



MASTERARBEIT | MASTER'S THESIS

Titel | Title

Ein mathematisches Modell zur Entscheidungsunterstützung für
das End-of-Life Management von Produkten mit hierarchischen
Strukturen unter Berücksichtigung ökologischer und
ökonomischer Kriterien

verfasst von | submitted by
Stefanie Eisl BSc

angestrebter akademischer Grad | in partial fulfilment of the requirements for the degree of
Master of Science (MSc)

Wien | Vienna, 2026

Studienkennzahl lt. Studienblatt | Degree
programme code as it appears on the
student record sheet:

UA 066 915

Studienrichtung lt. Studienblatt | Degree
programme as it appears on the student
record sheet:

Masterstudium Betriebswirtschaft

Betreut von | Supervisor:

emer. o. Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. Richard Hartl

Kurzfassung

Der globale Anstieg an Material- und Energieverbräuchen hat weitreichende Folgen für das gesamte Ökosystem der Erde, die einer umgehenden Handlung bedürfen. Das Wirtschaftsmodell der Kreislaufwirtschaft soll hierbei Abhilfe schaffen, ist jedoch von zahlreichen Unsicherheiten geprägt, allen voran bei der Entscheidung über den weiteren Verbleib des Produktes bzw. seiner Komponenten am Ende des Lebenszyklus. In der vorliegenden Arbeit wird diese Herausforderung adressiert, mit dem Ziel ein mathematisches Entscheidungsunterstützungsmodell zu entwickeln, welches für hierarchische Produktstrukturen eine optimale Zuordnung von End-of-Life (EoL) Strategien unter gleichzeitiger Berücksichtigung ökonomischer und ökologischer Kriterien ermöglicht.

Methodisch folgt die Arbeit einem strukturierten Vorgehen, das sich im Aufbau widerspiegelt. Ausgehend von den theoretischen Grundlagen wird der Stand der Forschung zur Auswahl und Bewertung von EoL Strategien mittels Literaturrecherche in Kombination mit Forward und Backward Reference Research aufgearbeitet, um die Forschungslücken zu identifizieren. Auf Basis dieser Erkenntnisse erfolgt die mathematische Modellierung des Problems. Anschließend wird das Modell in eine lösbare Modellstruktur in FICO Xpress Workbench überführt und mit Hilfe automatisiert generierter Beispieldatensätze durch Plausibilitäts- und Sensitivitätsanalysen überprüft. Die Anwendbarkeit des Ansatzes wird abschließend anhand eines realitätsnahen Anwendungsfall aus dem Bereich der Windenergie demonstriert und die Ergebnisse werden zusammengeführt, eingeordnet und diskutiert.

Die Auswertung in Bezug auf die Forschungsfragen zeigt drei zentrale Erkenntnisse. Erstens zeigt die Literaturanalyse, dass EoL Entscheidungsprozesse in weiten Teilen qualitativ bewertet werden. Quantitative Optimierungsansätze existieren, bilden jedoch Produkthierarchie und Demontagegrad häufig nur unzureichend ab und integrieren ökologische Zielgrößen meist vereinfacht. Zweitens weisen die durchgeführten Untersuchungen darauf hin, dass das entwickelte Modell für die betrachteten Instanzen, deren Größe sich an realen Problemstellungen orientiert, in allen Fällen in vertretbarer Zeit exakt lösbar ist. Ein Schwellenwert, ab dem heuristische Lösungsmethoden erforderlich sind, wurde nicht identifiziert. Die Laufzeit des Algorithmus wird dabei nicht nur von der Problemgröße, sondern ebenso von der Anzahl der erzeugten Lösungen und der gewählten Granularität beeinflusst. Drittens unterstreicht die Fallstudie die Anwendbarkeit des Modells und bildet den Konflikt zwischen ökonomischen und ökologischen Zielsetzungen ab, wobei die Zuverlässigkeit der Ergebnisse stark von der Verfügbarkeit und Qualität der Inputdaten abhängt. Aktuelle Entwicklungen, etwa im Bereich Predictive Maintenance oder digitaler Produktpässe, versprechen hierbei eine Verbesserung.

Abstract

The global increase in material and energy consumption has far-reaching impacts on the Earth's ecosystems and calls for urgent action. The circular economy is intended to address this challenge, yet its practical implementation is characterized by substantial uncertainties, particularly when deciding what to do with a product and its components at the end of intended life. This thesis addresses this issue by developing a mathematical decision-support model that enables an optimal allocation of end-of-life (EoL) strategies for hierarchical product structures while simultaneously accounting for economic and environmental criteria.

Methodologically, the thesis follows a structured approach that is reflected in its overall chapter logic. Building on the theoretical foundations, the state of research on selecting and evaluating EoL strategies is reviewed through a literature study combined with forward and backward reference searching to identify research gaps. These insights provide the basis for the mathematical modeling of the problem. The model is then implemented in FICO Xpress Workbench, and is validated using plausibility and sensitivity analyses on automatically generated example datasets. Finally, the applicability of the approach is demonstrated through a use case from the wind energy sector, and the results are consolidated and discussed.

The evaluation with respect to the research questions reveals three key findings. First, the literature review indicates that EoL decision processes are still mostly assessed qualitatively. A few quantitative optimization approaches exist, but they often represent product hierarchies and disassembly depth insufficiently and typically integrate environmental objectives only in a simplified manner. Second, the computational experiments show that the developed model can be solved exact within reasonable time, for all considered instances, whose size is aligned with real-world problem settings. No threshold was identified beyond which heuristic solution methods would be required. Runtime is influenced not only by problem size but also by the number of generated solutions and the chosen granularity. Third, the case study highlights the model's applicability and captures the tension between economic and environmental objectives, while also underscoring that the reliability of results strongly depends on the availability and quality of input data. Recent developments such as predictive maintenance and digital product passports are expected to improve this situation.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	3
1.1	Ausgangssituation und Problemstellung.....	3
1.2	Forschungsfrage und Ziel der Arbeit.....	4
1.3	Verwendete Methodik und Vorgehensweise.....	4
2	Theoretische Grundlagen.....	6
2.1	Einführung in das Themengebiet.....	6
2.2	Das Konzept der Kreislaufwirtschaft.....	7
2.3	Die Strategien der Kreislaufwirtschaft.....	9
2.4	Aktuelle Forschungsbedarf.....	12
3	State-of-the-Art.....	13
3.1	Existierende Lösungsansätze für die Problemstellung.....	13
3.2	Ähnliche Lösungsansätze für die Problemstellung.....	17
4	Mathematische Modellierung.....	23
4.1	Modellübersicht.....	24
4.2	Annahmen.....	27
4.3	Modellaufbau.....	27
4.4	Modellerweiterung.....	29
5	Implementierung.....	31
5.1	Modellumgebung und -logik.....	31
5.1.1	Einfaches Modell.....	31
5.1.2	Erweitertes Modell.....	34
5.2	Plausibilitätsprüfung und Skalierbarkeit.....	36
5.2.1	Instanzgenerierung.....	36
5.2.2	Aufbau und Vorgehen.....	38
5.2.3	Ergebnisbeschreibung einfaches Modell.....	39
5.2.4	Ergebnisbeschreibung erweitertes Modell.....	41
6	Fallstudie Windkraftanlagen.....	43
6.1	Beschreibung des Use Cases.....	43
6.2	Beschreibung der verfügbaren Strategien.....	46
6.3	Beschreibung der Inputparameter.....	48

6.4	Ergebnis der Mehrzieloptimierung	50
7	Conclusio	54
7.1	Diskussion auf Basis der Forschungsfragen.....	54
7.2	Limitationen und Ausblick	57
8	Anhang	60
8.1	Python Skript zur Instanzgenerierung.....	60
8.2	Hilfsmittelverzeichnis	63
9	Literaturverzeichnis	64
10	Abbildungsverzeichnis.....	78
11	Tabellenverzeichnis.....	79

1 Einleitung

Das Ziel dieses Kapitels ist es, den Einstieg in das Thema zu erleichtern. Nach einer kurzen Einleitung in das Themenfeld, soll näher auf die Problemstellung und die sich daraus ergebende Forschungsfrage eingegangen werden.

1.1 Ausgangssituation und Problemstellung

Mit dem Übergang von linearen zu zirkulären Wertschöpfungssystemen gewinnt das End-of-Life (EoL) Management von Produkten zunehmend an Bedeutung. Um den Ressourcenverbrauch langfristig zu minimieren und gleichzeitig Wettbewerbsvorteile zu sichern, stehen Unternehmen am Ende des Produktlebenszyklus vor der Herausforderung, eine strategische Entscheidung über den Verbleib des Produktes zu treffen (Lee et al., 2010). Hierbei stehen unterschiedliche Rückgewinnungsstrategien, zur Verfügung, die nicht nur zur Verringerung der Umweltauswirkungen beitragen, sondern zeitgleich eine Steigerung der wirtschaftlichen Rentabilität versprechen (Gao et al., 2018).

