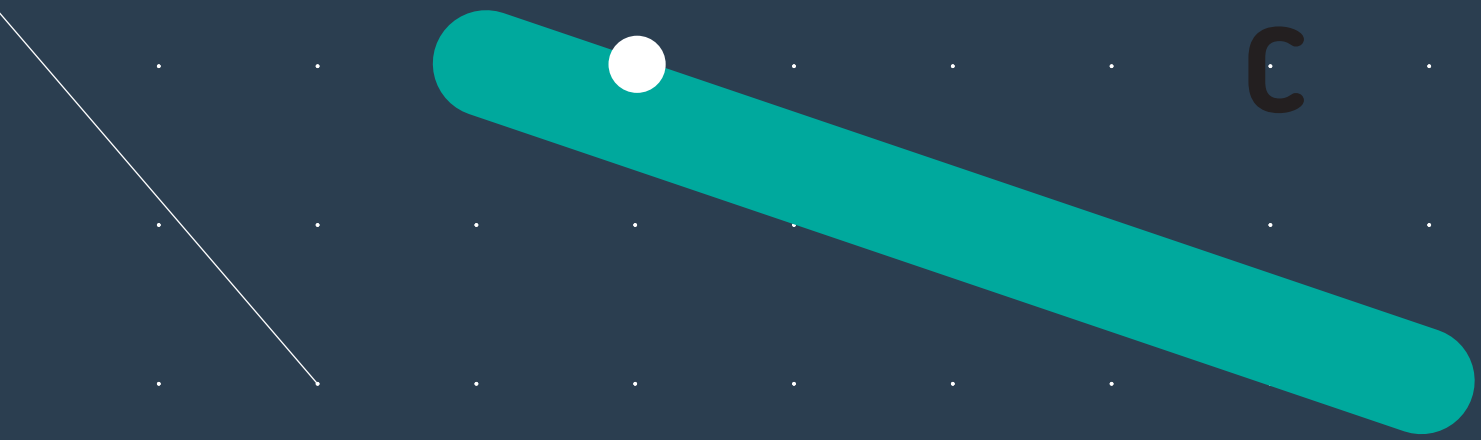
Hochschule Konstanz
Department of Computer Science

Submitted by
Jonas Mayer
Student Number 305630

jonas.mayer@htwg-konstanz.de



Bachelor Thesis

Datenanalyse PEP

Konstanz, TODO

Hochschule Konstanz
Department of Computer Science

Bachelor Thesis

Datenanalyse PEP

by

Jonas Mayer

in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of

Bachelor of Science
in Applied Computer Science

at the Hochschule Konstanz University of Applied Sciences,

Student Number: 305630

Date of Submission: TODO

Supervisor: **Prof. Dr. Doris Bohnet**
Second Examiner:

An electronic version of this thesis is available at https://github.com/jonez187/bachelorarbeit-htwg-latex.

Abstract

Hier Abstract schreiben

Inhaltsverzeichnis

1

Einleitung

Hier Einleitung schreiben
TESTSTETS

2

Theoretische Grundlagen

Hier werden die theoretischen Grundlagen für die vorliegende Arbeit gelegt. Ausgangspunkt ist die Beobachtung, dass Smart-Home-/IoT-Produkte Auswirkungen auf die Umwelt in ihrer Nutzungsphase, Fertigung, Distribution und Entsorgung haben. Für die standardisierte Berichterstattung solcher Wirkungen existieren deklarative Formate wie die PEP Ecopassports, die Indikatoren entlang des Lebenszyklus ausweisen. Damit die Angaben für quantitative Analysen verwendet werden können, müssen Begriffe, Einheiten und Moduldefinitionen vereinheitlicht und strukturiert werden, da diese in den rohen PEP-Ecopassport-PDFs inkonsistent vorliegen. Ebenso ist ein grundlegendes Verständnis statistischer Verfahren erforderlich, um Muster und Zusammenhänge zuverlässig zu erkennen. Dieses Kapitel führt daher zunächst in Struktur und Inhalte von PEP-Deklarationen ein, beschreibt die Grundlagen der Datenextraktion aus PDF-Dateien und skizziert anschließend die methodischen Bausteine (u. a. PCA und Lineare Regression), die in den folgenden Kapiteln zur Reduktion von Variablen, zur Erklärung von Indikatorvarianz und zur Ableitung einer praxistauglichen Heuristik für Produkte ohne PEP eingesetzt werden.

2.1. PEP-Ecopassport

Die einzige Datenquelle dieser Arbeit bilden die *PEP Ecopassports®*, welche ausschließlich im PDF-Format vorliegen. In diesem Kapitel werden die Standards, Inhalt und Struktur dieser Dokumente beschrieben, um die spätere Datenerhebung und -verarbeitung nachvollziehbar zu machen.

2.1.1. PEP-Standard

Der *PEP Ecopassport* ist ein international anerkanntes Programm zur Erstellung standardisierter Umweltproduktdeklarationen für elektrische, elektronische sowie Heizungs-, Lüftungs-, Klima- und Kälteprodukte (HVAC). Träger des Programms ist die *P.E.P. Association*, eine gemeinnützige Organisation, deren Ziel es ist, ein gemeinsames und verlässliches Referenzsystem für Umweltinformationen dieser Produktkategorien bereitzustellen. Das Programm versteht sich als Branchenspezialisierung innerhalb des Rahmens der *Environmental Product Declarations (EPD)* gemäß ISO 14025 und der Lebenszyklusnormen nach ISO 14040, und basiert somit auf international festgelegten Normen. [Ass24]

Die PEP-Deklarationen basieren auf quantitativen Ergebnissen einer Lebenszyklusanalyse (*Life Cycle Assessment, LCA*) und dienen der vergleichenden Bewertung von Produkten mit identischer Funktion. Die Datenerhebung und Berechnung erfolgt nach vordefinierten Parametern, die in sogenannten *Product Category Rules (PCR)* und bei Bedarf in *Product Specific Rules (PSR)* festgelegt sind. Jede PEP-Deklaration unterliegt einer unabhängigen Überprüfung der angewandten Methodik und der zugrunde liegenden LCA-Daten. [Has+13]

Das Programm zielt auf Transparenz und Vergleichbarkeit ab. Hersteller erhalten ein einheitliches Verfahren, um ökologische Leistungskennwerte ihrer Produkte objektiv und nachvollziehbar zu kommunizieren. Für Anwender, Beschaffer und Energieberater stellen die PEP-Daten eine verlässliche Grundlage für ökologische Bewertungen und Beschaffungsentscheidungen dar.

Die Teilnahme am PEP-Programm ist freiwillig, gewinnt jedoch in der Praxis an Bedeutung, da Umweltproduktdeklarationen zunehmend als Nachweis oder Auswahlkriterium in Ausschreibungen und Produktbewertungen herangezogen werden. Eine gesetzliche Verpflichtung zur Erstellung besteht bislang nur in Einzelfällen, beispielsweise in Frankreich, wenn ein Hersteller aktiv mit Umweltvorteilen wirbt. [Ass24]

Das PEP-Programm unterscheidet sich klar von unternehmensbezogenen Treibhausgas-Bilanzierungen: Es erfasst ausschließlich produktspezifische Umweltwirkungen entlang des Lebenszyklus und folgt dabei den methodischen Vorgaben der ISO 14040-Reihe. Für umfassende *GHG-Assessments* auf Organisationsebene sind PEP-Daten daher nicht geeignet. [Ass24]

2.1.2. Aufbau typischer PEP-Dokumente

Ein vollständiges PEP umfasst typischerweise etwa zehn Seiten und gliedert sich in mehrere inhaltlich definierte Abschnitte.

Titel- und Metadatenblatt Das Deckblatt enthält grundlegende Angaben zum Produkt (Name, Version, Sprache, Hersteller), zum Veröffentlichungs- und Revisionsdatum. Darüber hinaus sind Kontaktinformationen, Firmenadresse und Registrierungsnummer enthalten.

Allgemeine Produktinformationen Dieser Abschnitt beschreibt die funktionale Einheit (*functional unit*), in welcher auch der Stromverbrauch dargestellt ist. Weiterhin werden Referenzlebensdauer, hier meist 10 bis 20 Jahre, die Produktfunktion, Anwendungsbereiche und gegebenenfalls weitere Varianten aufgeführt.

Materialzusammensetzung Die Zusammensetzung des Produkts wird teils in Tabellenform, teils grafisch als Kreisdiagramm nach Hauptgruppen ausgewiesen, z. B. Kunststoffe, Metalle und weitere Materialien (Papier/Karton, Elektronik, Sonstiges). In diesem Abschnitt ist meist auch das Gesamtgewicht des Produktes zu finden.

Szenarien und Lebenszyklusphasen PEP-Dokumente sind entlang der Phasen des Produktlebenszyklus strukturiert, die den Vorgaben der EN 15804 entsprechen:

- **Herstellung (A1–A3)**: Produktion und Vormaterialien
- **Distribution (A4)**: Transport vom Werk zum Markt, häufig standardisierte Annahmen (z. B. 1 000 km Schiff, 3 300 km Lkw)
- **Installation (A5)**: Montage, meist nur Verpackungsabfälle berücksichtigt
- **Nutzungsphase (B)**: Betrieb des Geräts mit angegebenem Energieverbrauch, z. B. 126 kWh über 20 Jahre.
- **End-of-Life (C1–C4)**: Entsorgungsszenario gemäß PCR-Vorgaben (Recycling-, Deponie-, Transportanteile).
- **Optionale Phase (D)**: Rückgewinnung und Wiederverwendung außerhalb des Systemgrenzenmodells.

In der weiteren Datenaufbereitung werden diese Phasen zu den Kategorien *manufacturing*, *distribution*, *installation*, *use* und *end_of_life* zusammengefasst.

Energiemodelle Zusätzlich werden die verwendeten Energiemodelle angegeben (z. B. *France Grid Mix*), welche die Herkunft und Zusammensetzung des im Lebenszyklus des Produkts genutzten Stroms beschreiben. Die Genauigkeit dieser Angaben variiert deutlich zwischen den Dokumenten. In einigen Fällen ist jeder einzelnen Produktlebenszyklusphase ein spezifisches Land zugeordnet, während andere PEPs für alle Phasen einen einheitlichen europäischen Strommix angeben.

Umweltindikatoren Die Umweltwirkungen werden für jede Lebenszyklusphase sowie als Gesamtwert angegeben. Die für diese Arbeit relevanten Indikatoren sind in der Tabelle 2.1 aufgeführt.

Tabelle 2.1: Umweltindikatoren

Indikator	Beschreibung
Acidification	Versauerung von Böden und Gewässern durch säurebildende Emissionen
Climate Change (Fossil)	Treibhauspotenzial durch fossile CO_2-Emissionen
Climate Change (Land Use and Land Use Change)	Treibhauspotenzial infolge von Landnutzungsänderungen (LULUC)
Climate Change (Total)	Gesamtes Treibhauspotenzial aus allen Quellen
Eutrophication (Freshwater)	Nährstoffanreicherung in Binnengewässern
Eutrophication (Marine)	Nährstoffanreicherung in marinen Ökosystemen
Eutrophication (Terrestrial)	Nährstoffanreicherung Böden
Hazardous Waste Disposed	Entsorgung gefährlicher Abfälle
Ozone Depletion	Abbau der stratosphärischen Ozonschicht durch FCKW-Emissionen
Photochemical Ozone Formation (Human Health)	Bildung von bodennahem Ozon (Sommersmog)
Radioactive Waste Disposed	Entsorgung radioaktiver Abfälle
Resource Use (Fossils)	Nutzung fossiler Energieressourcen
Resource Use (Minerals and Metals)	Verbrauch abiotischer Ressourcen (Metalle und Mineralien)
Water Use	Entnahme und Verbrauch von Frischwasser

Verifikations- und Anhangsangaben Im abschließenden Teil werden die angewendeten Regelwerke und Datenquellen genannt, z. B. *PCR-ed3-EN-2015_04_02* und *PSR-0005-ed2-EN-2016_03_29*, die eingesetzte Software (z. B. SimaPro 9.3 mit Ecoinvent 3.8) sowie die Verifizierungsstelle und deren Akkreditierungsnummer.

Obwohl der inhaltliche Mindestumfang und die zu berichtenden Umweltindikatoren durch die zugrundeliegenden ISO- und PCR-Vorgaben festgelegt sind, besteht keine feste formale Struktur. Das Layout, die grafische Aufbereitung und die Anordnung der Tabellen können je nach Hersteller, Software und Version variieren. So enthalten einige PEPs tabellarische Aufstellungen sämtlicher Indikatoren, während andere ergänzend oder teilweise ausschließlich Diagramme und grafische Vergleichsdarstellungen beinhalten.

2.2. Datenextraktion aus PDF-Dokumenten

Da die PEP-Ecopassport-Umweltdaten ausschließlich in PDF-Dateien veröffentlicht werden, besteht der erste Schritt darin, die Informationen zu extrahieren, um sie für die quantitative Analyse in ein einheitlich strukturiertes und maschinenlesbares Format zu bringen. Dieser Prozess ist nicht trivial und bildet die Grundlage für die weitere Verarbeitung, Strukturierung und Analyse der Umweltindikatoren.

2.2.1. Das Portable Document Format (PDF)

Das *Portable Document Format (PDF)* ist eines der beliebtesten elektronischen Dokumentenformate und ist primär ein *layoutbasiertes Format*. Es wurde entwickelt, um das Erscheinungsbild der Originaldokumente plattform- und anwendungsübergreifend zu bewahren. [LB95] Das Format beschreibt Objekte auf einer niedrigen Strukturebene und legt die *Positionen und Schriftarten der einzelnen Zeichen* fest, aus denen der sichtbare Text zusammengesetzt ist. Zu den beschriebenen Objekten gehören:

- Gruppen von Zeichen (Textobjekte)
- Linien, Kurven und Bilder
- Stilattribute wie Schriftart, Farbe, Strichführung, Füllung und geometrische Formen.

