einmal ansehen und sofort alles erkennen, was darauf zu sehen ist.

Der aktuelle Ansatz: Aufmerksamkeit und Transformer

Der jüngste Fortschritt betrifft Modelle, die sogenannte Aufmerksamkeitsmechanismen nutzen, um Bilder intelligenter zu analysieren. Anstatt alle Bildteile gleichermaßen zu verarbeiten, berechnen diese Mechanismen die Beziehungen zwischen allen Bildregionen. Dadurch kann das System seine Rechenressourcen auf die wichtigsten Bildbereiche konzentrieren, ohne dabei die gesamte Szene aus den Augen zu verlieren.

Bei der Analyse von gemischemtem Elektroschrott nutzen Transformer den Aufmerksamkeitsmechanismus, um die Beziehungen zwischen den verschiedenen Bildelementen zu verstehen. Dadurch sind sie in der Lage, Objekte zu erkennen, selbst wenn sie sich überlappen, sich verdecken oder ähnlich aussehen. Allerdings haben Transformer auch Nachteile: Sie sind langsamer und schwieriger zu trainieren als CNNs. Deshalb setzen viele praktische Anwendungen nach wie vor auf CNN-basierte Systeme. Dennoch werden Transformer zunehmend effektiver und finden zunehmend Verwendung in der Praxis.

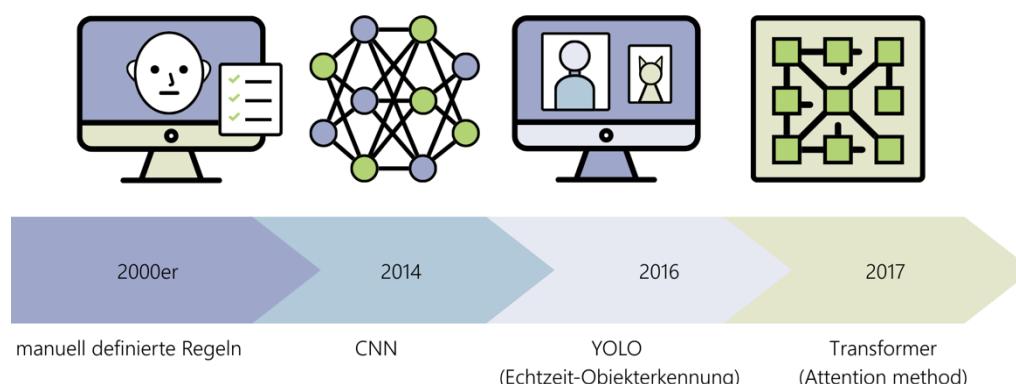


Abbildung 3 Zeitleiste der Objekterkennungsmethoden



Wie KI das Recycling intelligenter macht

KI in Aktion: Mit Smart Vision lassen sich echte Recyclingprobleme lösen

Fortschritte in der KI helfen dabei, eines der schwierigsten Probleme des Recyclings anzugehen: Wie lässt sich komplexer Elektronikschrott schnell und sicher sortieren?

Alte Elektronikgeräte sind schwer zu recyceln, da sie viele verschiedene Komponenten enthalten, von denen einige wertvoll und andere gefährlich sind. Eine manuelle Sortierung ist nicht nur langsam, sondern auch unsicher, was sie zu einer idealen Anwendung für KI-gestützte Bildverarbeitungssysteme macht.

Mithilfe intelligenter Kameras und Objekterkennungsmethoden können Computer Stapel von Elektroschrott analysieren und jede Komponente automatisch und in Echtzeit identifizieren. Solche KI-Systeme sind darauf trainiert, verschiedene Arten von Elektronikgeräten bei der Sortierung zu erkennen (Abou Baker, Stehr, & Handmann, 2023).

So kann das System beispielsweise ein altes Smartphone identifizieren, dessen Marke und Modell erkennen und feststellen, dass es einen Lithium-Ionen-Akku enthält, der vorsichtig entfernt werden muss. Oder es erkennt einen Stapel verheddeter Ladekabel und leitet sie in einen anderen Verarbeitungsstrom für Kupferrecycling weiter.