Zufolge dem R-Frameworks der Kreislaufwirtschaft nach Potting et al. (2017) lässt sich jedem Produkt, Komponente bzw. Material am Ende des Lebenszyklus ein Set an möglichen Rückgewinnungsstrategien, auch als R-Strategie Strategie bezeichnet, zuordnen. Der Rückgewinnungswert (engl. Recovery Value) des Produkts variiert dabei in Abhängigkeit der gewählten Kombination an EoL Strategien auf den verschiedenen hierarchischen Ebenen des Produktes (= Produkt-, Komponenten, bzw. Materialebene). Damit ergibt sich ein komplexer Entscheidungsraum, der durch diverse Unsicherheiten geprägt ist und sowohl wirtschaftlich als auch umwelttechnisch getrieben ist. Um die ökonomisch und ökologisch optimale Kombination an EoL Strategien zu finden, ist eine mathematische Modellierung des Entscheidungsprozesses erforderlich (Gao et al., 2018).

Aufgrund dessen soll in der Masterarbeit ein Optimierungsmodell zur Wahl ökonomisch und ökologisch optimaler EoL Strategien für komplexe Produkte mit mehrstufigen hierarchischen Strukturen entwickelt werden. Produkte werden als hierarchische Baumstrukturen basierend auf ihrer Stückliste modelliert, wobei die Wurzelknoten vollständige Produkte darstellen und die Blattknoten den unteilbaren Komponenten entsprechen. Auf jeder Ebene der Produkthierarchie wird die Wahl zwischen der Anwendung einer unmittelbaren EoL Strategie oder der Zerlegung der Einheit in ihre Bestandteile getroffen. Dabei wird das Ziel verfolgt, jene Strategien zu priorisieren, die eine Verringerung der Umweltauswirkungen und zeitgleich eine Steigerung der wirtschaftlichen Rentabilität versprechen.

1.2 Forschungsfrage und Ziel der Arbeit

Ziel der Arbeit ist es, ein mathematisches Modell zu entwickeln das als Entscheidungsgrundlage dient, um auf Basis ökologischer (z. B. CO₂-Emissionen) und ökonomischer Gesichtspunkte (z. B. Kosten, Erträge) komplexen Produktstrukturen geeignete End-of-Life Strategien zuzuordnen.

Daraus ergibt sich folgende Hauptforschungsfrage.

HF1. Wie kann ein mathematisches Optimierungsmodell gestaltet werden, das für hierarchischen Produktstrukturen eine ökologisch und ökonomisch optimale Auswahl an End-of-Life Strategien ermöglicht?

Zur Beantwortung der Hauptforschungsfrage werden folgende Subforschungsfragen definiert.

SF1. Was ist der aktuelle Stand der Forschung bezüglich der Bewertung von End-of-Life Entscheidungsprozessen?

SF2. Unter welchen Bedingungen (z. B. Produktkomplexität) sind exakte Lösungsverfahren für das Optimierungsmodell praktikabel und ab welchem Punkt erfordert die Problemgröße den Einsatz (meta)heuristischer Ansätze?

SF3. Wie sensibel reagiert das entwickelte Optimierungsmodell auf die Variation der Eingangsparameter?

1.3 Verwendete Methodik und Vorgehensweise

Nachdem in diesem Kapitel die Ausgangssituation, Problemstellung, Forschungsfragen und Zielsetzung sowie die verwendeten Methoden und Vorgehensweise erläutert wird, werde im nachfolgenden Kapitel (Kapitel 2) die theoretischen Grundlagen beschrieben. Dazu wird in das Themengebiet eingeführt, das Konzept und die Strategien der Kreislaufwirtschaft beschrieben und der daraus resultierende Forschungsbedarf aufgezeigt. Im nächsten Schritt erfolgt die Analyse des aktuellen Standes der Forschung zur Auswahl und Bewertung von EoL Strategien mit Hilfe der Methode der semi-strukturierte Literaturrecherche in Kombination mit Forward & Backward Reference Research. Kapitel 3 ordnet bestehende sowie ähnliche Lösungsansätze nach methodischen Schwerpunkten, vergleicht diese und leitet daraus Forschungslücken ab. Damit wird insbesondere Subforschungsfrage 1 adressiert und begründet, weshalb eine quantitative Entscheidungsunterstützung für komplexe Produktstrukturen notwendig ist. Aufbauend auf den theoretischen Grundlagen und dem State-of-the-Art wird in Kapitel 4 das mathematische Modell abgeleitet. Zunächst wird ein Basismodell formuliert, das die Entscheidung zwischen direkter Strategieweisuweisung und Demontage entlang einer hierarchischen

Produktstruktur abbildet. Anschließend erfolgt eine Modellerweiterung um eine zweite Zielgröße zur Abbildung ökologischer Umweltauswirkungen. Die mathematische Formulierung wird in Kapitel 5 in eine lösbare Modellstruktur überführt und in FICO Xpress Workbench implementiert und anschließend mit dem FICO Xpress Optimizer gelöst. Ziel dieses Kapitels ist es, die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse durch eine transparente Dokumentation der Implementierungsentscheidungen zu gewährleisten. Für das Mehrzielsetting wird ein Epsilon-Constraint Methode implementiert, um die Pareto-Front bilden zu können. Zudem erfolgt in diesem Kapitel eine Plausibilitätsprüfung und Skalierbarkeitsanalyse, die zur Beantwortung der Subforschungsfrage 2 beiträgt. Hierzu wird ein Python-Skript zur automatisierten Generierung von Instanzen erarbeitet. Die Plausibilität wird anhand struktureller Konsistenz, inhaltlicher Nachvollziehbarkeit und Reproduzierbarkeit geprüft. Für die Skalierbarkeit werden Instanzen mit steigender Problemgröße gelöst und die Laufzeit sowie der Solverstatus ausgewertet, um die praktische Lösbarkeit mit exakten Verfahren zu bewerten. Das entwickelte Modell wird anschließend in Kapitel 6 anhand eines realitätsnahen Use Cases aus dem Bereich der Windenergie getestet. Ziel ist es, die praktische Anwendbarkeit des Optimierungsmodells zu zeigen und Zielkonflikte zwischen Kosten und Umweltauswirkungen anhand pareto-effizienter Lösungen nachvollziehbar darzustellen. Damit soll Subforschungsfrage 3 beantwortet werden. Zum Abschluss erfolgt im Kapitel 7 die Diskussion der Ergebnisse sowie die Anführung der Limitationen dieser Arbeit und ein kurzer Ausblick.

2 Theoretische Grundlagen

Das folgende Kapitel bietet die theoretische Grundlage dieser Arbeit und soll mit Hilfe von festgelegten Definitionen, Begriffen und Konzepten in das Themengebiet einleiten und die Basis für die mathematische Modellierung bieten.

2.1 Einführung in das Themengebiet

Die gegenwärtige Wirtschafts- und Konsumweise ist linear geprägt und folgt den sogenannten Take-Make-Dispose Ansatz, bei dem Ressourcen entnommen, zu Produkten verarbeitet und nach dem Gebrauch weggeworfen werden (Herrmann & Vetter, 2021). Die Funktionsfähigkeit dieses Wirtschaftsmodells ist jedoch nur so lange aufrecht zu erhalten, so lang von einer anhaltenden Nachfrage und Verfügbarkeit von Ressourcen ausgegangen wird. In der Realität steht dem gegenüber eine begrenzte Anzahl an Ressourcen, was die Tragfähigkeit dieses Modells zunehmend in Frage stellt (BMK, 2020; Wilts & Fink, 2016). So werden beispielsweise in den 1970er Jahren in Berichten wie ‚The Limits to Growth - A report for the Club of Rome's project on the predicament of mankind‘ von Meadows et al. (1972), Zweifel an einer Zukunft mit einem unbegrenzten linearen Anstieg des Wohlstands und der Produktion geäußert (Bonciu, 2014).

Befähigt durch die Industrialisierung ist vor diesem Hintergrund ein globaler Anstieg von Material- und Energiebedarf zu beobachten, der weitreichende Folgen für das gesamte Ökosystem der Erde mit sich zieht (WWF Deutschland, 2016). Die Größenordnung dieser Ressourceninanspruchnahme wird durch die Betrachtung von Materialflüssen deutlich. Der Vergleich der weltweiten Nutzung biogener, fossiler, metallischer und mineralischer Primärrohstoffe zeigt, dass der jährliche Verbrauch um 1900 bei etwa 7 Mrd. t lag und damit nur rund ein Zehntel des Niveaus von 2009 erreichte. Für die kommenden Jahrzehnte prognostiziert die OECD eine weitere Zunahme auf etwa 167 Mrd. t pro Jahr bis 2060 (Krausmann et al., 2009; OECD, 2019).