[BK17]

Obwohl PDF die visuelle Darstellung eines Dokuments zuverlässig bewahrt, fehlt den meisten Dateien eine explizite logische Struktur auf höherer Ebene. Die folgenden semantischen Einheiten sind im Format nicht direkt enthalten und werden nur durch die oben genannte niedrige Strukturebene zusammengesetzt:

- logische Komponenten wie Wörter, Textzeilen, Absätze, Tabellen oder Abbildungen [CF04]
- Informationen über die *semantischen Rollen* des Textes (z. B. Haupttext, Fußnote oder Bildunterschrift), [BK17]
- eine eindeutige Lese- und Wortreihenfolge, insbesondere bei mehrspaltigen Layouts oder eingebetteten Elementen. [BK17]

Hinzuzufügen ist, dass PDF-Dokumente mit semantischen Informationen *getaggt* werden können. In der Praxis sind diese zusätzlichen Informationen selten gegeben. [BK17] Die für diese Arbeit relevanten PEP-Ecopassport-PDFs sind alle nicht getaggt.

Das Fehlen dieser semantischen Informationen erschwert die Erkennung, Wiederverwendung oder Bearbeitung des Layouts und Inhalts erheblich. [CZ17] Die automatische Extraktion dieser Metadaten und Textinhalte ist daher eine zentrale, aber fehleranfällige Aufgabe, da es keine allgemein verbindlichen Standards für die Strukturierung solcher Informationen in PDF-Dokumenten gibt. [Lip+13]

2.2.2. Herausforerungen bei der automatisierten Extraktion

Die Rekonstruktion des Textflusses und der semantischen Einheiten aus den Positionen einzelner Zeichen ist komplex:

1. Wortidentifikation Die korrekte Bestimmung von Wortgrenzen ist nicht trivial:

- *Abstände:* Die Abstände zwischen Zeichen können innerhalb einer Zeile variieren, sodass keine feste Regel existiert, um Wortgrenzen ausschließlich anhand der Zeichenpositionen zu bestimmen. [BK17]
- *Silbentrennung:* In mehrspaltigen Layouts getrennte Wörter müssen korrekt wieder zusammengeführt werden. [BK17]
- *Ligaturen:* Zeichenkombinationen wie „fl“ oder „fi“ werden im PDF oft als einzelnes Zeichen gespeichert und müssen beim Extrahieren in mehrere Zeichen aufgelöst werden. [Lip+13]
- *Diakritische Zeichen:* Buchstaben mit Diakritika (z. B. à, ä, ã) können als zwei separate Zeichen gespeichert sein und müssen beim Parsing zu einem Zeichen zusammengeführt werden. [BK17]

2. Lesereihenfolge (Reading Order) Die korrekte Lesereihenfolge ist entscheidend für die Verständlichkeit des Textes und der weiterführenden Interpretation. [BK17] In mehrspaltigen Layouts sind Textzeilen im PDF häufig in einer verschränkten Reihenfolge gespeichert. Ohne Korrekturmechanismen führt dies zu unleserlichem, inhaltlich falsch zusammengesetztem Text.[LB95]

3. Absatzgrenzen (Paragraph Boundaries) Die Erkennung von Absatzanfängen und -enden ist besonders schwierig:

- *Unterbrechungen:* Text, der zu einem Absatz gehört, kann durch Formeln, Tabellen oder Abbildungen unterbrochen und später auf derselben Seite fortgesetzt werden.

- *Seitenumbrüche:* Absätze können am Seiten- oder Spaltenende abgeschnitten und auf der folgenden Seite fortgeführt werden, ohne dass dies im PDF strukturell kenntlich gemacht wird.

[BK17]

4. Technologische und Layout-Herausforderungen

- *Überlagerungen (Overlays):* In grafisch komplexen Dokumenten können Text- und Bildelemente überlappen, etwa wenn Beschriftungen in Abbildungen eingebettet sind. Dies erschwert die korrekte Segmentierung. [CF04]
- *Segmentierungsfehler:* Bei Tabellen, Karten oder Diagrammen kann Text aus unterschiedlichen logischen Einheiten fälschlicherweise in dieselbe Gruppe aggregiert werden. [CF04]
- *Type-3-Fonts:* Manche Zeichen (insbesondere Ligaturen und Sonderzeichen) werden im PDF nicht als Textobjekte, sondern als Vektorgrafiken gespeichert. Solche Elemente sind mit herkömmlicher Textextraktion nicht identifizierbar und erfordern erweiterte, teils OCR- oder ML-basierte Verfahren. [BK17]

2.2.3. Extraktionsansätze

Da diese Probleme weit verbreitet und bekannt sind, gibt es mehrere Extraktionsansätze, um PDF-Dateien in ein strukturierts Format zu bringen, mit dem Ziel sie anschließend weiter zu analysieren.

Klassische Verfahren (regelbasierte Parser) Regelbasierte PDF-Parsing-Methoden arbeiten mit fest definierten Regeln und benötigen kein Training. Sie lassen sich schnell einsetzen, da sie ohne domänenspezifische Daten auskommen. [AA25] Mehrere weit verbereutete Softwarebibliotheken implementieren regelbasierte Parser, darunter *pdfplumber*, *pypdfium2* und *pypdf*. Da die Arbeit von Selg auf *pdfplumber* aufbaut, wird diese Bibliothek näher besprochen. [Sel25] Sie ist vollständig in Python implementiert und baut auf der weit verbreiteten Bibliothek *pdfminer.six* auf. Das Werkzeug wurde speziell für die Text- und Tabellenextraktion aus PDF-Dokumenten entwickelt und gilt als eine der benutzerfreundlichsten Lösungen im Python-Ökosystem. [AA25]

pdfplumber konvertiert beim Einlesen einer PDF-Datei deren Inhalt in ein analysierbares Python-Objekt, das sämtliche Seiteninformationen wie Text, Linien, Rechtecke und Bilder enthält. Jede Seite wird dabei als Sammlung geometrischer Objekte behandelt, deren Koordinaten und Stilattribute (z. B. Schriftart, Farbe, Position) präzise erfasst sind. [YCZ25] Diese Informationen werden über Objektlisten verfügbar gemacht.

Für die Erkennung und Extraktion von Tabellen nutzt das Tool einfache visuelle Heuristiken: Standardmäßig werden horizontale und vertikale Linien einer Seite als potenzielle Zellgrenzen interpretiert. [YCZ25] Über Parameter wie `table_settings` oder `snap_tolerance` lässt sich die Erkennung an unterschiedliche Layouts anpassen. So können beispielsweise die Toleranzen für Linienabstände verändert werden, um verschobene Spalten oder leere Zellen zu korrigieren. [YCZ25]

Der regelbasierte Ansatz von *pdfplumber* führt bei klar strukturierten, editierbaren PDF-Dokumenten zu guten Ergebnissen. In Studien zur Leistungsbewertung von Extraktionstools erzielte es in Domänen wie juristischen oder technischen Dokumenten hohe F1-Scores (beispielsweise 0,98 im Bereich *Law*). [AA25]

Die Grenzen des Werkzeugs zeigen sich jedoch vor allem bei komplexen oder unregelmäßig formatierten PDF-Dateien. Insbesondere wissenschaftliche Dokumente mit mathematischen Ausdrücken, eingebetteten Formeln oder verschachtelten Tabellen führen zu deutlichen Leistungseinbußen. In der Kategorie *Scientific* sank der F1-Score auf 0,76, was vor allem auf unvollständige Tabellenerkennung und fehlerhafte Segmentierung zurückzuführen ist. Auch bei Patenten oder Dokumenten mit grafischen Strukturen (z. B. chemischen Formeln oder Bauzeichnungen) stößt der regelbasierte Ansatz an seine Grenzen. [AA25]

Aus sicht der zuvor beschriebenen Herausforderungen adressiert *pdfplumber* also Probleme auf der Ebene der Zeichen- und Worterkennung weitgehend. Die Wiederherstellung der Lesereihenfolge erfolgt allerdings rein geometrisch, ohne semantisches Verständnis, wodurch Textpassagen aus mehrspaltigen Layouts häufig in falscher Reihenfolge extrahiert werden. Absatzgrenzen, semantische Rollen (z. B. Überschriften, Fließtext, Bildunterschriften) und komplexe Tabellenstrukturen erkennt *pdfplumber* nicht zuverlässig.

Damit steht *pdfplumber* exemplarisch für klassische Extraktionstools, die ohne maschinelles Lernen oder tiefere Dokumentenverständnis-Modelle arbeiten und deshalb bei komplexen, visuell strukturierten Dokumenten wie den PEP-Ecopassports an ihre methodischen Grenzen stoßen.

Erweiterte Verfahren (z.B. Docling) Neben klassischen regelbasierten Parsern existieren mittlerweile moderne, KI-gestützte Dokumentenanalyse-Frameworks. Dazu gehören etwa komplexe Layout-Modelle wie *LayoutParser* [25a], *GROBID* [**grobid**], sowie *Docling* . Diese Systeme kombinieren visuelle Merkmale, Textinformationen und semantische Modelle, um Dokumente mit anspruchsvoller Struktur automatisch zu analysieren und in maschinenlesbare Formate zu überführen.

Für diese Arbeit wird *Docling* näher betrachtet, da es ein vollständig offenes, lokal ausführbares Toolkit darstellt, das eine vollständige End-to-End-Pipeline für Layout-

Analyse, Strukturerkennung und Tabellensegmentierung bereitstellt. Es integriert moderne Deep-Learning-Modelle, berücksichtigt gleichzeitig geometrische Informationen und und lässt sich einfach in eine Python Pipeline einbauen. [Aue+24]

Es wurde mit dem Ziel entwickelt, PDF-Dokumente und andere Formate in eine maschinell verarbeitbare, strukturierte Repräsentation zu überführen. Im Gegensatz zu Werkzeugen wie *pdfplumber*, die auf geometrischen Heuristiken basieren, kombiniert *Docling* klassische Parsing-Verfahren mit tiefen neuronalen Modellen für Layout- und Strukturerkennung. [Aue+24] Das Toolkit ist vollständig in Python implementiert und modular aufgebaut. Die lokale Ausführbarkeit macht es insbesondere für den Einsatz in sensiblen Datenumgebungen geeignet. [Aue+25]

Technisch basiert *Docling* auf einer linearen Verarbeitungs-Pipeline, die mehrere spezialisierte Komponenten kombiniert. Nach dem initialen Parsen durch ein PDF-Backend (z. B. *qpdf* oder *pypdfium*) werden für jede Seite Bitmap-Abbilder erzeugt, auf denen KI-Modelle für Layout- und Strukturerkennung ausgeführt werden. [Aue+24] Das zugrunde liegende Layout-Analysemodell *DocLayNet* identifiziert auf Basis eines trainierten Objektdetektors verschiedene Seitenelemente und deren Begrenzungsrahmen als Absätze, Überschriften, Listen, Abbildungen oder Tabellen. [Aue+24] Diese visuellen Einheiten werden mit den extrahierten Text-Tokens verknüpft und zu konsistenten Dokumentstrukturen zusammengeführt. Für erkannte Tabellenobjekte kommt anschließend das Vision-Transformer-Modell *TableFormer* zum Einsatz, das die logische Zeilen- und Spaltenstruktur einer Tabelle rekonstruiert und die Zellen semantisch klassifiziert (z. B. Kopf- oder Körperzellen). Für gescannte oder bildbasierte Dokumente steht optional eine OCR-Komponente auf Basis von *EasyOCR* zur Verfügung. [Aue+25]

Nach Abschluss aller Erkennungsschritte werden die Ergebnisse zu einem vollständigen *DoclingDocument* zusammengeführt. *DoclingDocument* ist eine vereinheitlichte interne Repräsentation, die sämtliche Inhalte eines Dokuments (Text, Tabellen, Bilder, Layoutinformationen, Hierarchieebenen und Metadaten) in strukturierter Form abbildet und damit das Herzstück der *Docling*-Extraktion. Diese Dokumente können in verschiedene Formate übersetzt und exportiert werden, darunter JSON, Markdown und HTML. Im Post-Processing ergänzt ein sprachsensitives Modell weitere Merkmale wie die Korrektur der Lesereihenfolge, die automatische Spracherkennung und die Extraktion zentraler Metadaten (Titel, Autoren, Referenzen). [Aue+24]

Durch diese Architektur adressiert *Docling* mehrere der in Abschnitt 2.3 beschriebenen Extraktionsprobleme, die klassische Tools nur unzureichend lösen können. Es rekonstruiert eine konsistente Lesereihenfolge auch bei mehrspaltigen Layouts, erkennt logische Dokumentstrukturen und kann Tabellen semantisch interpretieren, anstatt sie rein geometrisch zu segmentieren. [Aue+25] Darüber hinaus bietet es eine robuste Metadaten- und Inhaltsklassifizierung, die zwischen Fließtext, Überschriften, Listen,

Bildunterschriften und Formeln unterscheidet. Die erzeugten Ausgaben sind reich strukturiert und dienen als Grundlage für weiterführende Analysen oder Datenpipelines, etwa zur Wissensextraktion, semantischen Suche oder automatisierten Inhaltsklassifikation. [Aue+24]

Im Vergleich zu klassischen, regelbasierten Parsern wie *pdfplumber* kombiniert *Docling* geometrische und visuelle Merkmale mit semantischem Verständnis. Dadurch ermöglicht es eine qualitativ hochwertige, KI-gestützte Dokumentenkonvertierung, die sowohl schnelle als auch stabile Ergebnisse liefert und für komplexe Dokumente wie PEP-Ecopassports einen erheblichen Qualitätsgewinn in der Extraktion bietet. [Aue+24]

Tabelle 2.2 fasst die Extraktionsfähigkeiten der beiden Ansätze zusammen.

2.2.4. Zielformat JSON

Die aus PDF-Dokumenten extrahierten Inhalte, beispielsweise in Markdown- oder Textform, bieten trotz ihrer besseren Lesbarkeit keine strukturierte Grundlage für eine automatisierte Datenanalyse. Weder die mit *pdfplumber* gewonnenen Textsegmente noch die von *Docling* erzeugten Markdown-Dateien enthalten eine einheitliche logische Struktur, die eine konsistente Zuordnung von Umweltindikatoren, Materialien oder Metadaten über verschiedene PEPs hinweg erlaubt. Für weiterführende Analysen ist daher ein fest definiertes, maschinenlesbares Zielformat erforderlich, das alle relevanten Inhalte in klar benannten Feldern abbildet.