Training mit Vorwissen: Wenn KI wiederverwendet wird

Forscher*innen beschleunigen das Training von KI-Systemen mithilfe des Transferlernens (Abou Baker, Stehr, & Handmann, 2022). Dabei wird ein KI-System, das bereits ein allgemeines Verständnis für Bilder hat, für spezifische Aufgaben wie die Erkennung von Elektroschrott angepasst. Es startet mit dem Wissen, das es aus Millionen allgemeiner Bilder gewonnen hat, und lernt dann, neue Kontexte zu verstehen.

Kurz erklärt

Transferlernen bezeichnet die Fähigkeit von KI, vorhandenes Wissen zu nutzen, um etwas Neues schneller zu lernen. Beispiel: Wer gelernt hat Englisch zu sprechen und zu lesen, dem fällt es oft leichter, Spanisch zu lernen, da viele Buchstaben und Laute ähnlich sind.

Je nach Anwendung können entweder alle Parameter des Modells neu trainiert werden oder, besonders effizient, nur ein kleiner Teil davon angepasst werden (Abou Baker, Rohrschneider, & Handmann, 2024). Letzteres spart erheblich Zeit und Rechenleistung.

Die Wirksamkeit dieses Ansatzes wurde durch aktuelle Forschungsarbeiten belegt: Forscher*innen verwendeten ein KI-Modell mit allgemeinen Objekterkennungsfähigkeiten und trainierten es anhand von Smartphone-Bildern verschiedener Marken. Das System erzielte eine hohe Genauigkeit bei der Erkennung verschiedener Telefonmodelle und elektrischer Komponenten, und das mit vergleichsweise kleinen Trainingsdatensätzen (Handmann, Abou Baker, & Handmann, 2024).

Warum traditionelle Recyclingmethoden in einer komplexen Welt an ihre Grenzen stoßen

Recyclinganlagen stehen vor einzigartigen Herausforderungen, die den Einsatz von KI besonders sinnvoll machen. Materialien bewegen sich schnell durch Sortiersysteme und elektronische Geräte können

- gesprungen oder gebrochen sein und dadurch ihre ursprüngliche Form verlieren,
- teilweise von anderen Materialien verdeckt werden,
- optisch Dutzenden von anderen Modellen ähneln
- und in komplexen, sich überlappenden Anordnungen vorliegen.

KI-Systeme sind diesen Bedingungen gewachsen. Sie verarbeiten Live-Videobilder und können Dutzende Objekte pro Sekunde identifizieren. Das funktioniert unabhängig von deren Zustand oder Ausrichtung. Diese Fähigkeit kann den Recyclingprozess revolutionieren, da eine konsistente und schnelle Identifizierung ermöglicht wird, die menschliche Sortierkräfte in puncto Geschwindigkeit und Ausdauer nicht erreichen.



Abbildung 4 KI-gestütztes E-Schrott-Recycling

Moderne KI-Systeme bewältigen diese anspruchsvollen Szenarien mit mehreren entscheidenden Vorteilen: Sie arbeiten rund um die Uhr ohne Ermüdung, liefern gleichbleibend präzise Ergebnisse und verringern das Risiko, wertvolle Teile zu übersehen. Darüber hinaus verhindern sie, dass Beschäftigte gefährlichen Stoffen wie Blei und Quecksilber ausgesetzt werden, die häufig in Elektroschrott enthalten sind. Nicht zuletzt trägt die korrekte Identifizierung und Wiederverwertung wertvoller Materialien dazu bei, den Abbau neuer Ressourcen zu reduzieren: eines der zentralen Prinzipien der Kreislaufwirtschaft.

Das Circular Digital Economy Lab (CDEL): Hightech im Einsatz

Das CDEL veranschaulicht, wie diese Technologien praktisch zur Anwendung kommen. In dieser hochmodernen Forschungs- und Demonstrationsanlage werden nachhaltige Recyclinglösungen durch eine Kombination aus Automatisierung, fortschrittlichen Sensoren, KI und Robotik gefördert, um das effiziente Recycling von Altprodukten zu ermöglichen.