Historisch gesehen ist diese Entwicklung nicht ausschließlich durch das steigende Bevölkerungswachstum begründet, sondern zudem durch veränderte Produktions- und Konsummuster erklärbar. Während vorindustrielle Gesellschaften stärker auf Selbstversorgung ausgerichtet waren und die Wiederverwendung bzw. Wiederverwertung von Materialien eine zentrale Rolle spielte, vollzog sich in den westlichen Industriestaaten ab den 1950er Jahren ein grundlegender Wandel. Einhergehend mit dem beschleunigten Wirtschaftswachstum kam es zu einem deutlichen Anstieg des Ressourcenverbrauchs, bei der die nachhaltige Verwendung von Materialien in den Hintergrund rückte. Die Gegenüberstellung der entnommenen Ressourcen und Bevölkerungsentwicklung zeigen, dass bereits gegen

Ende des 20. Jahrhunderts der Ressourcenverbrauch deutlich stärker anstieg als das globale Bevölkerungswachstum. Eine Entwicklung die insbesondere durch westliche Industriestaaten begünstigt wurde (Fischer-Kowalski et al., 1997; Ladwig, 2003; Zemmann, 1998).

Aktuelle Entwicklungen des Konsumverhaltens zeigen, dass sich auch Entwicklungs- und Schwellenländer, zunehmend an ressourcenintensiven, westlichen Konsummustern orientieren. Der originäre Ursprung der Umweltproblematik ist deshalb nicht allein im Bevölkerungswachstum zu verorten, sondern viel mehr das Ergebnis einer weltweit rasch wachsenden Mittelschicht, deren an westlichen Vorbildern orientierte, ressourcenintensive Konsummuster einer begrenzten Anzahl an verfügbaren Ressourcen gegenüberstehen. Vor diesem Hintergrund ist die langfristige Sicherung der Rohstoffversorgung als zentrale Herausforderung der modernen Konsumgesellschaft zu verstehen (Bilharz, 2006; Fischer-Kowalski et al., 2014; Steffen et al., 2015; Zemmann, 1998).

Mit der kreislaforientierten Wirtschaftsweise, die eine Entkopplung des Wirtschaftswachstums vom materiellen Ressourcenverbrauch forciert, soll diese Herausforderung in Angriff genommen werden. Im Gegensatz zum linearen Wirtschaftsmodell, verfolgt die Kreislaufwirtschaft (engl. Circular Economy, CE) mit dem Make-Use-Recycle Prinzip das Ziel, den Produktnutzen so lange wie möglich auf einem hohen Niveau zu halten. Hierfür können unterschiedliche Strategien, die sogenannten R-Strategien (z.B. Reduce, Reuse, Recycle) verfolgt werden. Die damit einhergehende Steigerung der Ressourceneffizienz ist nicht nur umweltpolitisch erforderlich, sondern kann auch aus betriebswirtschaftlicher Sicht Vorteile bringen, insbesondere vor dem Hintergrund der zunehmenden Volatilität von Rohstoffpreisen (BMK, 2020; Wilts & Fink, 2016).

2.2 Das Konzept der Kreislaufwirtschaft

Bevor das Konzept der Kreislaufwirtschaft näher betrachtet werden kann, ist zunächst eine Definition des Nachhaltigkeitsbegriffs erforderlich, da diese im direkten Zusammenhang stehen.

Während die Idee eines ressourcenschonenden, langfristig ausgerichteten Wirtschaftens bis ins 15. Jahrhundert zurückzuführen ist, erfolgte die erstmalige schriftliche Nennung im Jahre 1713 in der „Sylvicultura Oeconomica“ von Hans Carl von Carlowitz. Vor dem Hintergrund intensiver Übernutzung und daraus resultierender Holzknappheit plädierte Carlowitz für einen „nachhaltenden“ Umgang mit dem Wald, der sich an der dauerhaften Sicherung der Ressource orientiert. Damit ist Nachhaltigkeit in ihrer historischen Grundanlage als ressourcenökonomisches Konzept angelegt, das auf die langfristige Aufrechterhaltung der Funktionsfähigkeit natürlicher Systeme abzielt. Eng damit verbunden ist der Terminus der „nachhaltigen

Entwicklung“ (engl. Sustainable Development), der im Laufe der Zeit eine ausgeprägte politische Prägung erfahren hat. Während in früheren Nachhaltigkeitsdebatten primär ein ökologischer und ökonomischer Zugang im Vordergrund stand, etablierte sich durch die stärkere Verschränkung der Umwelt- und Entwicklungspolitik im Laufe der Zeit ein mehrdimensionales Verständnis, das gleichwohl die soziale Dimension miteinbezieht. Diese Dreifaltigkeit der Nachhaltigkeit findet sich auch in der normativen Rahmensetzung wieder. So wird der Begriff Nachhaltigkeit in der Internationalen Organisation für Normung (ISO) als „ (...) einen Zustand des Gesamtsystems, der die umweltbezogenen, sozialen und wirtschaftlichen Teilsysteme umfasst (...)“, angesehen (Geissdoerfer et al., 2017; Kleine, 2009; KU, 2014; Mauch, 2014). Gemäß dem Bericht „Our Common Future“ der WCED ist Nachhaltigkeit bzw. nachhaltige Entwicklung als Leitbild zu verstehen, welches darauf abzielt, die Bedürfnisse der Gegenwart zu befriedigen, ohne die Möglichkeiten künftiger Generationen einzuschränken. Wobei eine gleichberechtigte Betrachtung der drei Dimensionen der Nachhaltigkeit, ökologisch, ökonomisch und sozial wichtig ist (WCED, 1987).

Die Kreislaufwirtschaft kann als eine Operationalisierung des Konzepts der nachhaltigen Entwicklung angesehen werden. Zwar existieren mit Konzepten wie „Green Economy“ oder „Green Growth“ Rahmenwerke, die ebenfalls eine unternehmerische Umsetzung nachhaltigkeitsbezogener Zielsetzungen unterstützen. Gegenwärtig erhält jedoch insbesondere die Circular Economy im politischen Diskurs sowie in der Unternehmenspraxis die stärkste Aufmerksamkeit (Ghisellini et al., 2016; Murray et al., 2017; OECD, 2016; UNEP, 2011).

Diese Tendenz spiegelt sich auch in aktuellen Entwicklungen der Forschung wider. So weist die Analyse der jährlichen Publikationen im Bereich Kreislaufwirtschaft der Datenbank „Scopus“ eine annähernd exponentielle Zunahme auf, vgl. Abbildung 1.

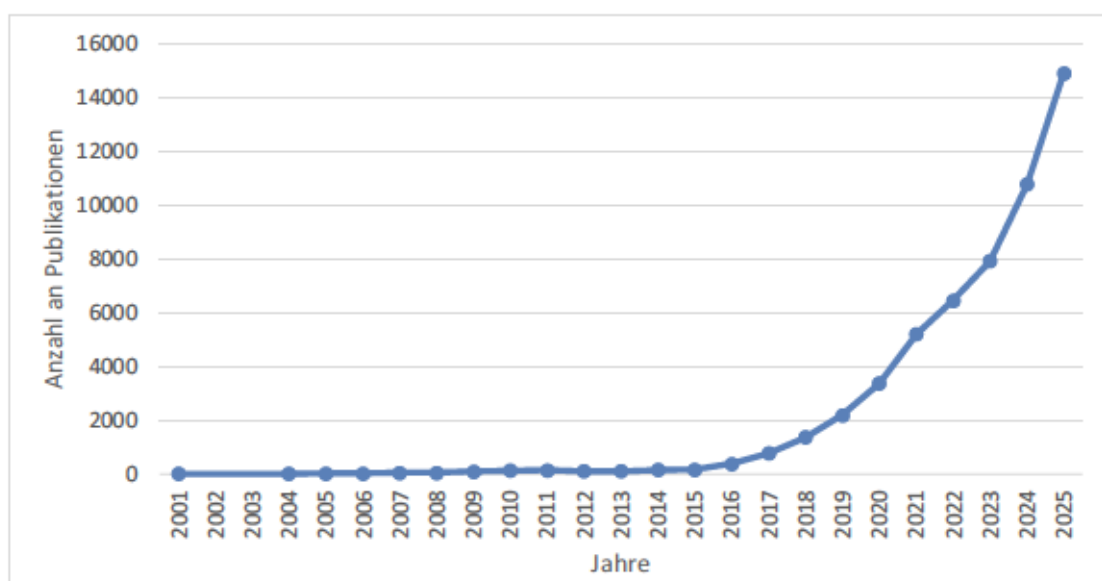


Abbildung 1: Anzahl der jährlichen Publikationen im Bereich Kreislaufwirtschaft (Datenquelle: Scopus 2001-2025)

In Analogie zur Entstehungsgeschichte des Nachhaltigkeitsbegriffes ist auch die der Kreislaufwirtschaft in der Literatur nicht klar datierbar (Winans et al., 2017). Zumeist wird der Begriff jedoch auf Pearce und Turner zurückgeführt, die ihn 1990 im wissenschaftlichen Diskurs prominent etablierten (Manickam & Duraisamy, 2019). Eine einheitliche Definition der Kreislaufwirtschaft hat sich bis heute nicht durchgesetzt, stattdessen variieren Begriffsverständnis und Schwerpunktsetzung je nach Anwendungsfeld (Kumar et al., 2019). Ein Vergleich unterschiedlicher Kreislaufwirtschaftsdefinitionen, der 2017 von Kirchherr et al. (2017) durchgeführt wurde, verweist auf die Definition von Van Buren et al. (2016). Dort wird Kreislaufwirtschaft als Wirtschaftsmodell beschrieben, das auf eine Reduktion des Primärrohstoffverbrauchs abzielt und Maßnahmen wie ein demontage- und wiederverwendungsfreundliches Produktdesign, Lebensdauerverlängerung durch Reparatur und Wartung sowie die Rückgewinnung von Ressourcen aus Abfallströmen und deren Wiedereinsatz in Produkten umfasst (Kirchherr et al., 2017; Van Buren et al., 2016).