Das in dieser Arbeit verwendete textbasierte Austauschformat *JavaScript Object Notation (JSON)* hat sich als De-facto-Standard für den strukturierten Datenaustausch etabliert und ist sowohl für Menschen gut lesbar als auch für Maschinen leicht zu verarbeiten [Pez+16]. Obwohl es historisch aus der JavaScript-Syntax hervorgegangen ist, wird JSON sprachunabhängig in nahezu allen modernen Programmiersprachen eingesetzt [Pez+16]. JSON kombiniert einfache Datentypen (*string, number, boolean, null*) mit komplexen Strukturen wie *objects* (Schlüssel–Wert-Paare) und *arrays* (geordnete Listen), wodurch hierarchische, verschachtelte Informationen kompakt und eindeutig dargestellt werden können [Pez+16].

In dieser Arbeit dient JSON als einheitliches Zielformat für die harmonisierte Speicherung der extrahierten PEP-Ecopassport-Daten. Das Format ermöglicht eine konsistente, maschinenlesbare Repräsentation komplexer Strukturen wie Umweltindikatoren, Materialkompositionen und Energieverbrauchsmodellen und lässt sich nahtlos in nachgelagerte Analyseumgebungen (z. B. Python, R oder Datenbanken) integrieren [Pez+16]. Damit bildet JSON die Grundlage für eine standardisierte und reproduzierbare Datenanalyse.

Tabelle 2.2: Vergleich der Extraktionsfähigkeiten von *pdfplumber* und *Docling*

Aspekt	**pdfplumber**	**Docling**
Zeichen- und Worterkennung	gut – präzise Koordinatenanalyse für editierbare PDFs	gut – kombiniert geometrische und visuelle Merkmale
Lesereihenfolge (Reading Order)	schlecht – keine Korrektur v.a. bei mehrspaltigem Layout	gut – erkennt Spalten und Lesefluss kontextsensitiv
Absatz- und Textstruktur	teilweise – heuristisch aus Zeilenabständen abgeleitet	gut – erkennt Absätze, Überschriften und Listen
Tabellenerkennung	teilweise – zuverlässig bei klaren Linien, sonst fehlerhaft	gut – rekonstruiert Tabellen semantisch mit KI-Modell
Grafiken und eingebettete Objekte	nicht – keine Analyse oder Erkennung	teilweise – erkennt Abbildungen und Beschriftungen
Metadatenextraktion	nicht – keine Unterstützung	gut – extrahiert Titel, Autoren, Referenzen
Nicht-textuelle Inhalte (OCR)	nicht – nur editierbare PDFs	gut – optionale OCR für gescannte Dokumente
Komplexe Layouts (mehrspaltig, technisch)	schlecht – häufige Fehlsegmentierung	gut – robuste Layout-Analyse durch *DocLayNet*
Semantische Rollen (z. B. Caption, Footnote)	nicht – keine Klassifizierung	gut – unterscheidet semantische Dokumentelemente

2.2.5. Informationsextraktion Markdown/Text -¿ JSON (TODO ???)

Die Informationsextraktion *(Information Extraction, IE)* dient dazu, aus unstrukturierten Texten gezielt Informationen zu gewinnen und diese in strukturierter Form bereitzustellen. [Gri15] Im Kontext dieser Arbeit beschreibt IE den Prozess, aus den mit *pdfplumber* oder *Docling* gewonnenen Textdaten die relevanten PEP-Inhalte (z. B. Um-

weltindikatoren, Materialien und Metadaten) in eine vorgefertigte JSON-Struktur zu überführen. Grundsätzlich lassen sich zwei methodische Ansätze unterscheiden: klassische, regel- oder modellbasierte Pipeline-Systeme und moderne, auf großen Sprachmodellen (LLMs) basierende Verfahren.

Regelbasierte Pipeline-Ansätze Traditionelle IE-Systeme folgen einer mehrstufigen Verarbeitungspipeline. Typischerweise werden dabei in aufeinanderfolgenden Schritten benannte Entitäten erkannt, syntaktische Strukturen analysiert, Koreferenzen aufgelöst und schließlich Relationen zwischen Entitäten extrahiert. Solche Systeme nutzen überwiegend probabilistische Sequenzmodelle wie Hidden Markov Models (HMMs), Conditional Random Fields (CRFs) oder Feature-basierte Klassifikatoren. [Gri15] Der Vorteil liegt in der hohen Präzision und der Nachvollziehbarkeit einzelner Verarbeitungsschritte und ihrer Deterministik. Ihre Schwächen zeigen sich jedoch bei komplexen oder stark heterogenen Textformaten, wie sie in aus PDF-Dokumenten extrahierten Markdown- oder Textsegmenten vorkommen: Fehler in einer frühen Pipeline-Stufe können sich fortpflanzen (Fehlersummierung) und die Erstellung regelbasierter Komponenten ist zeit- und ressourcenintensiv, vor allem bei großen Unterschieden in der Struktur des inputs, wie es in dem Kontext dieser Arbeit gegeben ist. [Gri15]

LLM-basierte Ansätze Eine neuere Möglichkeit stellen große Sprachmodelle (LLMs) dar, um Informationsextraktion als semantisches Verständnisproblem zu formulieren. LLMs können Textpassagen kontextsensitiv interpretieren und strukturierte Ausgaben, etwa in JSON-Form, direkt generieren. [Nad+24] Sie sind in der Lage, Entitäten, Relationen und numerische Werte inhaltlich zuzuordnen, ohne dass ein manuelles Regelwerk oder ein domänenspezifisch annotiertes Trainingskorpus erforderlich ist. [Mor+25] Zudem ermöglichen sie die Extraktion aus komplexen Layouts, indem sie zuvor durch Tools wie *Docling* generierte Markdown- oder Textsegmente semantisch analysieren. Damit entfällt die sequentielle Verarbeitung einzelner Pipeline-Stufen. [Nad+24] Der Hauptnachteil besteht in der verlorenen Deterministik und möglichen Halluzinationen (falsch generierten Werten), die durch präzises Prompt-Design und Validierungsschritte minimiert, aber nicht vollständig ausgeschlossen werden können. [Mor+25]

Vergleich Während klassische regelbasierte Verfahren beim Transfer von Markdown-Dateien in strukturierte JSON-Formate durch ihre klare Logik und Nachvollziehbarkeit überzeugen, stoßen sie bei komplexen Textstrukturen und uneinheitlichen Formulierungen an Grenzen. LLM-basierte Methoden bieten hier eine deutlich höhere Flexibilität, da sie Inhalte kontextsensitiv interpretieren und direkt in das definierte JSON-Schema überführen können. Allerdings erfordern sie eine Validierung der Modellantworten, da

geringere Transparenz und vereinzelte Fehlinterpretationen möglich sind. Da diese Arbeit auf eine quantitative Analyse der PEP-Ecopassport PDFs abzielt, wird trotzdem ein LLM für die Extraktion und Überführung in das harmonisierte JSON-Zielformat eingesetzt

2.3. Statistische Grundlagen

Die in dieser Arbeit verwendeten statistischen Verfahren bilden die methodische Grundlage zur Analyse und Modellierung der aus PEP Ecopassports extrahierten Daten. Dazu werden zunächst *deskriptive und explorative* Verfahren eingesetzt, um Strukturen, Streuungen und Ausreißer in den Daten sichtbar zu machen. Die *Hauptkomponentenanalyse* wird dafür verwendet die wichtigsten Merkmale zu identifizieren. Darauf aufbauend wird die *lineare Regression* als einfaches, interpretierbares Modell genutzt, um heuristische Beziehungen zwischen Einflussgrößen und den resultierenden Umweltindikatoren zu identifizieren. Diese Kombination ermöglicht eine robuste, nachvollziehbare und datengetriebene Einschätzung ökologischer Wirkzusammenhänge im Datensatz.

2.3.1. Deskriptive und explorative Statistik

Die deskriptive und explorative Statistik bilden die Grundlage der quantitativen Datenanalyse. Beide dienen der Zusammenfassung, Beschreibung und Visualisierung von Datensätzen, um zentrale Merkmale einer Verteilung zu charakterisieren und potenzielle Muster oder Auffälligkeiten zu erkennen. [FM09] Der Schwerpunkt liegt nicht auf Hypothesentests, sondern auf dem Verständnis der vorhandenen Daten. [Dim+19] In dieser Arbeit werden die Verfahren auf aus PEP Ecopassports extrahierte Kennwerte angewendet.

Deskriptive Statistik Die deskriptive Statistik umfasst numerische und grafische Verfahren zur Beschreibung der *Lage* und der *Streuungskennzahlen* von Daten. [FM09] Ziel ist die Abbildung großer Datenmengen auf wenige aussagekräftige Kennzahlen. Zu den typischen Lagemaßen gehören *Mittelwert*, *Median* und *Modalwert*. Der Mittelwert beschreibt die durchschnittliche Ausprägung, während der Median die geordnete Verteilung in zwei gleich große Hälften teilt. Der Median gilt als *robustes Lagemaß*, da er, im Gegensatz zum Mittelwert, wenig durch Ausreißer beeinflusst wird. Der Modalwert ist der Wert, der in der Stichprobe am häufigsten vorkommt. [Dim+19] Für die

Streuung werden Standardabweichung, Spannweite und insbesondere der *Interquartilsabstand (IQR)* verwendet. Der IQR beschreibt die mittleren 50 % der Daten und ist ein robustes Maß, das gegenüber Extremwerten stabil bleibt. Für ordinale Merkmale ist der Median das geeignete Lagemaß. Der IQR, ergänzt um Minimum und Maximum, quantifiziert die Streuung. [FM09]

Verteilungsformen und Schiefe Ein zentrales Merkmal numerischer Daten ist die Form ihrer Verteilung. In symmetrischen Verteilungen fallen Mittelwert, Median und Modalwert zusammen. Bei *rechtsschiefen* Verteilungen liegen einzelne hohe Werte weit über dem zentralen Bereich, sodass der Mittelwert größer als der Median ist; bei *linksschiefen* Verteilungen gilt das umgekehrte Muster. [KSY18] Schiefe beeinflusst die Interpretation von Lage- und Streumaßen und motiviert den Einsatz robuster Kennwerte wie Median und IQR. In der explorativen Praxis werden zudem log-transformierte Werte betrachtet, um stark asymmetrische Verteilungen zu symmetrisieren und visuell leichter interpretierbar zu machen.[MJ10]

Log-Transformation und methodische Alternativen Wenn eine Verteilung deutlich von einer Normalverteilung abweicht, bestehen drei grundlegende Optionen: (i) eine regelbasierte *Ausreißerprüfung* mit dokumentierter Entfernung, [FM09] (ii) eine *Log-Transformation* zur Annäherung an Symmetrie und zur besseren Vergleichbarkeit in Visualisierungen [MJ10], oder (iii) die Anwendung *nicht-parametrischer* Verfahren, die keine Normalverteilung voraussetzen [FM09]. Die Entscheidung erfolgt im Rahmen der explorativen Analyse.

2.3.2. Explorative Datenanalyse und Visualisierungen

Die explorative Datenanalyse ergänzt die deskriptive Statistik durch strukturentdeckende Verfahren. Sie dient der visuellen Erkundung und Bewertung von Mustern, Ausreißern oder Zusammenhängen zwischen Variablen, ohne dass zuvor Hypothesen formuliert werden müssen. Zentrale Visualisierungen sind Histogramme und Boxplots. [KSY18]

Histogramme Histogramme stellen Häufigkeitsverteilungen kontinuierlicher Merkmale über Klassen dar. Sie erlauben Rückschlüsse auf Symmetrie, Schiefe und Mehrgipfligkeit und dienen zur Prüfung von Verteilungsannahmen. [MJ10]

Boxplots Boxplots visualisieren Median (Q_2), Quartile (Q_1, Q_3) und potenzielle Ausreißer. Die sogenannten *Whisker* markieren üblicherweise den Bereich bis zum 1,5-

fachen Interquartilsabstand; Werte außerhalb gelten als potenzielle Ausreißer. [MJ10] Diese Darstellungsform ermöglicht die Beurteilung von Streuung, Schiefe und Extremwerten und eignet sich für den Vergleich mehrerer Merkmale. [KSY18]

2.3.3. Hauptkomponentenanalyse (PCA)

Die *Hauptkomponentenanalyse* (Principal Component Analysis, PCA) ist eine weit verbreitete multivariate statistische Methode zur Vereinfachung komplexer Datensätze, Extraktion der wesentlichen Informationen und der Erkennung von Strukturen in den Daten. Ihre mathematischen Grundlagen beruhen auf fundamentalen Konzepten der linearen Algebra. [AW10]

Die PCA verfolgt zwei zentrale Ziele:

Reduktion der Dimensionalität Die ursprünglichen Variablen werden durch eine kleinere Menge neuer, orthogonaler Variablen ersetzt, die *Hauptkomponenten*. Diese werden als lineare Kombinationen der Ausgangsvariablen konstruiert und erklären maximal mögliche Varianz. Die erste Hauptkomponente trägt dabei den größten Anteil der Gesamtvarianz. [MR93]

Vereinfachung und Interpretation Durch Komprimierung ohne wesentlichen Informationsverlust ermöglicht die PCA eine vereinfachte Darstellung des Datensatzes sowie die Analyse von Beziehungen zwischen Beobachtungen und Variablen. Muster von Ähnlichkeiten können grafisch auf wenigen Achsen dargestellt werden. [AW10]

Mathematische Grundlagen Die PCA beruht darauf, aus einer Menge korrelierter Variablen neue, unkorrelierte Variablen (*Hauptkomponenten*) zu erzeugen. Dafür wird die Varianz-Kovarianz-Matrix S (bzw. die Korrelationsmatrix bei normierten Variablen) zerlegt [MR93]. Die Hauptkomponenten ergeben sich aus den Eigenwerten und Eigenvektoren dieser Matrix. Dazu wird

$$|S - \lambda I| = 0$$

gelöst. Die Eigenwerte λ_i geben an, wie viel Varianz jede Hauptkomponente erklärt. Die zugehörigen Eigenvektoren liefern die Gewichte der linearen Kombinationen, aus denen die Hauptkomponenten entstehen:

$$V = A'X.$$

[MR93] Die Hauptkomponenten sind orthogonal und damit unkorreliert [AW10].