Die Infrastruktur des CDEL umfasst Industrieroboter für die Demontage, Röntgen- und Wasserstrahl trennsysteme, Sortierbänder, Fräsmaschinen, Präzisionsmessgeräte und ein chemisches Analyselabor für detaillierte Materialflussbewertungen. Mithilfe der Computer-Vision-Techniken des Labors können Elektroschrottprodukte schnell und präzise anhand ihrer visuellen Merkmale identifiziert und kategorisiert werden.

Eine Schlüsselinnovation ist die Objekterkennung sowohl in RGB- als auch in Röntgenbildern. Damit wird die bisher langsame, manuelle und fehleranfällige Abfallsortierung in ein automatisiertes und präzises Verfahren überführt. Auf diese Weise ist eine umfassende Analyse elektronischer Geräte möglich, bei der sowohl die äußereren Merkmale als auch die inneren Komponenten identifiziert werden.

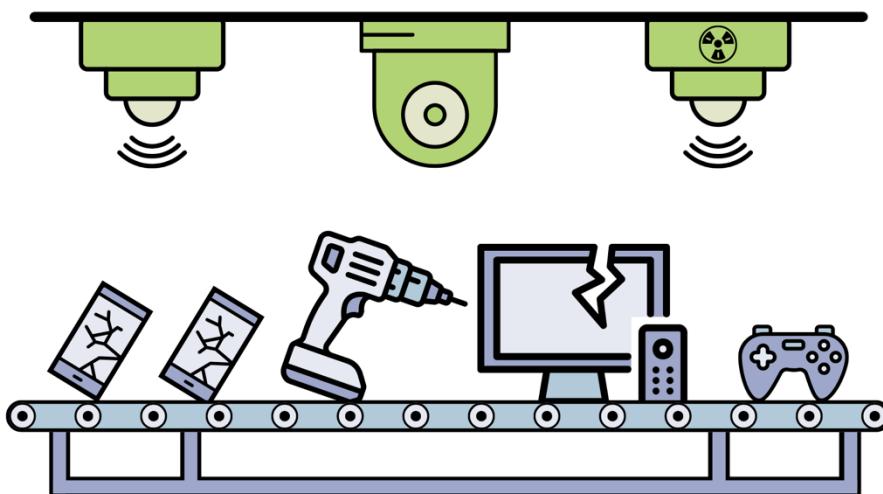


Abbildung 5 Die Kombination von KI, Multisensoren und Automatisierung kann intelligentes E-Schrott-Recycling unterstützen

Mehr als nur sichtbares Licht: Multi-Sensor-KI-Systeme

Die Integration von Multisensorsystemen erweitert die KI-Fähigkeiten weit über die Möglichkeiten herkömmlicher Kameras hinaus.

Infrarot-Vision: Wärmesensoren erkennen Wärmemuster und Temperaturunterschiede an Geräteoberflächen. So lassen sich Komponenten mit unterschiedlichen thermischen Eigenschaften identifizieren. Die Wärmebildtechnik deckt Unterschiede in der Materialdichte und im Wärmeverteilungsmuster auf. KI-Systeme kombinieren diese thermischen Daten mit visuellen Informationen, um die Genauigkeit der Komponentenidentifikation zu erhöhen (Abou Baker & Handmann, 2022).

Röntgenbildgebung: Röntgensensoren ermöglichen die Analyse interner Gerätestrukturen, ohne Demontage. Forscher*innen haben eine KI erfolgreich darauf trainiert, Röntgenbilder von Elektronik zu analysieren. Das System kann verschiedene Arten von Lithium-Ionen-Batterien (etwa prismatische, flache oder zylindrische) voneinander unterscheiden (Abou Baker, Rohrschneider, & Handmann, 2022). Diese präzise Klassifikation ist entscheidend, da unterschiedliche Batterietypen jeweils spezifische Recyclingverfahren erfordern (Rohrschneider, Abou Baker, & Handmann, 2023).

Der Multisensor-Ansatz ermöglicht eine umfassende, zerstörungsfreie Analyse von Elektroschrott. Dabei können sowohl das Gerätemodell als auch interne Komponenten und die Materialzusammensetzung bestimmt werden.