Durch die effiziente Nutzung der verfügbaren Ressourcen sind insgesamt weniger Rohstoffe notwendig, gleichzeitig wird das Abfallaufkommen reduziert. Dies hat vielseitig positive Auswirkungen zur Folge, etwa eine Verringerung von Treibhausgasemissionen und damit eine Unterstützung von Klimaschutzbemühungen, Beiträge zum Erhalt der Biodiversität durch geringeren Flächendruck bzw. bessere Regenerationsmöglichkeiten sowie die Förderung nachhaltigerer Konsummuster, beispielsweise durch kreislauffähiges Produktdesign und veränderte Nutzungsformen (Ellen MacArthur Foundation, 2013). Damit wird durch die Kreislaufwirtschaft die Möglichkeit geboten, den Bedürfnissen aktueller Generationen nachzukommen, ohne künftige zu gefährden (Wijkman & Skånberg, 2015).

2.3 Die Strategien der Kreislaufwirtschaft

Um das Konzept der Kreislaufwirtschaft zu realisieren, sind unterschiedliche Strategien heranzuziehen, die dem R-Rahmenwerk folgen. Es stellt eine systematische Übersicht zentraler Handlungsoptionen dar, mit denen das Ziel verfolgt wird, gesellschaftliche Bedürfnisse durch eine optimierte Ressourcennutzung zu erfüllen (Potting et al., 2017).

In der Literatur wird Kreislaufwirtschaft im Sinne des R-Rahmenwerks primär durch drei Strategien, die „3R“ (Reduce, Reuse, Recycle), beschrieben, welche im Laufe der Zeit sukzessive durch neue R-Strategien erweitert wurde. So wurde 2008 „Recover“ als viertes R in der europäischen Abfallrichtlinien eingeführt und bildet seither den Kern dieser. In der wissenschaftlichen Literatur wurden über den 4R-Rahmen hinaus weitere R-Modelle entwickelt, beispielsweise der 6R-Rahmen nach Sihvonen und Ritola (2015) sowie 9R-Ansätze, wie sie etwa von van Buren et al. (2016) und Potting

et al. (2017) beschrieben werden (BMK, 2021; Kirchherr et al., 2017; PRC, 2008; C. Zhang et al., 2022).

Die Gemeinsamkeit all dieser Ansätze und damit auch ihr Zusammenhang zur EU-Abfallhierarchie besteht dabei gemäß C. Zhang et al. (2022) in ihrer Orientierung entlang des gesamten Produktlebenszyklus und ihrer hierarchischen Logik, vgl. Abbildung 2. So sind die Strategien der Abfallhierarchie bzw. der R-Rahmenwerke der Gestaltungs- (Pre-Use), Nutzungs- (Use) und Verwertungsphase (Post-Use) zuordbar. Dabei sind Strategien, die am Anfang des Produktlebenszyklus stehen jenen am Ende zu präferieren. Ein zentraler Bezugspunkt dieser Überlegung ist auf das „Cradle-to-Cradle“ (C2C) Konzept rückzuführen, das den Grundstein der Kreislaufwirtschaft legt. Gemäß McDonough und Braungart (2002) sind Materialien zufolge des C2C-Designs nicht als potenzielles Abfallproblem (Cradle-to-Grave) zu verstehen, sondern sollte so eingesetzt werden, dass sie in geschlossenen Stoffkreisläufen zirkulieren. In Anlehnung an natürliche Systeme zielt das C2C Konzept damit darauf ab, Produkte zu entwickeln, die nicht nur „weniger schädlich“ sind, sondern idealerweise positive Effekte auf Mensch und Umwelt erzielen (Charter & Tischner, 2017; Kirchherr et al., 2017; McDonough & Braungart, 2002; C. Zhang et al., 2022).

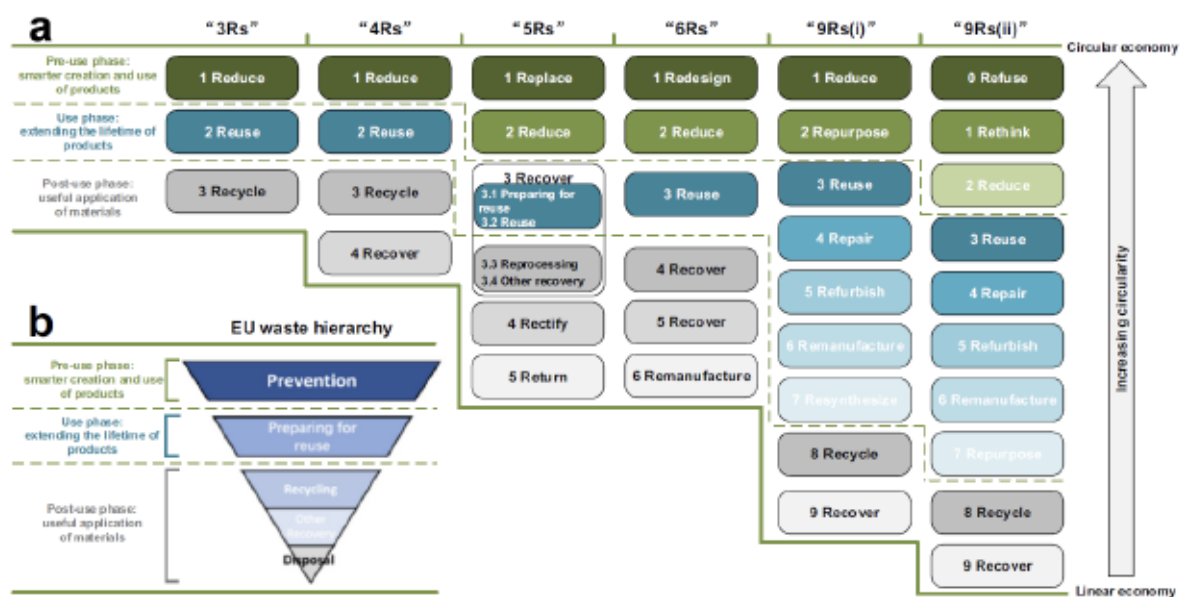


Abbildung 2: Vergleich zwischen dem (a) R-Rahmenwerk der Kreislaufwirtschaft und der (b) Abfallhierarchie (C. Zhang et al., 2022)

Vor diesem Hintergrund formulieren Braungart und McDonough (2002) das Leitmotiv „Waste equals food“ und verknüpfen es mit der Idee, dass Abfall im Grunde als Ressource zu verstehen ist. Ein Gedanke, der sich auch in den verschiedenen „R“-Strategien der Kreislaufwirtschaft widerspiegelt. Gleichzeitig kritisieren die Autoren, dass Recycling in der Praxis häufig als Downcycling erfolgt, wodurch die Materialqualität über mehrere Zyklen abnimmt. Entsprechend plädieren sie dafür, zentrale Weichenstellungen bereits in der Design- und Nutzungsphase vorzunehmen,

anstatt sich auf die nachgelagerte Verwertungsphase zu beschränken (McDonough & Braungart, 2002).

Am Beispiel des 9R-Rahmenwerks nach Potting et al. (2017) sollen nun die einzelnen Strategien im Detail betrachtet werden. Zuzunehmende diesen lässt sich jedem Produkt, Komponente bzw. Material am Ende des Lebenszyklus ein Set an möglichen Rückgewinnungsstrategien zuordnen. Diese sind wie einleitend erörtert den drei Phasen des Produktlebenszyklus zuordbar, wobei Strategien der Use und Post-Use Phase nachfolgend als End-of-Life Strategien bezeichnet werden.