Singulärwertzerlegung Statt über Eigenwerte kann die PCA auch mit der Singulärwertzerlegung (SVD) berechnet werden, wie es in modernen Softwarebibliotheken (z.B. Python scikit-learn [25c] und Matlab [25b]) üblich ist:

$$X = P\Lambda Q^T.$$

Die quadrierten Singulärwerte entsprechen dabei den Eigenwerten, und die Hauptkomponenten der Beobachtungen ergeben sich zu

$$F = P\Lambda.$$

Die SVD zeigt, dass die PCA eine optimale Niedrigrang-Approximation der Datenmatrix im Sinne der kleinsten Quadrate liefert. [AW10]

PCA in dieser Arbeit Die Hauptkomponentenanalyse bildet die Grundlage der Principal Component Regression (PCR), bei der die ursprünglichen Regressorvariablen durch die Hauptkomponenten ersetzt werden. Dies ist insbesondere dann vorteilhaft, wenn starke Multikollinearität zwischen den Variablen besteht, da die Schätzung der Regressionskoeffizienten durch die Entkorrelierung wesentlich stabiler wird. [Jol82] Da die in den PEP-Daten enthaltenen Materialanteile teils ausgeprägt korrelieren, wird die lineare Regression in dieser Arbeit auf Basis der zuvor berechneten Hauptkomponenten durchgeführt.

2.3.4. Lineare Regression

Die lineare Regression dient in dieser Arbeit als methodische Grundlage zur Modellierung der Umweltwirkungen von Produkten auf Basis quantitativer Einflussgrößen. Ziel ist es, Zusammenhänge zwischen erklärenden Variablen wie *Produktgewicht*, *Materialzusammensetzung*, *Stromverbrauch* und *verwendetem Energiemix* und den resultierenden *Umweltindikatoren* zu quantifizieren und zur Abschätzung unbekannter Werte nutzbar zu machen.

Modellstruktur Das Regressionsmodell beschreibt den linearen Zusammenhang zwischen einer abhängigen Variable y (z. B. einem Umweltindikator) und mehreren unabhängigen Variablen $x_1, x_2, \ldots, x_k$ (z. B. Gewicht, Stromverbrauch, Materialanteile):

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k + \varepsilon.$$

Dabei ist β_0 der Achsenabschnitt, β_i die Regressionskoeffizienten der jeweiligen Einflussgrößen und ε ein zufälliger Fehlerterm, der unerklärte Varianzanteile abbildet. Die Koeffizienten β_i quantifizieren die Richtung und Stärke des Einflusses einzelner Variablen auf den Zielindikator. [MPV22]

Zentrale Annahmen Für die lineare Regression gelten folgende Grundannahmen:

- **Linearität:** Die Beziehung zwischen abhängiger und unabhängigen Variablen ist näherungsweise linear.
- **Erwartungswert Null:** Die Fehlerterme haben einen Erwartungswert von null $E(\varepsilon) = 0$ und sind Normalverteilt.
- **Homoskedastizität:** Die Varianz der Fehler ist konstant und unabhängig von den erklärenden Variablen.
- **Unabhängigkeit:** Die Fehlerterme sind voneinander unkorreliert.

[**Su2012**] Diese Annahmen sichern die Unverzerrtheit und Effizienz der Parameterschätzungen. Für explorative Anwendungen, wie sie in dieser Arbeit verfolgt werden, steht jedoch die Strukturentdeckung im Vordergrund. Moderate Abweichungen von den Idealannahmen sind daher akzeptabel, sofern sie dokumentiert werden.

Parameterschätzung Die Schätzung der Regressionskoeffizienten erfolgt nach der Methode der kleinsten Quadrate (*Ordinary Least Squares*, OLS). Dabei werden die Parameter so bestimmt, dass die Summe der quadrierten Abweichungen zwischen beobachteten und modellierten Werten minimal wird:

$$S(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2.$$

Die resultierenden Schätzer sind unter den genannten Modellannahmen unverzerrt und besitzen die kleinste Varianz unter allen linearen, unverzerrten Schätzverfahren (Gauss-Markov-Eigenschaft). [**Su2012**]

Modellinterpretation Die Koeffizienten β_i geben an, wie stark sich der Zielindikator y im Mittel verändert, wenn sich die Einflussgröße x_i um eine Einheit ändert, während alle anderen Variablen konstant bleiben. Das *Bestimmtheitsmaß* R^2 beschreibt den Anteil der Varianz des Zielindikators, der durch die erklärenden Variablen erklärt wird, und dient als zentrales Maß der Modellgüte. [MPV22]

Anwendungsrahmen In dieser Arbeit wird die multiple lineare Regression verwendet, um Heuristiken zur Abschätzung der Umweltwirkungen von Elektro- und Elektronikprodukten zu entwickeln. Das Modell dient der quantitativen Erfassung von Zusammenhängen zwischen Produktmerkmalen und Umweltindikatoren und daraus schließend der möglichst präzisen Prognose der Umweltindikatoren anhand der Input-Variablen. Damit bildet die lineare Regression eine nachvollziehbare, statistisch fundierte Basis für die Entwicklung eines vereinfachten Bewertungsmodells innerhalb der PEP-Datenanalyse.

3

Pipeline und Datenbasis (Methodik)

Dieses Kapitel beschreibt den Aufbau der Datenpipeline, die Extraktion der relevanten Variablen aus PEP-Ecopassport-Dokumenten sowie die Struktur und Aufbereitung der resultierenden Datenbasis.

3.1. Überblick der Pipeline

Ziel der entwickelten Pipeline ist die automatisierte Extraktion strukturierter Daten aus PEP-Ecopassport-Dokumenten im PDF-Format. Die PEPs bilden die zentrale Quelle für produktbezogene Umweltinformationen, enthalten jedoch uneinheitlich formatierte Tabellen und Textblöcke, die eine direkte Auswertung erschweren.

Die Pipeline wandelt die heterogenen PDF-Dokumente in ein einheitliches, maschinenlesbares Datenformat um. Als Input dienen die PEP-PDFs, als Output entsteht eine strukturierte CSV-Datei, die sämtliche relevanten Variablen zu Produkt, Materialien, Energieverbrauch und Umweltindikatoren enthält. Der Prozess umfasst mehrere aufeinanderfolgende Schritte:

- **Recherche und Erfassung:** Recherche, Speicherung und Bewertung der verfügbaren PEP-Dokumente mit Gebäudeautomatisierungsbezug aus der öffentlichen PEP-Datenbank. [Ass25]
- **Extraktion:** Umwandlung der PDF-Dateien in Rohtext und Tabelleninhalte mittels Dokumentenparser; Layout- und Tabellenstrukturen werden erkannt.

- **Interpretation:** Zuordnung der erkannten Inhalte zu definierten Variablen mithilfe regelbasierter und LLM-gestützter Methoden.
- **Normalisierung:** Harmonisierung von Einheiten, Materialnamen und Energiemodellen zur Sicherstellung der Vergleichbarkeit.
- **Export:** Zusammenführung aller Informationen in eine flache, analysierbare CSV-Datei als Grundlage der nachfolgenden statistischen Auswertung.

Abbildung 3.1 zeigt den groben schematischen Aufbau des Gesamtprozesses von der Rohdatenerfassung bis zur strukturierten Datenbasis. Der Teil der Normalisierung und Datenbereinigung wird in 3.1.3 detailreicher dargestellt.

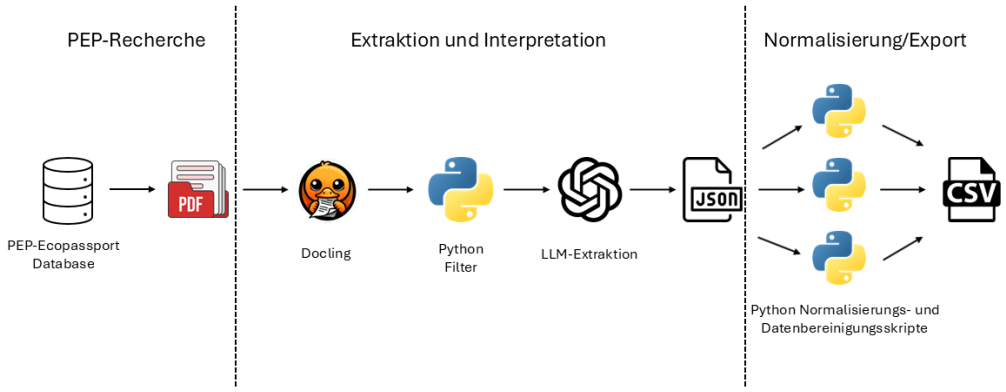


Abbildung 3.1: Schematischer Aufbau der Pipeline: von der PEP-Erfassung bis zur strukturierten Datenbasis.

3.1.1. Datenerhebung und PEP-Recherche

Ziel der Datenerhebung ist die Identifikation und Extraktion von PEP-Ecopassport-Dokumenten, die sich auf Geräte der Gebäudeautomatisierung oder IoT Komponenten beziehen. Die PEP-Datenbank bildet dabei die Quelle der Untersuchung. Für jedes gefundene Dokument wurden Produktinformationen, Material- und Energiedaten sowie Metadaten in strukturierter Form erfasst.

Zielsetzung Im ersten Schritt der Arbeit sollte eine Datenbasis zu IoT-Produkten in der PEP-Datenbank aufgebaut werden. Dazu wurden die Dokumente automatisiert recherchiert, die zugehörigen PDFs heruntergeladen, analysiert und nach Relevanz für den Smart-Home- bzw. IoT-Bereich klassifiziert. Das Ergebnis wurde in CSV-Formaten gespeichert und diente als Grundlage für die weitergehende Analyse.

Keyword-basierte Suche Zur Ermittlung der verfügbaren PEP-Dokumente wurde zunächst die Suchfunktion der PEP-Datenbank analysiert. Über die Browser-Entwicklertools konnten die zugrunde liegenden Netzwerkanfragen identifiziert werden. Insbesondere der Endpoint `/xhr/searchPep` lieferte HTML-Snippets mit Produktnamen und Links. Diese wurden mithilfe von JavaScript iterativ abgefragt, geparst und in einer CSV-Datei gespeichert. Die Implementierung verwendete `fetch`-Requests mit kopierten FormData-Parametern und CSRF-Tokens. Für die Paginierung wurde die Gesamtanzahl der Treffer aus dem Response genutzt, um alle Ergebnisse in Schleifen abzurufen. Um gezielt IoT-nahe Produkte zu erfassen, wurden die Abfragen mit spezifischen Suchbegriffen in den FormData-Parametern erweitert (z. B. *controller*, *sensor*, *gateway*, *wifi*, *knx*, *zigbee*, *cloud*). Dadurch konnten 184 PEP-Einträge, welche potentiell Gebäudeautomatisierungsgeräte beschreiben identifiziert und als CSV exportiert werden. Anschließend erfolgte eine manuelle Prüfung und Klassifikation der Ergebnisse, da die Suchbegriffe im Produkttitel nicht ausnahmslos auf Komponenten der Gebäudeautomation schließen können. Zudem wendet die Suchfunktion der PEP-Plattform nicht alle Filter korrekt an und es treten Überschneidungen zwischen den Seiten auf.

Klassifikation der Produkte Die ermittelten Produkte wurden in einer Excel-Datei manuell kategorisiert. Neben dem Produktnamen und der URL enthielt die Datei eine Spalte *IoT-Einschätzung* mit vordefinierten Auswahloptionen. Farbcodierungen erleichterten die visuelle Trennung zwischen den Gruppen. Zur Validierung wurden zusätzlich die jeweiligen PEP-PDFs gelesen und, falls erforderlich, weitere Produktinformationen aus Herstellerportalen herangezogen. So konnten 102 Smart-Home-relevante Geräte eindeutig als IoT oder IoT-nah eingestuft werden.

Kategorisierung Die Zuordnung erfolgte nach funktionalen Kriterien:

- **Gebäudeautomatisierung:** Geräte mit Konnektivität (z. B. ZigBee, WiFi, KNX) oder Cloud-Anbindung, wie Gateways, smarte Sensoren oder Steuerungen.
- **eher ja:** Komponenten mit indirekter IoT-Relevanz, etwa Erweiterungsmodule. (Teilweise aussortiert)
- **eher nein:** Elektronik mit digitaler Funktion, jedoch ohne Vernetzung. (Aussortiert)

- **keine IoT-Relevanz:** Produkte ohne Kommunikationsfähigkeit (z. B. Kabel, Trafos, LED-Panels). (Aussortiert)

Manuelle Ergänzungen Zusätzlich zur halbautomatisierten Suche wurden IoT-relevante Unternehmen gezielt identifiziert (z. B. ABB, Siemens, Schneider Electric, Legrand, Somfy, Daikin, Bosch, Honeywell). Deren PEP-Dokumente wurden manuell durchsucht und ergänzt. Dadurch erweiterte sich der Datensatz um weitere 145 PEPs. Insgesamt umfasst die erstellte Datenbasis 247 PEP-Dokumente, die anschließend in der Parsing-Pipeline verarbeitet und vereinheitlicht wurden.

3.1.2. PDF-Parsing und Extraktion

Die Extraktion strukturierter Daten aus PEP-PDFs stellte den technisch anspruchsvollsten Teil der Arbeit dar. Ziel ist es, aus den heterogenen Dokumenten eine konsistente, maschinenlesbare Repräsentation der Umweltindikatoren, Materialanteile und Metadaten zu erzeugen, welche entsrechend der Zielsetzung der Arbeit analysiert wereden können. Die finale Lösung kombiniert eine robuste Layoutanalyse mit Docling und eine LLM-basierte, schemagesteuerte Inhaltsinterpretation.

Entwicklung und Vorläufer Zu Beginn wurde eine auf `pdfplumber` basierende Pipeline eingesetzt, die auf der von Selg [Sel25] entwickelten Pipeline aufbaut. Sie erkennt mithilfe Regex- und Textheuristiken Tabellen und Materiallisten. Obwohl dieser Ansatz für einzelne PDFs funktionierte, erwies sich die Übertragbarkeit als unzureichend. Ursache waren typische Strukturprobleme von PDF-Dateien: eine verzerrte Zeilen- und Wortreihenfolge im Textlayer, stark variierende Layouts, Tabellen als Rasterbilder sowie uneinheitliche Bezeichnungs- und Einheitenformate. Bereits kleine Abweichungen in Tabellenköpfen führten zu fehlerhaften Zuordnungen von Indikatoren oder Spalten. Die Vielzahl individueller Ausnahmen entwickelt sich zu einem unübersichtlichen Netz von abzufangenden Ausnahmefällen, das neue Konflikte zwischen bestehenden und neu hinzugefügten Layouts verursachte. Auch die manuelle Ergänzung einzelner Werte ist bei der erforderlichen Datenmenge in dieser Arbeit nicht mehr ausreichend anzuwenden. Eine vollständige Generalisierung des pdfplumber-Parsers war im Rahmen der Arbeit nicht realistisch umsetzbar.