Anerkennung der aktuellen Grenzen

So leistungsfähig der Einsatz von KI im Recycling auch ist, ist es entscheidend, die bestehenden Grenzen zu kennen, um realistische Erwartungen zu formulieren:

Umweltbedingte Herausforderungen: Schlechte Lichtverhältnisse, Staubablagerungen und unübersichtliche Förderanlagen können die Erkennungsgenauigkeit beeinträchtigen. Doch moderne Systeme sind durch verbesserte Trainingsdaten und Sensorfusion zunehmend robuster gegenüber diesen Störfaktoren.



Schulungsanforderungen: Traditionelle KI-Systeme benötigen umfangreiche, von Expert*innen anotierte Datensätze mit vordefinierten Objektklassen. Dieser Prozess kann mehrere Wochen oder Monate dauern. Zudem müssen die Systeme regelmäßig aktualisiert werden, um neue Gerätetypen zu erkennen. Allerdings entwickeln sich KI-Systeme zunehmend in Richtung „Open-Set“ Erkennung. Bei dieser können neue, unbekannte Objekte auch ohne vorheriges Training identifiziert werden. Die KI wird also immer allgemeiner einsetzbar.

Technische Kompromisse: Das Gleichgewicht zwischen Verarbeitungsgeschwindigkeit und Erkennungsgenauigkeit bleibt eine ständige Herausforderung, auch wenn Fortschritte in Hardware und Algorithmen zunehmend beide Parameter verbessern.

Seltene und regionale Geräte: Die Systeme haben möglicherweise Probleme mit seltenen, veralteten oder regionspezifischen Geräten, die in den Trainingsdaten nicht ausreichend vertreten sind.

Diese Einschränkungen zeigen: KI funktioniert am besten in Kombination mit menschlichem Fachwissen. Während die KI für die schnelle Identifizierung und Sortierung zuständig ist, können sich die Menschen auf die komplexe Entscheidungsfindung, Systemwartung und Prozessoptimierung konzentrieren.

Fazit: Der Aufbau einer Kreislaufwirtschaft ist zukunftsweisend

Die Integration der KI-Objekterkennung in das E-Schrott-Recycling markiert einen grundlegenden Wandel hin zu einem nachhaltigeren Umgang mit Ressourcen. Angesichts stetig wachsender Mengen an Elektroschrott stoßen konventionelle Sortierverfahren an ihre Grenzen. KI-Objekterkennung bietet hier die erforderliche Geschwindigkeit, Präzision und Konsistenz, um wertvolle Materialien zurückzugewinnen und gleichzeitig gefährliche Komponenten sicher zu handhaben.

Dieser technologische Fortschritt leistet einen wesentlichen Beitrag zu globalen Umweltzielen: Er reduziert den Bedarf an Primärrohstoffen, verringert die Menge der auf Deponien entsorgten Abfälle und ermöglicht die Rückgewinnung wichtiger Elemente, wie seltener Erden. Wirtschaftlich ist er ebenso überzeugend: Die verbesserte Sortiereffizienz senkt die Betriebskosten und steigert gleichzeitig den Wert der aus den Abfallströmen zurückgewonnenen Materialien.

Dabei geht es nicht darum, zukünftig menschliche Arbeitskräfte gänzlich zu ersetzen, sondern um eine intelligente Partnerschaft. KI übernimmt schnelle, sich wiederholende Identifizierungsaufgaben, während der Mensch die strategische Aufsicht, Qualitätskontrolle und Systemoptimierung übernimmt. Forschungseinrichtungen wie das CDEL zeigen, wie diese Zusammenarbeit in der Praxis aussehen kann: Sie kombinieren Spitzentechnologie mit menschlichem Fachwissen, um eine unserer dringendsten ökologischen Herausforderungen zu bewältigen.

Mit dem technologischen Fortschritt und der zunehmenden Verfügbarkeit von KI-Technologien, bewegen wir uns Schritt für Schritt auf eine echte Kreislaufwirtschaft zu, in der Abfall nicht mehr als Problem, sondern als wertvolle Ressource verstanden wird. Die Frage ist nicht mehr, ob KI zwischen Müll und Wertstoffen unterscheiden kann, sondern wie schnell wir diese Technologie skalieren können, um den weltweit wachsenden Berg von Elektroschrott zu bewältigen. Die Technologie ist vorhanden; nun liegt es an der globalen Recyclingindustrie, sie zu nutzen.



Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 Menge des erzeugten und gesammelten Elektroschrotts (Baldé et al., 2024).....	3
Abbildung 2 Vorteile des Recyclings mit KI.....	4
Abbildung 3 Zeitleiste der Objekterkennungsmethoden	6
Abbildung 4 KI-gestütztes E-Schrott-Recycling.....	8
Abbildung 5 Die Kombination von KI, Multisensoren und Automatisierung kann intelligentes E-Schrott-Recycling unterstützen	9

Literaturverzeichnis

Abou Baker, N., Handmann, U. (2022). An approach for smart and cost-efficient automated E-Waste recycling for small to medium-sized devices using multisensors. IEEE Sensors 2022, Dallas, Texas, USA. <https://doi.org/10.1109/SENSORS52175.2022.9967195>

Abou Baker, N., Rohrschneider, D., Handmann, U. (2022). Battery detection of XRay images using transfer learning. The 30th European Symposium on Artificial Neural Networks (ESANN 2022), Bruges, Belgium, <https://doi.org/10.14428/esann/2022.ES2022-60>

Abou Baker, N., Rohrschneider, D., Handmann, U. (2024). Parameter-Efficient Fine-Tuning of Large Pretrained Models for Instance Segmentation Tasks. Machine Learning and Knowledge Extraction, MDPI, 6, 2783–2807. <https://doi.org/10.3390/make6040133>

Abou Baker, N., Stehr, J., Handmann, U. (2022). Transfer learning approach towards a smarter recycling. 31st International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN 2022), Bristol, UK, https://doi.org/10.1007/978-3-031-15919-0_57

Abou Baker, N., Stehr, J., Handmann, U. (2023). E-Waste recycling gets smarter with digitalization. 10th IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SUSTECH 2023), Portland, Oregon, USA, <https://doi.org/10.1109/SusTech57309.2023.10129536>

Baldé, C.P., Kuehr, R., Yamamoto, T., McDonald, R., D'Angelo, E., Althaf, S., Bel, G., Deubzer, O., Fernandez-Cubillo, E., Forti, V., Gray, V., Herat, S., Honda, S., Iattoni, G., Khetriwal, D.S., Luda di Cortemiglia, V., Lobuntsova, Y., Nnorom, I., Pralat, N. & Wagner, M. (2024): *The Global E-waste Monitor 2024: Trends and insights on e-waste management and sustainability*. 2nd ed., November 2024. United Nations Institute for Training and Research (UNITAR) et al. https://ewastemonitor.info/wp-content/uploads/2024/12/GEM_2024_EN_11_NOV-web.pdf

Handmann, F., Abou Baker, N., Handmann, U. (2024). Plant Control for Fully Automated AI-Driven Product Type Recognition. 19th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA 2024), <https://doi.org/10.1109/ICIEA61579.2024.10664983>

Rohrschneider, D., Abou Baker, N., Handmann, U. (2023) Double transfer learning to detect Lithium-Ion batteries on X-Ray images. 17th International Work-Conference on Artificial Neural Networks (IWANN 2023), Ponta Delgada, Portugal. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43085-5_14



Über die Autorin

Nermeen Abou Baker

Nermeen Abou Baker promovierte im Bereich Künstliche Intelligenz an der Ruhr-Universität Bochum. Ihre Forschungsschwerpunkte sind Computer Vision und Transfer Learning, insbesondere die Anwendung von KI für nachhaltige Lösungen. Seit 2020 ist sie als wissenschaftliche Mitarbeiterin am Institut für Informatik der Hochschule Ruhr West (HRW) in Bottrop tätig. Außerdem ist sie Mitglied des Circular Digital Economy Lab (CDEL). Nach ihrer Arbeit im Projekt „Digital.Zirkulär.Ruhr“, das sich mit dem lösungsorientierten Wissenstransfer von KI-Anwendungen befasst, ist sie nun im Projekt "Transferhub Digitalisierung und Circular Economy im Prosperkolleg" tätig. Ihre Arbeit umfasst die Weiterentwicklung von KI-Technologien in diesen Bereichen sowie die Unterstützung lokaler Unternehmen verschiedener Branchen beim Übergang zu einer digitalen Kreislaufwirtschaft.