Pre-Use Phase: Intelligente Gestaltung und Nutzung von Produkten

In der Pre-Use-Phase steht die Optimierung der Produktentstehung und der damit verbundenen vor- und nachgelagerten Prozesse (z. B. Beschaffung und Logistik) im Vordergrund. Sie umfasst die Strategien R0 bis R2, setzt am Beginn des Lebenszyklus eines Produktes an und versucht diese von Grund auf neu zu überdenken, indem Material/Produkte überflüssig gemacht (R0 Refuse), Prozesse, Nutzungs- und Geschäftsmodelle überdacht (R1 Rethink) und die Ressourceneffizienz durch den reduzierten Einsatz von Rohstoffen (R2 Reduce) gesteigert werden soll (BMK, 2021; Herrmann & Vetter, 2021; Kirchherr et al., 2017).

Use-Phase: Verlängerung der Produktlebensdauer

In der Use-Phase liegt der Schwerpunkt auf der Verlängerung der Produktlebensdauer. Sobald Produkte hergestellt und in Verkehr gebracht wurden, sollen sie möglichst lange im Nutzungskreislauf gehalten werden. Hierzu werden funktionsfähige Produkte wiederverwendet (R3 Reuse), instandgesetzt (R4 Repair) oder aufgewertet (R5 Refurbish). Ist ein Produkt oder seine Komponenten defekt kann es wiederaufbereitet (R6 Remanufacture) oder einer alternativen Nutzung zugeführt werden, indem es in neuen Produkten mit veränderter Funktion eingesetzt wird (R7 Repurpose) (BMK, 2021; Herrmann & Vetter, 2021; Kirchherr et al., 2017).

Post-Use Phase: Wiederverwertung von Materialien

In der Post-Use-Phase steht die stoffliche Verwertung im Zentrum. Ist eine Verlängerung der Nutzungsdauer von Produkten oder Komponenten, etwa aufgrund technischer Restriktionen, fehlender Wirtschaftlichkeit oder qualitativer Einschränkungen, nicht mehr realisierbar, sind die Materialien aufzubereiten und dem Stoffkreislauf erneut zuzuführen (R8 Recycle). Erst wenn diese Optionen nicht umsetzbar sind, ist auf die energetische Verwertung im Sinne der thermischen Energierückgewinnung zurückzugreifen (R9 Recover) (BMK, 2021; Herrmann & Vetter, 2021; Kirchherr et al., 2017).

2.4 Aktuelle Forschungsbedarf

Mit dem Übergang von linearen zu zirkulären Wertschöpfungssystemen gewinnt das End-of-Life Management von Produkten zunehmend an Bedeutung. Um den Ressourcenverbrauch langfristig zu minimieren und gleichzeitig Wettbewerbsvorteile zu sichern, stehen Unternehmen am Ende des Produktlebenszyklus vor der Herausforderung, eine strategische Entscheidung über den Verbleib des Produktes zu treffen (Lee et al., 2010). Hierbei stehen unterschiedliche Rückgewinnungsstrategien zur Verfügung, die nicht nur zur Verringerung der Umweltauswirkungen beitragen, sondern zeitgleich eine Steigerung der wirtschaftlichen Rentabilität versprechen (Gao et al., 2018).

Gemäß dem R-Rahmenwerk der Kreislaufwirtschaft lässt sich jedem Produkt, Komponente bzw. Material am Ende des Lebenszyklus eine potenzielle Rückgewinnungsstrategie bzw. EoL Strategie, zuordnen. Das Rahmenwerk impliziert dabei die Priorisierung der Strategien am Anfang des Lebenszyklus, um den höchsten nachhaltigen Nutzen zu erzielen. In der Praxis ist die Entscheidung jedoch gleichwohl von ökonomischen Gesichtspunkten abhängig, von vielen Unsicherheiten geprägt und lässt sich nicht auf eine Produktebene reduzieren. Vielmehr sollte die Entscheidung aus der Kombination an EoL Strategien auf den verschiedenen hierarchischen Ebenen des Produktes (= Produkt-, Komponenten, bzw. Materialebene) bestehen, die den Gesamtrückgewinnungswert maximiert und damit eine mathematische Modellierung des Entscheidungsprozesses bedingt (Gao et al., 2018).

Auf Basis dessen soll sich die Arbeit mit der mathematischen Modellierung der Auswahlprozess von End-of-Life Strategien komplexer Produkte mit mehrstufigen hierarchischen Strukturen auseinandersetzen. Da das Produkt zum Zeitpunkt der End-of-Life Entscheidung bereits in Gebrauch ist, entfallen Strategien der Pre-Use Phase, da kein Einfluss auf die Produktentstehung genommen werden kann.

3 State-of-the-Art

Im nachfolgenden Kapitel wird der Stand der Forschung im Kontext der Auswahl geeigneter End-of-Life Strategien dargestellt und damit versucht Subforschungsfrage 1 zu beantworten. Dazu werden existierende und ähnliche Lösungsansätze innerhalb der Literaturrecherche identifiziert, systematisch aufgearbeitet und nach methodischen Schwerpunkten geordnet. Ziel des Kapitels ist es, einen strukturierten Überblick über den aktuellen Forschungsstand zu geben, zentrale Methoden und Modelle zu vergleichen und bestehende Forschungslücken herauszuarbeiten.

3.1 Existierende Lösungsansätze für die Problemstellung

Wie die Analyse der vorhandenen Literatur zeigt, fokussiert sich ein Großteil der Forschung, im Kontext der Bewertung zirkulärer Strategien, auf die qualitative Einschätzung und Vergleichbarkeit von End-of-Life Optionen. Dies lässt sich primär durch die hohe Komplexität und Vielschichtigkeit der EoL Entscheidungen begründen, die eine quantitative Bewertung erschwert.

Das Problem wird verstärkt durch eine begrenzte Verfügbarkeit von Produktinformationen zur Zusammensetzung, den Betrieb und den Zustand dieser. Daten zur Materialzusammensetzung, zur Reparaturhistorie oder zum Verhalten einzelner Komponenten sind oft unvollständig oder für Entscheidungsträger nicht zugänglich. Infolgedessen bleibt das Wiederverwendungspotenzial ungenutzt, und EoL Strategien basieren oft auf unsicheren oder unvollständigen Annahmen, die eine qualitative Bewertung der Strategien bedingt (Eisl et al., 2026).

Jüngste Entwicklungen, wie die des digitalen Produktpass (DPP), haben das Potenzial, diese Lücke zu schließen, indem sie standardisierte Daten über den gesamten Produktlebenszyklus hinweg bereitstellen. Durch eine verbesserte Datenverfügbarkeit eröffnen sich neue Möglichkeiten zur quantitativen Bewertung zirkulärer Strategien, was wiederum die Ergebnisqualität und Auswertungsgeschwindigkeit verbessert. Trotz dieser Fortschritte bleibt die praktische Umsetzung quantitativer Verfahren bislang jedoch begrenzt. Einerseits sind DPPs und vergleichbare Instrumente noch nicht flächendeckend etabliert, andererseits bestehen weiterhin Hürden bei der Standardisierung und beim Austausch sensibler Daten zwischen Akteuren (Eisl et al., 2026).

In der Folge stützen sich viele Studien und praktische Anwendungen nach wie vor primär auf qualitative Bewertungsansätze. Diese können in drei Forschungsschwerpunkte unterteilt werden. Ansätze zur multikriteriellen Entscheidungsanalyse (MCDM), Ansätze zur Lebenszyklusanalyse

(LCA), sowie Ansätze zur Materialflussanalyse (MFA), welche unterschiedliche Schwerpunkte legen. Während MCDM Ansätze insbesondere bei der Auswahl und Gewichtung von Strategien und Indikatoren eingesetzt werden, ermöglichen LCA-Methoden eine umfassende Betrachtung ökologischer, ökonomischer und sozialer Auswirkungen über den gesamten Lebenszyklus des Produktes. Ergänzend dazu bietet die MFA eine quantitative Grundlage zur Erfassung und Bewertung von Stoff- und Ressourcenflüssen, welche häufig in Kombination mit LCAs eingesetzt werden.

Im Folgenden werden die drei Schwerpunkte im Detail dargestellt und anhand der in der Literatur beschriebenen Anwendungen und Erweiterungen erläutert.

Ansätze zur multikriteriellen Entscheidungsanalyse (MCDM)

Die multikriterielle Entscheidungsanalyse (MCDM) bildet einen übergeordneten methodischen Rahmen, um Strategien anhand mehrerer, teils widersprüchlicher Kriterien bezüglich der Leistungen ihrer Aktionen im Vergleich zu den operativen Zielen systematisch zu bewerten. Wie Benfer et al. (2022) betonen, eignet sich die multikriterielle Entscheidungsanalyse besonders gut zur Identifikation und Priorisierung der R-Strategien. MCDM Ansätze werden in der Literatur in vielfältigen Kontexten eingesetzt und haben sich als wertvolles Instrument für die Bewertung zirkulärer Strategien etabliert. So dienen sie etwa der Analyse von Baumaterialien (Balasbaneh & Sher, 2024; Parece et al., 2022), der Entwicklung nachhaltiger Bewertungssysteme für temporäre Behausungen (Perrucci & Baroud, 2020), der Identifikation geeigneter Indikatoren für R-Strategien (Geronazzo Franco, 2021; Golińska-Dawson et al., 2026) oder der Bewertung unterschiedlicher Recycling Technologien (Wang et al., 2025).