Diese Limitierungen führten zur Entwicklung einer neuen, modularen Pipeline, die auf dem Open-Source-Framework *Docling* von IBM basiert. Docling erlaubt die strukturierte Segmentierung von PDF-Inhalten in Absätze, Tabellen, Listen und Bilder und exportiert diese in Markdown oder JSON. Dadurch konnte die textuelle Logik vom Layout entkoppelt und die Zuverlässigkeit der Downstream-Verarbeitung deutlich verbessert

werden.

Methodisches Konzept Die Pipeline trennt klar zwischen Layoutanalyse und Inhaltsinterpretation:

- **Docling-Konvertierung:** PDF-Dateien werden in eine Markdown-Struktur überführt. OCR und Bildbeschreibung sind deaktiviert, um Laufzeit und Speicherverbrauch zu reduzieren. Tabellen- und Abschnittsgrenzen bleiben erhalten.
- **Regelbasierter Filter:** Um Kontextverluste des nachgelagerten Sprachmodells zu vermeiden, wurde ein regelbasierter Python-Filter auf die aus Docling generierten Markdown-Dateien angewendet. Hierbei werden nicht inhaltsrelevante Textsegmente wie Kopf- und Fußzeilen, Unternehmensinformationen oder generische Beschreibungen der PEP-Standards über eine Blacklist entfernt. Diese Vorverarbeitung reduziert die Eingabelänge und verbessert die inhaltliche Fokussierung der anschließenden LLM-basierten Extraktion.
- **LLM-basierte Extraktion:** Der konvertierte Text wird in Abschnitten an ein Sprachmodell übergeben, das definierte Variablen extrahiert und im JSON-Format zurückgibt. Die Promptstruktur erzwingt strikte Datentypen und klare Feldbezeichnungen.

Wahl des Modells und der LLM Schnittstelle Für die semantische Extraktion wurde *GPT-5* verwendet, angesprochen über die *Responses-API*. Diese neue Schnittstelle unterstützt native strukturierte Ausgaben und optional eine Schema-Validierung. Der Aufruf erfolgt im `response_format=json_object`-Modus, wodurch fehlerhafte JSON-Formate ausgeschlossen sind. Gegenüber dem früher verwendeten *gpt-3.5-turbo* zeigte sich GPT-5 deutlich stabiler in der Erkennung von numerischen Werten, Einheiten und Modulzuordnungen (A1–A3, A4, A5, B*, C*, D). Zudem reduziert sich der Post-Processing-Aufwand erheblich, da keine nachträgliche JSON-Reparatur erforderlich ist. Die Temperatur des LLMs wurde auf 0 gesetzt um Zufälligkeit und Kreativität möglichst zu vermeiden.

Die Kombination aus Docling und GPT-5 führte somit zu einem skalierbaren Verfahren, das auch bei komplexen Layouts konsistente Ergebnisse liefert.

Extraktionslogik

- **Indikatoren:** Matching über Name und Einheit auf Basis der EF 3.1-Labels (z. B. $\mathrm{kg\,CO_2\,eq}$, $\mathrm{kg\,Sb\,eq}$, MJ). Header-Kontext wird mitgeparst, B-Phasen werden nicht aggregiert.
- **Plausibilität:** Flatline-Filter (identische Modulwerte), Prüfungen von *Total* vs. Modulsumme, Toleranz für negative D-Werte.

- **Einheiten:** Zahlen ohne Einheitenzeichen. Einheiten werden ausschließlich in das Feld `unit` extrahiert, ohne heuristische Ergänzung oder Raten.

Robustheit und Grenzen Die neue Pipeline konnte die Anzahl fehlerhafter oder unvollständiger Einträge deutlich reduzieren. Fallback-Mechanismen greifen bei fehlerhaften Tabellen automatisch auf den Fließtext zurück, wodurch auch reine Text-PEPs ausgewertet werden können. Für PDFs mit reinen Rastertabellen bleibt jedoch eine Einschränkung bestehen, da ohne OCR keine Inhaltsextraktion möglich ist. Der Einsatz eines LLMs führt aufgrund der stochastischer Modellkomponenten zudem zu einer eingeschränkten Reproduzierbarkeit und Transparenz: Obwohl das Risiko minimiert wurde, erzeugen identische Eingaben aufgrund von Halluzinationen nicht immer identische Ausgaben. Diese Einschränkungen sind angesichts der PDF-Heterogenität nicht zu umgehen und methodisch vertretbar.

3.1.3. Normalisierung der Daten

Zielsetzung Nach der Extraktion lag ein heterogenes Datenset mit uneinheitlichen Bezeichnungsformen für Länder, Materialien, Lebenszyklusphasen, Energiequellen und Einheiten vor. Um eine konsistente Auswertung zu ermöglichen, wurden sämtliche Schreibweisen vereinheitlicht. Ziel war es, strukturell vergleichbare Werte zu schaffen und gruppierte Analysen über mehrere PEPs hinweg zu ermöglichen.

Vokabularanalyse Zur systematischen Erfassung der vorhandenen Begriffe wurde ein Hilfsskript (`pep_vocab_scan.py`) entwickelt, das die in den JSON-Dateien vorkommenden Rohwerte inventorisiert. Für jedes relevante Feld (z. B. Indikatoreinheiten, Materialbezeichnungen oder Energiequellen) werden die Häufigkeiten einzelner Strings erfasst und als Übersichtstabellen ausgegeben. Die Ausgabe diente der Identifikation inkonsistenter Schreibweisen, Abkürzungen und Synonyme, die anschließend über Zuordnungstabellen (*Mapping Dateien*) vereinheitlicht wurden.

Normalisierung mittels Mapping-Tabellen Für jede Datendomäne (z. B. Einheit, Material, Land, Energiequelle, Phase) wurde eine Zuordnungstabelle erstellt, die reguläre Ausdrücke den vereinheitlichten Standardbegriffen zuordnet. Diese Mappings wurden schrittweise verfeinert, bis alle identifizierten Abweichungen abgedeckt waren. Beispielsweise wurden die Einheitenvarianten *„kg CO_2-eq“*, *„kg CO2e“* und *„kg CO2 equiv.“* auf den Standardbegriff *„kg CO2 eq“* gemappt. Ebenso wurden Synonyme wie *„Aluminum“* und *„Aluminium“* oder *„Paper“* und *„Carton“* zu gemeinsamen Bezeichnungen zusammengeführt. Auch Länderangaben wurden vereinheitlicht, indem Bezeichnungen

und ISO-Kürzel (z. B. „France“, „FR“) zu konsistenten Formen zusammengefasst wurden.

Phasen- und Energiemodell-Normalisierung Für Lebenszyklusphasen wurden die in den PEPs auftretenden Varianten (z. B. „A1–A3“, „Production“, „Manufacturing“) auf ein einheitliches Schema („manufacturing“, „distribution“, „use“, „end_of_life“) abgebildet. Analog wurden Angaben zu Strommixen standardisiert, wobei landesspezifische Modelle (z. B. „FR“, „France Mix“, „French grid“) zu klar benannten Einträgen wie *„France grid mix“* zusammengeführt wurden. Diese Normalisierung ist entscheidend, um energiebezogene und phasenabhängige Indikatoren konsistent vergleichen zu können.

Entscheidungen und Vereinfachungen Bei der Vereinheitlichung wurden einige pragmatische Entscheidungen getroffen: *Steel* und *Iron* wurden beispielsweise zur Kategorie *Steel (metals)* zusammengefasst, da beide ähnliche Materialeigenschaften und Umweltwirkungen aufweisen. *Paper* und *Carton* wurden zu *Paper/Cardboard* kombiniert. Für Kunststoffe wurde eine vereinfachte Zusammenführung vorgenommen. Ein Python-Skript *apply_mappings.py* wendet die auf dem Vokabular basierenden Mapping Dateien auf alle extrahierten JSON Dateien an.

Konsolidierung von Materialeinträgen Durch das Mapping entstehen teilweise doppelte Materialeinträge, welche innerhalb der Feldstruktur `material_composition` mithilfe von *merge_material.py* zusammengeführt werden, sofern sie identische Bezeichnungen aufwiesen. Dabei wurden nur exakt gleiche Strings (nach Vereinheitlichung von Groß-/Kleinschreibung und Leerzeichen) berücksichtigt Prozent- und Gewichtsangaben wurden bei Dubletten addiert und auf drei Nachkommastellen gerundet. Diese Maßnahme reduziert Redundanz und erleichtert die spätere Aggregation der Materialanteile.

Ergebnis Durch die Vokabularanalyse und anschließende Normalisierung entsteht so ein standardisierter Datensatz mit konsistenten Schreibweisen und eindeutiger Begriffssystematik. Diese Vereinheitlichung bildet die methodische Grundlage für die nachfolgende quantitative Auswertung.

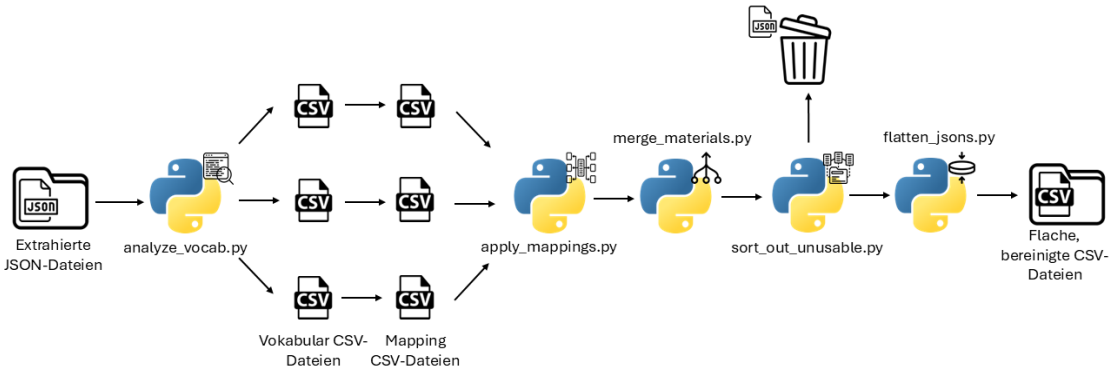


Abbildung 3.2: Übersicht der Skriptabfolge zur Normalisierung und Bereinigung der extrahierten JSON-Daten.

3.1.4. Datenbereinigung und Validierung

Ausschluss unvollständiger Datensätze Nach der automatischen Extraktion und Normalisierung werden fehlerhafte oder unvollständige Datensätze mithilfe eines Python-Skripts *sort_out_unusable.py* ausgeschlossen. Ein Datensatz galt als unbrauchbar, wenn sämtliche Umweltindikatoren fehlten oder ausschließlich Nullwerte enthielten, oder wenn die zentralen Felder `total_weight`, `electricity_consumption`, `material_composition` und `energy_model` gleichzeitig leer waren. Diese Kriterien führten zur Aussonderung von 8 der insgesamt 242 Datensätze. Diese PEPs enthielten zwar Metadaten, jedoch keine quantitativen Werte und wurden daher nicht in die Analyse einbezogen.

Qualitätssicherung und Validierung Die Datenbereinigung wurde durch automatisierte Prüfmechanismen begleitet. Dazu zählten Validierungen auf fehlende oder ungültige Einheiten, numerische Typfehler (z. B. String statt numerischer Wert) sowie Plausibilitätsprüfungen, etwa auf Null- oder Extremwerte bei zentralen Variablen. Fehlerhafte Regex-Definitionen, die während der Normalisierung auftraten, wurden iterativ korrigiert und mit Testdateien überprüft. Ein zusätzlicher Kontrolllauf identifizierte Datensätze mit nicht plausiblen Summen oder Flatline-Indikatoren (identische Werte in allen Phasen), die von der weiteren Analyse ausgeschlossen wurden.

Entscheidungen und Grenzen Mehrere alternative Ansätze wurden im Verlauf der Datenbereinigung geprüft und bewusst verworfen. Die Aktivierung von OCR für alle PDFs hätte den Aufwand und die Laufzeit erheblich erhöht, ohne die Datenqualität signifikant zu verbessern. Ebenso wurde auf ein vollautomatisches Mapping über Sprachmodelle verzichtet, da dieses zu unkontrollierten Korrekturen führte. Eine Hierarchisierung der Materialien (z. B. *Iron* als Unterkategorie von *Metals*) oder eine gesonderte Behandlung von Verpackungsmaterialien wurde aus Gründen der Vergleichbarkeit nicht umgesetzt.

Datenformatierung für die statistische Auswertung Die bereinigten JSON-Dateien wurden anschließend mit `flatten_jsons.py` in ein flaches, tabellenbasiertes Format überführt. Während die ursprünglichen JSON-Strukturen sowohl menschen- als auch maschinenlesbar angelegt waren, wurde das Format nun in eine einheitliche, analysierbare Datenstruktur überführt, die sich für statistische Auswertungen und Visualisierungen eignet.

Ergebnis Nach Abschluss der Bereinigung standen 234 konsistente strukturierte Datensätze zur Verfügung. Diese bilden die Grundlage für die nachfolgende statistische Analyse. Die zentrale Datenbasis umfasst vereinheitlichte Material-, Energie- und Länderschreibweisen sowie geprüfte Indikatorwerte, wodurch eine zuverlässige quantitative Auswertung der Umweltwirkungen ermöglicht wird.

4

Analyse der erarbeiteten Daten

Auf Grundlage der in Kapitel 3 beschriebenen Datenbasis wird im Folgenden die Analyse durchgeführt. Zunächst erfolgt eine deskriptive Annäherung an die erhobenen Daten, um einen Überblick über deren Struktur und Verteilungen zu gewinnen. Darauf aufbauend werden lineare Regressionsanalysen durchgeführt, um Zusammenhänge zwischen den Input-Variablen und den Umweltindikatoren zu ermitteln. Diese Analysen sind die Grundlage der Heuristik, die eine Abschätzung von Umweltindikatoren für Produkte ohne PEP-Ecopassport ermöglichen soll und adressiert damit die zentrale Zielsetzung der Arbeit.

4.1. Deskriptive Annäherung an die PEP-Daten

Wie bereits in Kapitel 2.3 erläutert, ist eine deskriptive Betrachtung der Daten ein notwendiger erster Schritt, um die Qualität und Aussagekraft des Datensatzes zu beurteilen. Ziel dieses Abschnitts ist es, einen Überblick über die Vollständigkeit der vorliegenden Daten sowie über zentrale Eingangs- und Ausgangsvariablen zu geben. Dazu werden zunächst die Anteile der fehlenden Werte analysiert, gefolgt von einer Beschreibung der Input-Variablen Gesamtgewicht, Stromverbrauch, Materialzusammensetzung und Energiemodelle. Abschließend werden die Verteilungen der Umweltindikatoren untersucht, um erste strukturelle Muster und Auffälligkeiten innerhalb des Datensatzes zu identifizieren.

4.1.1. Vollständigkeit der Werte

Zur Bewertung der Datenvollständigkeit wurde der Anteil fehlender Werte pro Variable berechnet und in einem Balkendiagramm dargestellt (Abb. 4.1). Die Missingness umfasst sowohl Nullwerte aus der Datenpipeline als auch Indikatoren, die in den PEPs nicht berichtet werden.

Die Analyse zeigt deutliche Unterschiede zwischen den Indikatoren: Für *Wasserknappheit* fehlen rund 78 % der Werte, während mehrere weitere Indikatoren wie *Eutrophierung marines Gewässer*, *Klimawandel (fossil, total)* und *Eutrophierung terrestrisch* Fehlstände von etwa 30 % aufweisen.

Für den in der Regression verwendeten Stromverbrauch (`electricity_consumption`) fehlen knapp 25 % der Werte. In diesen PEPs wird zwar ein Energienutzungsmodell beschrieben und eine Formel zur Berechnung des Verbrauchs angegeben, der tatsächliche Gesamtstromverbrauch über die Lebensdauer wird jedoch nicht als konkreter Zahlenwert ausgewiesen, sondern basiert auf externen Katalogdaten (z. B. Verlustleistung P_{use}). Diese Informationen stehen in der vorliegenden Datenpipeline nicht zur Verfügung und können daher nicht automatisch in `electricity_consumption` überführt werden. In der weiteren Analyse stehen somit nur die PEPs mit explizit angegebenem Stromverbrauch zur Verfügung, was den Stichprobenumfang für die Regression reduziert.

Der Indikator *Wasserknappheit* wird aufgrund der hohen Ausfallrate von der Auswertung ausgeschlossen, da keine belastbaren statistischen Aussagen getroffen werden können.

Zusätzlich wurden die Erscheinungsjahre der PEP-Ecopassports untersucht. Die Veröffentlichungen reichen von 2020 bis 2025 und verteilen sich wie in Abb. 4.2 dargestellt. Der deutliche Anstieg ab 2022 zeigt die zunehmende Etablierung des Formats und eine stärkere Datenverfügbarkeit in den letzten Jahren.

4.1.2. Überblick der *Input*-Variablen

Für die Input-Variablen werden robuste Kennzahlen (**Median**, **IQR**) gezeigt und durch den **Mittelwert** ergänzt, um die Wirkung der Schiefe (v. a. Rechtsschiefe) zu verdeutlichen. Ausreißer werden nicht entfernt, ihre Einflüsse spiegeln sich im Mittelwert wider.

Die in Tab. 4.1 dargestellten Basisvariablen zeigen deutlich **rechtsschiefe Verteilungen** mit großen Interquartilsabständen (IQR). Beim *Gesamtgewicht* reicht die Spannweite von 0.04 kg bis über 13 000 kg, was die starke Heterogenität der betrachteten Produkte verdeutlicht. Das kleinste Produkt ist ein leichtes elektronisches Gerät, ein *Connected dimmer mit Bluetooth interface* (PEP-Link), während das größte Produkt, ein

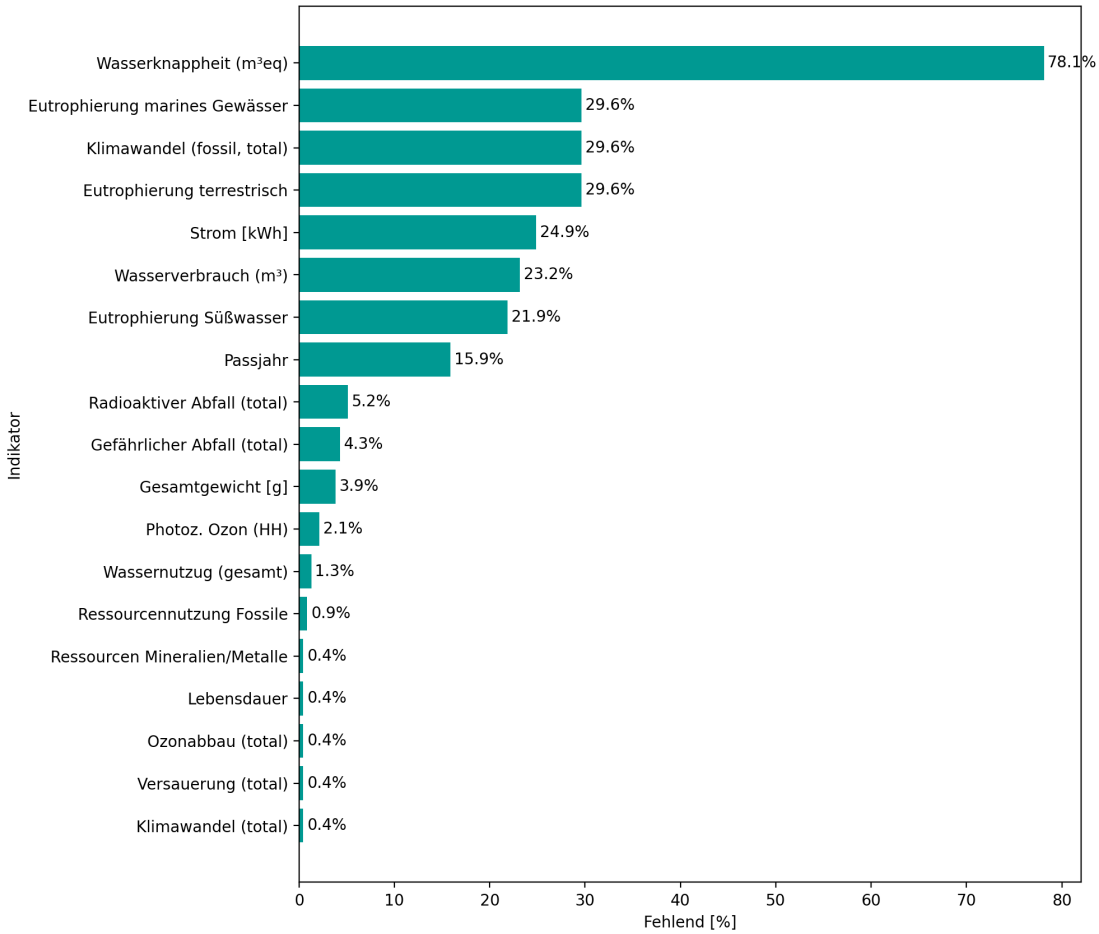


Abbildung 4.1: Anteil fehlender Werte pro Umweltindikator (%, $N = 233$ Produkte).

Flüssigkeitskühler mit drehzahlgeregeltem Schraubenverdichter und Greenspeed^{TM}*-Technologie* (PEP-Link), mehr als 13 t erreicht. Der Mittelwert liegt mit 278 kg weit über dem Median (2.18 kg), was die ausgeprägte Rechtsschiefe bestätigt.

Auch der *Stromverbrauch* weist eine extreme Streuung auf (ca. 86147 kWh), mit Werten zwischen 0.026 kWh und über 8.2e6 kWh. Damit ist das kleinste Produkt nahezu stromlos im Betrieb, während das größte Produkt eine mehrjährige oder großtechnische Nutzung abbildet. Der Mittelwert (228000 kWh) übersteigt den Median (327 kWh) um mehrere Größenordnungen, was die starke Rechtsverschiebung der Verteilung verdeutlicht.

Die Zusammenhänge zwischen Stromverbrauch und Umweltauswirkungen hängen maßgeblich von der Art der Stromerzeugung ab. Da sich die Strommixe regional unterscheiden, variieren auch die resultierenden Emissionen je nach Herkunftsland des Energiebezugs.

Im Datensatz zeigt sich, dass der Großteil der verwendeten Energiemodelle auf

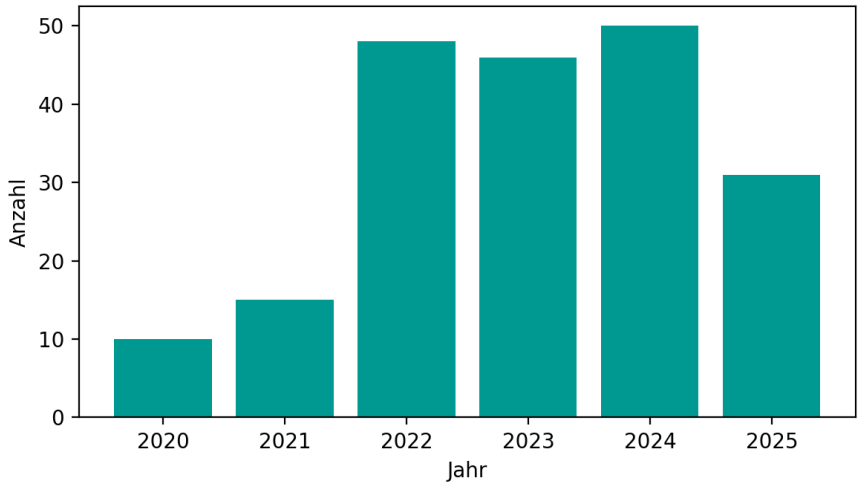


Abbildung 4.2: Erscheinungsjahre der analysierten PEP-Dokumente ($N = 233$ Produkte).

Variable	Einheit	Min	Median	Max	IQR	Mittelwert
Gesamtgewicht	kg	0.0395	2.178	13022.6	125.210	278.023
Stromverbrauch	kWh	0.026	326.511	8203569.5	86147.1	228061.654

Tabelle 4.1: Robuste deskriptive Kennzahlen der Basisvariablen.

allgemeine europäische Strommixe (EU27) und Frankreich entfällt. Besonders in den Phasen Nutzung und End-of-Life ist der Anteil europäischer Modelle deutlich höher. Dies liegt vermutlich daran, dass die Produkte häufig europaweit vertrieben und verwendet werden. Daher ist es schwierig, den tatsächlichen Energiebezug eines spezifischen Landes realistisch abzubilden, weshalb in der Regel ein repräsentativer europäischer Durchschnitt angenommen wird.

Der hohe Anteil von Frankreich ist auf eine große Anzahl an PEP-Dokumenten aus Frankreich zurückzuführen, die zu national vermarkteten Produkten gehören. Von dort stammt die Association P.E.P und das Format ist dort am meisten etabliert.

Auch in der Herstellungsphase dominiert ein europäischer Energiemix, ergänzt durch einzelne Modelle aus Deutschland und China, was auf internationale Produktionsketten hinweist. Insgesamt verdeutlicht die Verteilung, dass die meisten PEP-Deklarationen von europäischen Strommixen ausgehen, wodurch die berechneten Umweltauswirkungen tendenziell niedrigere fossile Anteile aufweisen, als es bei stärker kohleabhängigen Regionen (z. B. China) der Fall wäre.

Aufgrund der europäischen Prägung des Datensatzes ist die Aussagekraft der anschließenden Regression für Produkte außerhalb Europas eingeschränkt. Entsprechen-

Tabelle 4.2: Durchschnittliche Materialanteile nach Hauptkategorien (Mittelwert in %).

(a) Metalle

Material	Mittelwert	n
Stahl	26.46	199
Aluminium	6.13	140
Kupfer	5.41	161
Messing	0.86	82
Zamak	0.45	15
Nickel	0.10	12
Zinn	0.06	20
Zink	0.05	9
Bronze	0.01	5
Neodym	0.01	5
Hartlot	0.00	7

(b) Kunststoffe

Material	Mittelwert	n
Polycarbonat (PC)	8.23	113
ABS	2.84	105
Polyamid (PA)	2.37	118
PVC	2.08	86
PS	1.13	62
PP	0.80	75
Gummi	0.69	70
PMMA	0.66	19
Epoxidharz	0.60	42
Polyesterharz	0.57	23
PE	0.44	68
PU	0.40	40
PBT	0.23	17
PET	0.13	25
POM	0.09	16
TBBPA	0.07	9
HIPS	0.06	4
Silikon	0.04	6
EPDM	0.02	5
PPS	0.02	5
Sonstige	0.03	–

(c) Andere

Material	Mittelwert	n
Papier	15.73	197
Elektronik	3.69	102
Holz	3.12	81
Glas	2.90	67
PCBA	1.79	24
PCB	1.27	49
Kabel	0.35	38
Kältemittel	0.35	53
Ferrit	0.28	38
Elektromotoren	0.27	9
Lack / Farbe	0.15	39
Tinte	0.08	15
Silizium	0.08	9
Batterie	0.08	10
Thionylchlorid	0.08	5
Öl	0.07	8
Mineralwolle	0.06	13
Bitumen	0.04	7
Titandioxid	0.04	14
Quarz	0.02	7
Flussmittel	0.02	6
Filz	0.01	11
Aluminiumoxid	0.01	5
Haftkleber	0.01	4
Sonstige	0.48	–

de Auswertungen werden mit erhöhter Unsicherheit und geringerer Datenqualität verbunden sein.

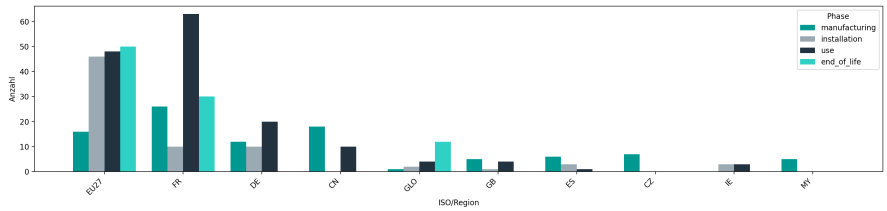


Abbildung 4.3: Verteilung der verwendeten Energiemodelle (ISO-Regionen) über die Lebenszyklusphasen

Eine weitere Variable, die die Umweltindikatoren stark beeinflussen, und damit in der zu entwickelnden Heuristik eine Rolle spielen muss, ist die Zusammensetzung des Produkts aus den verschiedenen Materialien. In der Tabelle 4.2 wird aufgeführt, aus welchen Materialien das durchschnittliche PEP-Produkt aus dem Datensatz besteht (Mittelwert). *N* gibt die Anzahl der Produkte an, in welchen das aufgeführte Material auftaucht. Wie in den meisten PEP-Dokumenten werden die modularen Materialien in die Gruppen *Metalle, Plastik und andere* gegliedert.