Neben der allgemeinen MCDM existieren spezifische Ausprägungen. Der Analytic Hierarchy Process (AHP) ermöglicht die Gewichtung und Priorisierung von Indikatoren oder Nachhaltigkeitsfaktoren. Er wird unter anderem zur Reihung von R-Strategien (Kovačič Lukman et al., 2022) und zur Auswahl geeigneter EoL Optionen verwendet (Ameli et al., 2019). Häufig wird der AHP auch mit anderen Methoden, etwa TOPSIS, kombiniert (Geronazzo Franco, 2021).

TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) eignet sich insbesondere für Auswahlprobleme mit begrenzten Alternativen. Aufgrund der Einschränkungen in unsicheren Entscheidungsumgebungen wird die Methode häufig durch Fuzzy-Set-Theorien erweitert (Dwivedi et al., 2022). Anwendungen finden sich unter anderem in der Priorisierung von Indikatoren (Dwivedi et al., 2022) oder der Bewertung von Nachhaltigkeitsrisiken (Aravossis et al., 2019).

Darüber hinaus ermöglichen Verfahren wie der ANP (Analytic Network Process) oder PROMETHEE (Preference Ranking Organization METHod for Enrichment

Evaluations), komplexe Abhängigkeiten zwischen Kriterien abzubilden und die Auswahl optimaler Maßnahmen zu unterstützen, etwa im Bereich Circular Design (Cerreta et al., 2021; Chen & Rau, 2023). Eine zentrale methodische Grundlage vieler dieser Verfahren bildet die Pair-Wise Comparison, die sowohl im AHP und ANP als auch in TOPSIS angewendet wird.

Ansätze zur Lebenszyklusanalyse (LCA)

Einen zentralen Forschungsschwerpunkt zur Bewertung zirkulärer Strategien bilden Lebenszyklusansätze. Während multikriterielle Verfahren vor allem auf die strukturierte Abwägung unterschiedlicher Kriterien abzielen, ermöglichen Lebenszyklusmethoden eine systematische Bewertung Auswirkung einzelner Alternativen entlang des gesamten Lebenszyklus. Da die Auswahl von Strategien in der Kreislaufwirtschaft nach Benfer et al. (2022) einen iterativen Prozess darstellt, kommt diesen Verfahren insbesondere in frühen Phasen des Lebenszyklus eine wichtige Rolle zu. Sie liefern belastbare Daten zur Umweltwirkung, Ressourcennutzung oder zu ökonomischen und sozialen Auswirkungen und schaffen damit eine fundierte Grundlage für die Weiterentwicklung von Strategien (DIN e.V. (Hrsg.), 2021).

Die LCA (Life Cycle Analysis) hat sich als international standardisiertes Verfahren (ISO 14040/14044) etabliert. Ziel ist die Erfassung und Bewertung von Input, Output und potenziellen Umweltauswirkungen eines Produktsystems entlang des gesamten Lebenszyklus. Der Ablauf umfasst die Definition von Ziel und Systemgrenzen, die Bilanzierung relevanter Stoff- und Energieströme, die Bewertung der Umweltwirkungen, sowie die abschließende Interpretation der Ergebnisse. Die LCA wird in zahlreichen Anwendungsfeldern eingesetzt, beispielsweise zur Bestimmung der Zirkularität von Brücken (Coenen et al., 2021), zur Analyse von Lebensmittel (Marques et al., 2025), zum Vergleich von Szenarien im Abfallmanagement (Wiprächtiger et al., 2022), oder zur Untersuchung industrieller Prozesse wie Brauereien oder Medizintechnik (Iñarra et al., 2022; Schulte et al., 2021). Besonders verbreitet ist die Methode zudem im Ressourcenmanagement, etwa beim Vergleich von Einweg- und Mehrwegverpackungen (Poponi et al., 2022; Verbugt, 2021).

Trotz ihrer breiten Anwendung bleibt LCA nicht frei von Kritik. So werden zwar etablierte Indikatoren wie Treibhausgasemissionen, Wasser- und Landnutzung berücksichtigt, spezifische Umweltaspekte wie Plastikaustritte in Ökosysteme jedoch kaum erfasst. Darüber hinaus erlaubt die Methode keine direkte Bewertung von R-Strategien, da hierfür spezifischere Indikatoren fehlen (Amin et al., 2022; Groot, 2020).

Um diese Einschränkungen zu überwinden, wurden verschiedene Erweiterungen entwickelt. LCC (Life Cycle Costing) ergänzt LCA um ökonomische Aspekte und dient etwa zur Entwicklung von Finanzmodellen für zirkuläre Dörfer (Liaros, 2021), zur

Bewertung temporärer Behausungen (Perrucci & Baroud, 2020) oder zur Untersuchung von Verpackungssystemen (Bressanelli et al., 2020a; Poponi et al., 2022a). Das Social Life Cycle Assessment (S-LCA) rückt hingegen soziale Auswirkungen in den Fokus, beispielsweise um die gesellschaftlichen Effekte temporärer Unterkünfte zu analysieren und deren Wiederverwendbarkeit zu fördern (Perrucci & Baroud, 2020). Schließlich adressiert das Life Cycle Energy Assessment (LCEA) speziell Energieverbrauch und -effizienz (Poponi et al., 2022; Verburt, 2021).

Ansätze zur Materialflussanalyse (MFA)

Neben MCDM und Variationen der LCA Ansätze spielt auch die Materialflussanalyse (MFA) eine wichtige Rolle bei der qualitativen Bewertung zirkulärer Strategien. Während Lebenszyklusanalysen vor allem Umweltwirkungen entlang des Lebenszyklus betrachtet, fokussiert sich die Materialflussanalyse auf die Erfassung und Analyse von Stoff- und Ressourcenströmen, was den Erhebungsaufwand deutlich reduziert. In der Literatur wird MFA häufig in engem Zusammenhang mit LCA diskutiert (Geronazzo Franco, 2021). So setzen Amin et al. (2022) die Methode zur Bewertung verschiedener R-Strategien ein, während (Wiprächtiger et al., 2022) durch die Kombination von MFA und LCA eine Status-quo-Analyse zur Abfallvermeidung entwickeln.

Wie die Analyse der existierenden Lösungsansätze zeigt, können die identifizierten Ansätze auch in Kombination auftreten, was die Ergebnisqualität deutlich verbessert, jedoch gleichzeitig zu einer enormen Aufwandsteigerung führt. Ein Überblick über die unterschiedlichen qualitativen Ansätze gibt Tabelle 1.

Zusammenfassend lässt sich folgende Forschungslücke aus den existierenden Lösungsansätzen für die Problemstellung ableiten: *Vorhandene Lösungsansätze stützen sich überwiegend auf qualitative Bewertungsmethoden, wodurch die Vergleichbarkeit und Robustheit der Ergebnisse eingeschränkt werden. Es fehlt an Modellen, die eine skalierbare & datengestützte quantitative Entscheidung zur Auswahl zirkulärer Strategien ermöglicht.*

Tabelle 1: Gesamtüberblick existierender Lösungsansätze

Branche	Autoren	LCA	LCC	SLCA	MCDM	FTOPSIS	Topsis	ANP	AHP	Pair-Wise	MFA
Bauwesen	(Balasbaneh & Sher, 2024)	x	x		x						
	(Cerreta et al., 2021)				x			x		x	
	(Coenen et al., 2021)	x									
	(Kovačič Lukman et al., 2022)								x	x	
	(Liaros, 2021)		x								
	(Parece et al., 2022)				x					x	
	(Perrucci & Baroud, 2020)		x	x	x						
Elektronik	(Ameli et al., 2019)								x		
	(Benfer et al., 2022)				x				x	x	
	(Bressanelli et al., 2020)	x	x								x
	(Chen & Rau, 2023)				x			x		x	
	(Golińska-Dawson et al., 2026)				x						
	(Wang et al., 2025)				x						
	(Wiprächtiger et al., 2022)	x									x
Lebensmittel	(Aravossis et al., 2019)	x			x	x			x	x	
	(Iñarra et al., 2022)	x									
	(Marques et al., 2025)	x	x	x							
	(Poponi et al., 2022)	x	x	x							
	(Verburgt, 2021)	x	x	x							
Medizin	(Schulte et al., 2021)	x									
Andere	(Amin et al., 2022)	x			x		x		x		x
	(Dwivedi et al., 2022)				x	x	x				
	(Geronazzo Franco, 2021)	x			x		x		x	x	x

3.2 Ähnliche Lösungsansätze für die Problemstellung

Für die Auswahl geeigneter End-of-Life Strategien komplexer Produktstrukturen existieren in der Literatur einzelne Ansätze, die sich mit der quantitativen Bewertung von Entscheidungsprozessen befassen. Diese Studien bilden die Grundlage des folgenden Abschnitts und geben Aufschluss darüber, welche methodischen Ansätze bisher entwickelt wurden, welche Produkttypen und Zielgrößen im Fokus stehen und inwieweit bestehende Modelle bereits Anknüpfungspunkte für die vorliegende Arbeit bieten.