Die in Tabelle 4.2 dargestellten Materialanteile zeigen eine sehr heterogene Zusammensetzung der untersuchten Produkte. Mit durchschnittlich rund 26 % ist *Stahl*

das mengenmäßig dominierende Einzelmaterial, gefolgt von *Papier* (15.7 %), welches vor allem für Verpackungen verwendet wird, und *Polycarbonat (PC)* (8.2 %). Während Metalle in nahezu allen PEPs vertreten sind, treten bestimmte Kunststoffe und Spezialmaterialien (z. B. PMMA, PBT, PPS) nur in wenigen Fällen auf. Die Kategorie *Andere* enthält zahlreiche kleinvolumige Komponenten, deren summierter Anteil jedoch nicht vernachlässigbar ist. Insgesamt spiegelt sich in der Verteilung die Diversität der erfassten Produktgruppen wider.

4.1.3. Überblick der Umweltindikatoren

Die Umweltindikatoren bilden die Output-Variablen, auf deren Basis später die Heuristik entwickelt wird. Eine deskriptive Betrachtung verdeutlicht bereits die Verteilungsstruktur der Daten.

Indikator (total)	Min	Median	Max	IQR	Mean	Einhe
Acidification	0.000,017	0.4295	3650	10.31	110.78	kg SO
Climate change (total)	0.0031	86.75	1,040,000	1979.43	22,740.20	kg CO
Eutrophication (freshwater)	0.000,001	0.0266	236	0.314	2.624	kg P e
Hazardous waste disposed	0	39.3	489,000	596.69	6438.71	kg
Ozone depletion	0	0.000,007	0.192	0.000,286	0.003,23	kg CF
Photochemical ozone formation (HH)	0.000,002	0.181	1410	3.126	40.60	kg C_2
Resource use (fossils)	0.0326	1620	106,000,000	95,076	1,583,968.96	MJ
Resource use (minerals/metals)	0.000,001	0.003,92	5.87	0.0495	0.2279	kg Sb
Radioactive waste disposed	0	0.0656	3260	0.5381	22.56	kg
Water use	0.000,093	42.4	5,770,000	383.85	98,836.32	m^3

Tabelle 4.3: Gesamtindikatoren (Total) mit Median/IQR und Mittelwert (gerundet auf zwei Nachkommastellen).

Wie Tabelle 4.3 zeigt, weisen alle Umweltindikatoren deutlich **rechtsschiefe Verteilungen** auf: Der Mittelwert liegt bei allen Größen um ein Vielfaches über dem Median. Besonders ausgeprägt ist dies bei *Climate change (total)*, *Resource use (fossils)*, *Water use* und *Hazardous waste disposed*, bei denen einzelne Extremwerte die Verteilungen dominieren. Dagegen zeigen *Ozone depletion* und *Resource use (minerals/metals)* ge-

ringere Abstände zwischen Mittelwert und Median, bleiben aber ebenfalls schief. Insgesamt bestätigt sich eine stark heterogene Datenbasis mit wenigen Produkten, die sehr hohe Umweltwirkungen aufweisen.

4.2. PCA der Materialien

Zur explorativen Analyse der hochdimensionalen Materialdaten wurde eine Hauptkomponentenanalyse (PCA) durchgeführt. Benutzt wurde die Python-Bibliothekt *scikit-learn* [25c]. Die Eingangsdaten wurden zuvor pro Spalte z-standardisiert (Mittelwert 0, Varianz 1). Alle Materialien, die in einem Produkt nicht vorkommen, wurden als 0 interpretiert.

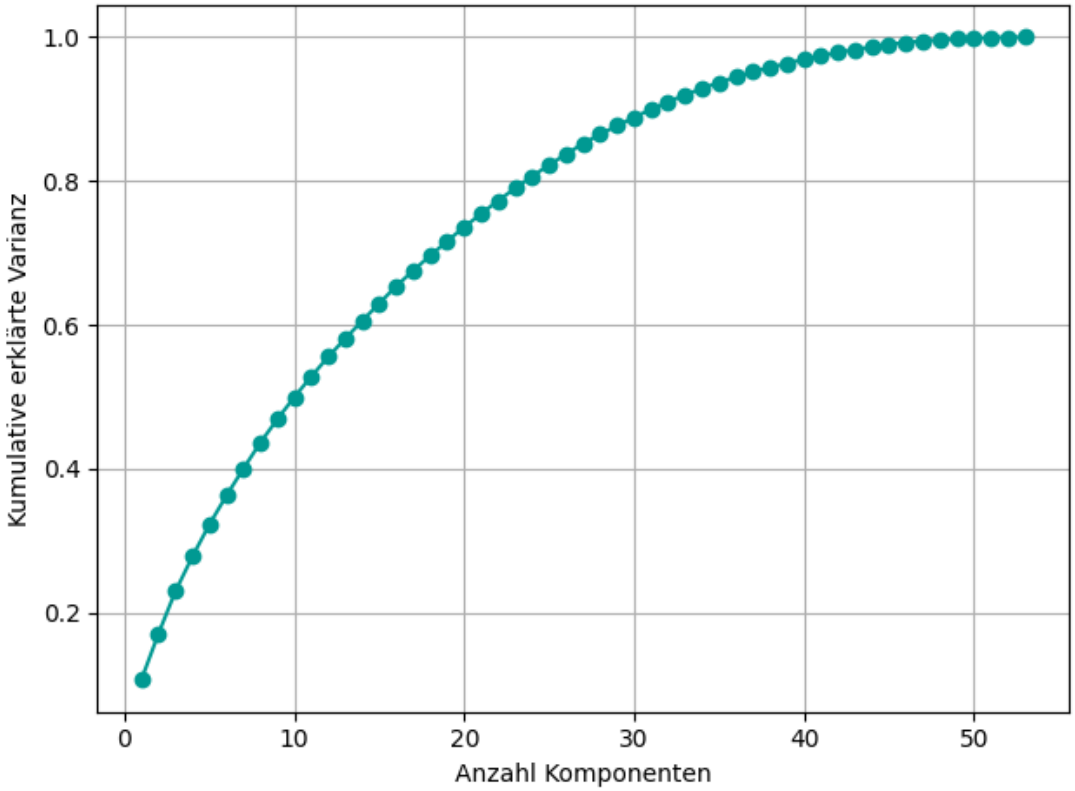


Abbildung 4.4: Kumulative erklärte Varianz

In Abbildung 4.4 ist die durch die Hauptkomponenten erklärte kumulative Varianz dargestellt. Die ersten 10 Hauptkomponenten erklären bereits ungefähr 55 % der Varianz, 20 Komponenten etwa 80 % und 30 Komponenten ungefähr 90 %. Ab etwa 30 Komponenten nehmen zusätzliche Komponenten nur noch geringe Varianzanteile auf

(z. B. ca. 97 % bei 40 Komponenten). Für die weitere Modellierung wurde daher ein Varianzschwellenwert von 90 % gewählt, was in diesem Datensatz etwa $k = 30$ Hauptkomponenten entspricht. Dieser Wert ist ein Kompromiss zwischen Dimensionsreduktion und Informationsverlust.

Anzumerken ist, dass die hier dargestellte PCA auf dem vollständigen Datensatz basiert und nur der explorativen Darstellung der Materialien dient. Für die nachfolgende Modellschätzung wird die PCA jeweils ausschließlich auf dem Trainingsdatensatz gefittet und anschließend auf die Testdaten angewendet, um zu vermeiden, dass das Modell durch die PCA die Testdaten lernt.

4.2.1. Interpretation der Material-Hauptkomponenten

Jede Hauptkomponente ist eine lineare Kombination der einzelnen Materialanteile. Die zugehörigen *Loadings* geben an, wie stark ein bestimmtes Material zur jeweiligen Komponente beiträgt. Große Beträge der Loadings (unabhängig vom Vorzeichen) weisen auf Materialien hin, die diese Komponente besonders prägen. Das Vorzeichen bestimmt lediglich die Richtung der Achse (Zunahme vs. Abnahme eines Materials), ist für die inhaltliche Einordnung des Musters aber weniger wichtig als die absolute Größe.

Auf Basis der Top-Loadings pro Komponente lassen sich die ersten Hauptkomponenten wie folgt interpretieren:

- **PC_1 (Stahl- / Kältemittel):** Die erste Komponente wird vor allem durch `Stahl` und `Kältemittel` auf der einen, sowie `Epoxid`, `Papier/Karton` und `PC` auf der anderen Seite geprägt. Sie trennt damit Produkte mit hohem Stahl- und Kältemittelanteil (z. B. schwere, kältemittelführende Geräte) von Produkten, bei denen Epoxidharze, Papier und PC-Kunststoffe dominieren (typisch für Leiterplatten, Gehäuse und Verpackungs- bzw. Isolationsanteile). Auffällig ist, dass das Kältemittel trotz eines im Mittel sehr geringen Massenanteils von nur rund 0,35 % mit einem hohen Loading in der ersten Hauptkomponente erscheint. Das deutet darauf hin, dass Kältemittel zwar nur in wenigen Produkten vorkommt, dort aber gemeinsam mit hohen Stahlanteilen auftritt und damit ein charakteristisches Materialmuster schwerer, kältemittelführender Geräte beschreibt.

- **PC_2 und PC_3 (elektromechanische Baugruppen):** In PC_2 und PC_3 treten insbesondere `Hartlot`, `Elektrische Motoren`, `Kältemittel` und `PE-HD` mit hohen Loadings auf, teilweise kontrastiert mit Aluminium, Messing oder PU. Diese Komponenten beschreiben Varianten von Produkten mit ausgeprägten elektromechanischen Baugruppen (Motoren, Lötverbindungen, Hochdichte-PE) gegenüber eher metallischen oder mit PU-Schaum ausgestatteten Ausführungen.

- **PC_4 und PC_5 (Oberflächen und Gehäusematerialien):** PC_4 wird vor allem durch `Farbe`, `Aluminium`, `PVC` und `PU` geprägt, PC_5 durch `Messing`, `Quartz` und `Polyester`. Diese Komponenten fassen unterschiedliche Typen von Oberflächen- und Gehäusematerialien zusammen, also Kombinationen aus metallischen Gehäusen, Beschichtungen, Kunststoffen und Füllstoffen.

- **Weitere Komponenten (PC_6 ff.):** Die nachfolgenden Hauptkomponenten erfassen zunehmend speziellere Materialkombinationen, etwa unterschiedliche Kunststoffmischungen, Isolations- und Dichtmaterialien, sowie Elektronik-spezifische Stoffe und Flammschutzmittel. Viele dieser Komponenten unterscheiden damit Varianten von elektronischen Produkten mit hohem Leiterplatten- und Metallanteil von Geräten mit höheren Anteilen an klassischen Struktur- und Dämmmaterialien.

Insgesamt zeigt die Material-PCA, dass sich der Materialmix der betrachteten PEPs auf wenige wiederkehrende Muster zurückführen lässt: Kombinationen aus Strukturmetallen (z. B. Stahl, Aluminium), Kunststoffen, Elektronik- und Leiterplattenmaterialien sowie Isolations- und Spezialstoffen. Diese Hauptkomponenten werden in der folgenden Regression als verdichtete Materialindikatoren verwendet, um den Einfluss des Materialmixes auf die CO_2-Äquivalente zu erfassen, ohne alle stark korrelierten Materialspalten einzeln berücksichtigen zu müssen.

4.3. Lineare Regression der CO_2-Äquivalente

Ziel der folgenden Analyse ist es zu untersuchen, inwieweit sich die in den PEPs ausgewiesenen Treibhausgasemissionen (*Climate Change, total*) durch einfache technische Produkteigenschaften erklären lassen. Als erklärende Variablen werden das Gesamtgewicht des Produkts, der über die Nutzungsdauer aggregierte Stromverbrauch sowie die Materialzusammensetzung in Form von Hauptkomponenten aus der PCA verwendet. Da der Stromverbrauch in den PEPs nur als Gesamtwert über die gesamte Lebensdauer und nicht phasenspezifisch angegeben wird, erfolgt die Modellierung auf Basis der gesamten CO_2-Äquivalente pro Produkt.

Datenbasis Für die Regression werden nur Datensätze berücksichtigt, bei denen `cc_total`, `total_weight` und `electricity_consumption` vorhanden und positiv sind. Nach dieser Filterung verbleiben insgesamt $n = 171$ PEPs. Die Materialinformationen liegen als Massenanteile in Spalten der Form `m_*` vor, zum Beispiel `m_steel`, `m_aluminium`, `m_copper` oder `m_wood`. Um sehr seltene Materialien auszublenden, werden nur solche

Materialien verwendet, die in mindestens 15 Produkten vorkommen. Auf diese Weise gehen 25 Materialspalten in die weiteren Auswertungen ein.

Transformation der Variablen Die Verteilungen der CO_2-Äquivalente, des Produktgewichts und des Stromverbrauchs sind stark rechtsschief und decken einen großen Wertebereich ab. Um diese Größen besser handhabbar zu machen und den Einfluss extremer Werte zu verringern, werden sie mit der Funktion `log1p` transformiert. Dabei werden die folgenden Variablen definiert:

$$\text{log\_cc} = \log(1 + \text{CO2}_{\text{total}}), \quad \text{log\_w} = \log(1 + \text{weight}), \quad \text{log\_e} = \log(1 + \text{electricity}).$$

Die lineare Regression wird auf der Transformationsskala von log_cc durchgeführt. Falls nötig, lassen sich die Ergebnisse über die inverse Funktion `expm1` wieder auf die Originalskala der Emissionen zurückführen.

Regressionsmodell und Schätzung In der log-transformierten Skala hat das Regressionsmodell die Form

$$\text{log\_cc} = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{log\_w} + \beta_2 \cdot \text{log\_e} + \sum_{j=1}^{k} \gamma_j \cdot \text{PC\_mat} + \varepsilon,$$

wobei PC_mat die Material-Hauptkomponenten aus der PCA bezeichnen und $k = 16$ die Anzahl der verwendeten Komponenten ist. Der Fehlerterm ε steht für nicht modellierte Einflüsse und Messfehler.

Die Schätzung der Koeffizienten erfolgt mit gewöhnlichen kleinsten Quadraten (OLS) auf Basis der SciPy-Funktion `linalg.lstsq`. Vor der OLS-Schätzung werden alle erklärenden Variablen (also log_w, log_e und die PCA-Komponenten) per Min–Max-Skalierung in den Bereich $[0, 1]$ gebracht. Die dafür benötigten Minimal- und Maximalwerte werden ausschließlich aus dem Trainingsdatensatz bestimmt und anschließend auf das Testset übertragen.

Zur Bewertung der Modellgüte wird ein äußerer Train/Test-Split mit einem Testanteil von 15 % verwendet. Auf dem Trainingsdatensatz wird zusätzlich ein innerer Wiederholungssplit durchgeführt: In 200 Wiederholungen wird der Trainingsdatensatz jeweils erneut in Train- und Validierungsdaten aufgeteilt. Damit lässt sich prüfen, wie stabil die Schätzungen und Gütemaße gegenüber der zufälligen Aufteilung der Daten sind. Hyperparameter werden dabei nicht optimiert, sondern es geht nur um eine Stabilitätsanalyse.

Modellvarianten Um den Beitrag der Materialinformationen und die Wirkung der PCA zu bewerten, werden drei Modellvarianten mit identischer Train/Test-Aufteilung betrachtet:

1. **Basismodell**:
   In dieser Variante wird log_cc nur auf log_w und log_e (sowie `lifetime`, falls vorhanden) regressiert. Materialinformationen werden nicht verwendet.

2. **Basis + Rohmaterialien**:
   Hier wird das Basismodell um die 25 ausgewählten Materialspalten `m_*` in roher Form erweitert. Jede Materialart geht also als eigene Regressorvariable in das Modell ein.

3. **Basis + PCA-Materialien (PCR)**:
   In dieser Variante wird das Basismodell statt mit den einzelnen Materialspalten mit 16 Material-Hauptkomponenten erweitert. Diese Komponenten stammen aus einer PCA auf dem Materialblock und bilden gemeinsam mindestens 90 % der Varianz der 25 Ausgangsvariablen ab. Dieses Modell entspricht einer Principal Component Regression (PCR) auf Basis der Materialinformationen.

Gütekennzahlen der Modelle Die Modelle werden über das Bestimmtheitsmaß R^2 und den Root-Mean-Square-Error (RMSE) auf dem Testdatensatz bewertet. Beide Kennzahlen beziehen sich auf die log-transformierte Zielvariable log_cc. Tabelle 4.4 zeigt die Ergebnisse für die drei Modellvarianten.

Tabelle 4.4: Gütekennzahlen der linearen Regressionsmodelle für den Indikator *Climate Change (total)* in der Transformationsskala $\log(1 + \mathrm{CO2})$.

Modellvariante	R^2_{Train}	R^2_{Test}	$\text{RMSE}_{\text{Test}}$
Basis (Gewicht, Stromverbrauch)	0.817	0.730	1.904
Basis + Rohmaterialien	0.904	0.727	1.914
Basis + PCA-Materialien (16 PCs)	0.851	0.822	1.325

Das Basismodell erklärt bereits einen großen Teil der Varianz von log_cc, erreicht aber auf dem Testdatensatz nur ein R^2 von etwa 0,73. Die Erweiterung um Rohmaterialien erhöht das Trainings-R^2 deutlich, verbessert das Test-R^2 jedoch nicht und führt zu einem sehr ähnlichen RMSE. Dies deutet darauf hin, dass das Modell mit Rohmaterialspalten eher zur Überanpassung neigt. Das PCA-basierte Modell mit 16 Material-

Hauptkomponenten erreicht dagegen ein Test-R^2 von rund 0,82 und einen deutlich geringeren RMSE von etwa 1,33 in der log_cc-Skala. Damit zeigt sich, dass die Materialinformationen in komprimierter Form zur Verbesserung der Vorhersagegüte beitragen.

Visualisierung der Vorhersagequalität

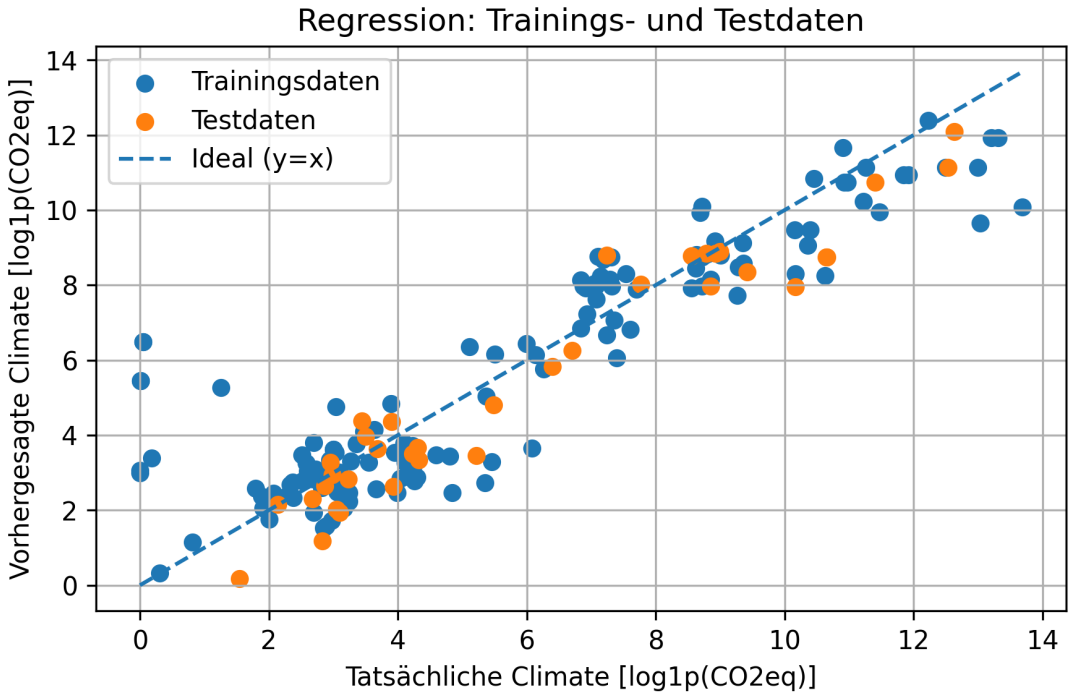


Abbildung 4.5: Schematischer Aufbau der Pipeline: von der PEP-Erfassung bis zur strukturierten Datenbasis.

Zur Veranschaulichung der Modellgüte zeigt 4.5 für das PCA-basierte Modell ein Streudiagramm der vorhergesagten gegenüber den tatsächlichen Werten von log_cc erstellt. Auf beiden Achsen ist die Transformationsskala $\log(1 + \mathrm{CO2}_{\mathrm{total}})$ verwendet. Trainings- und Testdaten werden im Plot getrennt dargestellt, und eine gestrichelte Diagonale $y = x$ markiert die ideale Übereinstimmung von Vorhersage und Realität. Die meisten Punkte liegen in der Nähe dieser Diagonalen, und die Streuung ist für Trainings- und Testdaten ähnlich. Dies passt zu den ausgewiesenen Gütemaßen und spricht dafür, dass das PCA-Modell die Daten gut abbildet, ohne stark zu überanpassen.

Ausreißer Zusätzlich werden die Werte betrachtet, die auf der Originalskala der CO_2-Äquivalente betrachtet. Dabei zeigt sich, dass die größten Abweichungen bei beson-

ders großen Produkten auftreten. Die stärksten Ausreißer stammen aus PEPs mit einem Gesamtgewicht von mindestens 720 kg. Eine inhaltliche Einordnung dieser Ausreißer und mögliche Ursachen werden im anschließenden Diskussionsabschnitt aufgegriffen.

Literatur

[Jol82] Ian T. Jolliffe. “A Note on the Use of Principal Components in Regression”. In: (1982). DOI: 10.2307/2348005. URL: https://academic.oup.com/jrsssc/article/31/3/300/6985100.

[MR93] Andrzej Maćkiewicz und Waldemar Ratajczak. “Principal components analysis (PCA)”. In: (1993). DOI: 10.1016/0098-3004(93)90090-R. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/009830049390090R.

[LB95] William S. Lovegrove und David F. Brailsford. “Document analysis of PDF files: methods, results and implications”. In: (1995). URL: https://nottingham-repository.worktribe.com/output/1024553.

[CF04] Hui Chao und Jian Fan. “Layout and Content Extraction for PDF Documents”. In: (2004). DOI: 10.1007/978-3-540-28640-0_20. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-28640-0_20.

[FM09] Murray J. Fisher und Andrea P. Marshall. “Understanding descriptive statistics”. In: (2009). DOI: 10.1016/j.aucc.2008.11.003. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1036731408001732.

[AW10] Herve Abdi und Lynne J. Williams. “Principal component analysis”. In: (2010). DOI: 10.1002/wics.101. URL: https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/wics.101.

[MJ10] Gill Marshall und Leon Jonker. “An introduction to descriptive statistics: A review and practical guide”. In: (2010). DOI: 10.1016/j.radi.2010.01.001. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1078817410000027.

[Has+13] Mehrdad Hassanzadeh u. a. “Environmental declaration in compliance with ISO 14025 thanks to a collaborative program of electrical and electronic industry: The PEP ecopassport program”. In: (2013). DOI: 10.1049/cp.2013.0577. URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6683180.

[Lip+13] Mario Lipinski u. a. “Evaluation of Header Metadata Extraction Approaches and Tools for Scientific PDF Documents”. In: (2013). DOI: 10.1145/2467696.2467753. URL: https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/2467696.2467753.

[Gri15] Ralph Grishman. “Information Extraction”. In: (2015). DOI: 10.1109/MIS.2015.68. URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7243219.

[Pez+16] Felipe Pezoa u. a. “Foundations of JSON Schema”. In: (2016). DOI: 10.1145/2872427.2883029. URL: https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/2872427.2883029.

[BK17] Hannah Bast und Claudius Korzen. “A Benchmark and Evaluation for Text Extraction from PDF”. In: (2017). DOI: 10.1109/JCDL.2017.7991564. URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7991564.

[CZ17] Andreiwid Sheffer Corrêa und Pär-Ola Zander. “Unleashing Tabular Content to Open Data: A Survey on PDF Table Extraction Methods and Tools”. In: (2017). DOI: 10.1145/3085228.30852. URL: https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3085228.3085278.

[KSY18] Parampreet Kaur, Jill Stoltzfus und Vikas Yellapu. “Descriptive statistics”. In: (2018). DOI: 10.4103/IJAM.IJAM_7_18. URL: https://journals.lww.com/ijam/fulltext/2018/04010/Descriptive_statistics.7.aspx.

[Dim+19] Gabrijela Dimić u. a. “Descriptive Statistical Analysis in the Process of Educational Data Mining”. In: (2019). DOI: 10.1109/TELSIKS46999.2019.9002177. URL: https://ieeexplore.ieee.org/document/9002177.

[MPV22] Douglas C. Montgomery, Elizabeth A. Peck und G. Geoffrey Vining. “Introduction to Linear Regression Analysis”. In: (2022). URL: http://wiley.com/en-ie/Introduction+to+Linear+Regression+Analysis%2C+6e+Solutions+Manual-p-9781119578765.

[Ass24] Association P.E.P. *PEP Ecopassport*. Offizielle Website der Initiative für Umweltdeklarationen elektronischer Produkte. 2024. URL: https://www.pep-ecopassport.org/ (besucht am 18. 10. 2025).

[Aue+24] Christoph Auer u. a. “Docling Technical Report”. In: (2024). DOI: 10.48550/arXiv.2408.09869. URL: https://arxiv.org/abs/2408.09869.

[Nad+24] Rohaan Nadeem u. a. “Extraction of User-Defined Information from PDF”. In: (2024). DOI: 10.1109/DASA63652.2024.10836169. URL: https://ieeexplore.ieee.org/document/10836169.

[AA25] Narayan S. Adhikari und Shradha Agarwal. “A Comparative Study of PDF Parsing Tools Across Diverse Document Categories”. In: (2025). DOI: 10.48550/arXiv.2410.09871. URL: https://arxiv.org/abs/2410.09871.

[Ass25] Association P.E.P. *PEP Ecopassport Database*. Offizielle PEP Datenbank. 2025. URL: https://register.pep-ecopassport.org/pep/consult (besucht am 11. 11. 2025).

[Aue+25] Christoph Auer u. a. “Docling: An Efficient Open-Source Toolkit for AI-driven Document Conversion”. In: (2025). DOI: 10.48550/arXiv.2501.17887. URL: https://arxiv.org/abs/2501.17887.

[25a] *Layout-Parser Dokumentation*. Dokumentation der Layout-Parser Bibliothek. 2025. URL: https://layout-parser.github.io/ (besucht am 23. 11. 2025).

[25b] *Matlab PCA Dokumentation*. Dokumentation der Matlab pca Bibliothek. 2025. URL: https://de.mathworks.com/help/stats/pca.html (besucht am 22. 11. 2025).

[Mor+25] José Teófilo Moreira-Filho u. a. “Automating Data Extraction From Scientific Literature and General PDF Files Using Large Language Models and KNIME: An Application in Toxicology”. In: (2025). DOI: 10.1002/wcms.70047. URL: https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/wcms.70047.

[25c] *Scikit-learn PCA Dokumentation*. Dokumentation der Python Bibliothek scikit-learn zur PCA. 2025. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.decomposition.PCA.html (besucht am 22. 11. 2025).

[Sel25] Lenny Selg. “Analyse und Vergleich von Umweltparametern vernetzter Geräte auf Basis von PEP Deklarationen”. In: (2025).

[YCZ25] Wen Yang, Feifei Cao und Xueli Zhao. “Extraction of PDF Table Data Based on the Pdfplumber Method”. In: (2025). DOI: 10.1145/3696474.3696731. URL: https://dl.acm.org/doi/full/10.1145/3696474.3696731.