Die Analyse der Literatur verdeutlicht zudem, dass sich ein Großteil der Arbeiten auf spezifische Teilbereiche des End-of-Life Managements konzentriert. Hierzu zählen unter anderem Forschungsthemen wie Design for X, Supply Chain Management, Disassembly Line Balancing, Reverse Logistics oder auch Ansätze aus den Bereichen

Scheduling, Task Allocation und Human-Robot-Interaction. Obwohl diese Themen wichtige Beiträge zur Effizienzsteigerung und organisatorischen Gestaltung von EoL Prozessen leisten, adressieren sie nicht die hier im Fokus stehende Auswahl von Strategien und werden daher nachfolgend nicht weiter berücksichtigt.

Wie die Literaturanalyse zeigt, greift die überwiegende Mehrheit der Arbeiten auf Anwendungsbeispiele aus dem Automobil- und Anlagenbau zurück, etwa auf Hybrid-Batteriepacks, Turbolader, Motoren oder Werkzeugmaschinenkomponenten wie Spindeln. Weniger Beachtung finden hingegen Branchen wie die Windkraft, die Luft- und Raumfahrt sowie die Elektronikindustrie.

Hinsichtlich der hierarchischen Ebene unterscheiden die untersuchten Ansätze zwischen der Produkt- und Komponentenebene, wobei sich die Mehrheit der Publikationen auf die isolierte Betrachtung der Komponentenebene fokussiert. Folglich werden End-of-Life Entscheidungen und damit die Zuordnung der EoL Strategie primär auf Ebene einzelner Komponenten getroffen.

Auch methodisch lassen sich wiederkehrende Muster erkennen. So zeigt die Analyse der Zielfunktion, dass sich die berücksichtigten Zielgrößen entlang ökonomischer, ökologischer, sozialer und technischer Kriterien systematisieren lassen. Im Gleichklang mit vergleichbaren Literaturanalysen im Forschungsfeld, wie beispielsweise Ramírez et al. (2020), dominiert in der identifizierten Literatur die ökonomische Komponente als Zielgröße. Mehrzielige Optimierungsverfahren bieten die Möglichkeit, unterschiedliche Kriterien gleichzeitig zu berücksichtigen und damit auch nachhaltigkeitsrelevante Aspekte in die Entscheidungsfindung einzubeziehen. In einigen Werken erfolgt zwar eine solche Kombination der ökonomischen und ökologischen Zielgröße, allerdings wird der ökologische Beitrag häufig auf Energiekosten bzw. -verbräuche reduziert, die nur einen begrenzten Ausschnitt der Umweltwirkungen einer End-of-Life Strategie abbildet. Ein kleinerer Teil der Publikationen orientiert sich darüber hinaus an der Triple-Bottom-Line-Logik und integriert zusätzlich Zielgrößen mit sozialem Nachhaltigkeitsbezug. Vereinzelt wird zudem die technische Umsetzbarkeit als eigenständige Zielgröße berücksichtigt.

Ein Blick auf die Lösungsmethode zeigt, dass Metaheuristiken am häufigsten vertreten sind, gefolgt von heuristischen Verfahren. Exakte Lösungsansätze finden aufgrund der Komplexität der Problemformulierung seltener Anwendung.

Einen Überblick sowie die Kategorisierung der identifizierten ähnlichen Lösungsansätze bietet Tabelle 2.

Tabelle 2: Gesamtüberblick ähnlicher Lösungsansätze

	Hierarchie			Methode	
	Produkt- ebene	Komp- ebene	Ziel- größen	Problem- formulierung	Lösungs- methode
(Aljuneidi & Bulgak, 2017)		x	Min (cost)	Mixed integer linear programming (MILP)	EX
(Anandh et al., 2024)		x	Max (profit) Min (emission)	Multi-objective integer non-linear Programming (MOINLP)	MH
(Feng et al., 2019)	x	x	Max (profit) Min (environmental impact)	Multi-objective optimization problem (MOOP)	MH
(Gao et al., 2018)		x	Max (profit) Max (feasability)	Multi-objective optimization problem (MOOP)	MH
(Jiang et al., 2019)		x	Min (life span equilibrium) Max (value recovery) Min (cost)	Multi-objective optimization problem (MOOP)	MH
(Jun et al., 2007)		x	Max (quality) Min (cost)	Multi-objective mixed integer programming (MOMIP)	H
(Lee et al., 2010)	x	x	Max (profit)	Integer Programming	EX
(Liu et al., 2023)	x		Min (total cost)	Two-stage stochastic optimization	EX
(Meng et al., 2017)		x	Max (profit) Max (energy savings) Max (societal impact)	Multi-objective optimization problem (MOOP)	MH
(Meng et al., 2018)	x	x	Max (net-profit) Max (energy savings)	Multi-objective Integer Programming (MOIP)	MH
(Meng et al., 2020)	x	x	Max (profit) Max (energy savings) Max (societal impact)	Multi-objective Integer Programming (MOIP)	MH
(Ramírez et al., 2020)		x	Max (profit)	Combinatorial optimisation	H, MH
(Ren et al., 2023)		x	Max (recovery profit)	Extended Petri Net (EPN)	H
(X. Zhang et al., 2016)		x	Max (part's reliability)	Stochastic model	H

Die nachfolgende thematische Analyse der einzelnen Publikationen wird anhand von zwei Schwerpunkten unterteilt: Deterministische und Stochastische Ansätze.

Deterministische Ansätze

Die Mehrheit der gefundenen Literatur verwendet deterministische Ansätze. Sie arbeiten mit festen Eingabewerten und berücksichtigen Unsicherheiten nur in begrenztem Maße. Typisch sind mathematische Formulierungen als gemischt-ganzzahlige lineare oder nichtlineare Optimierungsmodelle (MIP, MILP, MINLP), die oft mit heuristischen oder metaheuristischen Lösungsverfahren kombiniert werden. So verwendet Meng et al. (2018) ein Multi-Objective Integer Programming (MOIP)-Modell zur Entscheidungsunterstützung bei der Wiederaufbereitung industrieller Anlagenkomponenten. Ziel ist die gleichzeitige Optimierung von ökonomischen Gewinnen und Energieeinsparungen. Die Lösung erfolgt über den weit verbreiteten genetischen Algorithmus NSGA-II, der Pareto-optimale Kompromisse zwischen den Zielfunktionen ermittelt. Auch Anandh et al. (2024) verfolgen einen ähnlichen Ansatz, indem sie für die Wiederaufbereitung von Laptops ein MINLP-Modell formulieren, das Gewinne maximiert und gleichzeitig Emissionen minimiert. Ergänzt wird dieser Ansatz durch die Qualitätsbewertung zurückgegebener Teile, wodurch differenzierte EoL Optionen wie Wiederverwendung, Reparatur oder Entsorgung ermöglicht werden. Die Autoren nutzen dafür neben NSGA-II auch Multi-Objective Discrete Particle Swarm Optimization (MODPSO), um effiziente Lösungsräume abzubilden.

Ein weiteres Beispiel liefert Jun et al. (2007), die die Wiederaufbereitung von Turboladern untersuchen. Hier wird ein MIP-Modell entwickelt, dessen Ziel es ist, die Wiederaufbereitungskosten zu senken und gleichzeitig die Qualität der Rückgewinnung zu maximieren. Auch Meng et al. (2017) schlagen ein Modell vor, das nicht nur ökonomische und ökologische, sondern auch soziale Faktoren berücksichtigt. Dieses Modell stellt eines der wenigen Ansätze dar, die explizit die drei Nachhaltigkeitsdimensionen in den Mittelpunkt rücken. Aljuneidi und Bulgak (2017) formulieren ein umfassendes MILP-Modell zur Gestaltung hybrider Produktions- und Wiederaufbereitungssysteme, das Remanufacturing, Recycling und Entsorgung integriert. Die Lösung erfolgt hier über exakte Methoden (Branch-and-Cut-Algorithmus in CPLEX), wobei sich jedoch zeigt, dass diese Verfahren bei umfangreichen Problemstellungen schnell an ihre Grenzen stoßen. Jiang et al. (2019) nutzen ebenfalls einen Ansatz zur multi-objective Optimierung, um eine Entscheidung zwischen Ersatz durch neu, direkter Wiederverwendung und Reconditioning/Remanufacturing zu treffen. Als Ziele werden Kostenminimierung, Maximierung der Value-Recovery-Effizienz (VRE) sowie die Minimierung der Life Span Equilibrium (LSE) verfolgt, um Komponenten so zu kombinieren, dass ihre Restlebensdauern möglichst gut „zusammenpassen“ und der Produktnutzen steigt. Zur Lösung des kombinatorischen Multi-Objective-Problems setzen die Autoren auf eine Metaheuristik (AE-SPEA2) und vergleichen die Ergebnisse mit NSGA-II und PESA-II.

In der Arbeit von Ramírez et al. (2020) wird ein entscheidungsunterstützendes Optimierungsmodell für die hybride Demontage von End-of-Life Produkten mit Fokus

auf Remanufacturing entwickelt. Ziel ist die Maximierung des ökonomischen Profits, indem gleichzeitig die optimale Demontagetiefe (Stopping Point/Threshold), die Demontagereihenfolge sowie die Recovery-Option je Komponente (Reuse, Remanufacturing, Recycling oder Disposal) bestimmt werden. Da das Problem als NP-hard beschrieben wird, lösen die Autoren es nicht exakt, sondern vergleichen einen konstruktiven Greedy-Ansatz, Hill Climbing (mit Restarts) und einen Genetischen Algorithmus. Feng et al. (2019) entwickeln einen Ansatz zur Optimierung der Produktrückgewinnung, durch die Koppelung dreier Entscheidungen: Die Wahl des Demontagegrades (Disassembly Level), die Demontagereihenfolge (Disassembly Sequence) und die EoL Optionen (Reuse, Recycling, Disposal) für jedes der entnommenen Elemente. Das Mehrziel Optimierungsmodell verfolgt dabei die Ziele der Profitmaximierung und Minimierung der Umweltwirkung. Zur Lösung des komplexen kombinatorischen Problems wird eine Metaheuristik auf Basis eines Genetic Algorithm genutzt, der die Variablen für Level, Sequenz und EoL Optionen gemeinsam codiert und eine Pareto-Front erzeugt.

Lee et al. (2010) präsentieren ähnlich zu dieser Arbeit ein hierarchisches EoL Entscheidungsmodell, das Remanufacturing- und Disassembly-Entscheidungen integriert und dabei Umweltregulierungen berücksichtigt. Kern ist eine hierarchische Produktrepräsentation (HALG), die sowohl die Produktstruktur (BOM) als auch physische Verbindungen zwischen Komponenten abbildet und damit Entscheidungen bottom-up über Komponenten, Subassemblies bis zur Produktebene ermöglicht. Das Modell entscheidet je Element (Komponente / Subassembly) zwischen Remanufacturing und Disposal und bestimmt gleichzeitig, welche Verbindungen zu trennen sind. Optimiert wird eine Zielfunktion, die EoL Optionsprofit und Demontagekosten gemeinsam berücksichtigt. Das Integer-Problem werden exakt mit dem Branch-and-Bound Verfahren gelöst. Falls die ökonomisch optimale Strategie Umweltauflagen (z. B. Mindestanteil remanufactured weight) verletzt, wird sie in einem weiteren Schritt durch einen Anpassungsalgorithmus modifiziert, der gezielt zusätzliche Komponenten auf Remanufacturing umstellt, um die Regulierung zu erfüllen.

Stochastische Ansätze

Neben den deterministischen Ansätzen existiert eine kleinere Gruppe an stochastischen Modellen. Sie zeichnen sich dadurch aus, dass sie Unsicherheiten in Rücklaufmengen, Nachfrage oder Qualitätszuständen explizit berücksichtigen. Liu et al. (2023) präsentieren beispielsweise ein zweistufiges Modell zur Optimierung von Zuverlässigkeitsschwellen innerhalb einer Produktfamilie. Dabei wird zunächst auf Basis geschätzter Restnutzungsdauern entschieden, welche Komponenten wiederverwendet oder aufbereitet werden sollen, bevor diese Entscheidungen in einer zweiten Stufe an reale Nachfrageszenarien angepasst werden. Weitere Arbeiten

kombinieren deterministische und stochastische Ansätze. X. Zhang et al. (2016) entwickeln ein Modell, das die Restnutzungsdauer von Komponenten mittels Weibull-Verteilungen und künstlichen neuronalen Netzen prognostiziert und daraus EoL Strategien wie Wiederverwendung, Remanufacturing oder Recycling ableitet.

Meng et al. (2020) entwickeln ein multi-objective Entscheidungsmodell für die nachfrageabhängige Rückgewinnung von End-of-Life Produkten. Als Zielfunktionen werden ökonomischer Gewinn (TEP), Energieeinsparung (TES) und ein Social-Impact-Index (TSI) gemeinsam maximiert. Die Nachfrage wird dabei probabilistisch abgebildet, um flexible Recovery-Entscheidungen für unterschiedliche Marktszenarien zu ermöglichen. Da das integrierte Problem als NP-hard beschrieben wird, nutzen die Autoren eine zweistufige metaheuristische Lösung, bestehend aus NSGA-II (für Pareto-Lösungen in der Remanufacturing-Komponente) und einem kooperativen evolutionären Algorithmus (DP-MOCEA) zur simultanen Optimierung von Dismantling-Entscheidungen und Yield-Mix. Gao et al. (2018) adressieren Unsicherheit in der End-of-Life Produktverwertung und entwickeln dafür einen multi-objective Ansatz zur EoL Optionsauswahl. Im Zentrum steht ein Entscheidungsmodell, das für jede Komponente zwischen Reuse, Recycling und Disposal wählt und dabei zwei Ziele gleichzeitig maximiert: Profit und Feasibility, die die Umsetzbarkeit unter Unsicherheiten abbildet. Zur Lösung des Problems wird eine Metaheuristik (Artificial Bee Colony, ABC) eingesetzt, die eine Pareto-Front erzeugt.

Insgesamt zeigt die Analyse, dass deterministische Optimierungsmodelle den Forschungsstand dominieren und dabei überwiegend ökonomische Kriterien, wie beispielsweise Kostenreduktion, Gewinnmaximierung oder Energieeinsparungen, adressieren. Stochastische Verfahren gehen einen Schritt weiter, indem sie Unsicherheiten explizit berücksichtigen und damit realitätsnähere Ergebnisse ermöglichen. Besonders häufig kommen in beiden Kategorien metaheuristische Verfahren wie NSGA-II oder MOEA zum Einsatz, da sie robuste Pareto-optimale Lösungen für komplexe Mehrzielprobleme liefern. Exakte Algorithmen spielen dagegen eine untergeordnete Rolle, da sie bei realistischen Problemgrößen entweder nicht ausreichend flexibel oder zu rechenintensiv sind.

Zusammenfassend lässt sich folgende Forschungslücke aus den existierenden Lösungsansätzen für die Problemstellung ableiten: *Bestehende Modelle treffen EoL Entscheidungen meist isoliert auf einer einzelnen hierarchischen Ebene, wodurch die strukturelle Komplexität moderner, mehrstufig aufgebauter Produkte unzureichend berücksichtigt wird. Gleichzeitig wird die Zielfunktion meist auf ökonomische Aspekte beschränkt. Es fehlt an Modellen, die die Zerlegbarkeit von Produkten explizit abbilden und dadurch eine ebenunabhängige Zuordnung geeigneter EoL Strategien ermöglichen.*

4 Mathematische Modellierung

Das mathematische Modell soll die Auswahl der ökonomisch und ökologisch effizientesten Kombination an EoL Strategien ermöglichen und wird nachfolgend beschrieben.

Eine zentrale Herausforderung ist hierbei die Repräsentation des Produktes und seines Aufbaus. Üblicherweise wird hier entweder auf Stücklisten (engl. Bill of Materials, BoM), Verbindungsdiagramme oder eine Kombination der beiden herangezogen. Dabei bringen jedes dieser Darstellungsformen unterschiedliche Vor- und Nachteile mit sich. Während BoMs die hierarchische Struktur eines Produktes repräsentieren, kann ihnen keine Information über die physische und funktionale Verbindung der Komponenten entnommen werden. Bei Verbindungsdiagrammen trifft das umgekehrte zu (Lee et al., 2010). Hybride Ansätze weisen in der Literatur zwei zentrale Schwächen auf. Entweder sind sie bei komplexen Produkten mit vielen Komponenten nur eingeschränkt skalierbar (González & Adenso-Díaz, 2005), oder sie erhöhen die Modellkomplexität, ohne einen entsprechenden Informationsgewinn zu liefern, indem sie redundante Details aufnehmen, z. B. Kantenattribute in Verfahren wie HALG (Dong et al., 2006). Daraus ergibt sich der Bedarf nach einer Darstellungsform, die die jeweiligen Stärken bündelt. Aus diesem Grund wird eine hierarchische Repräsentation der Stückliste des Produkts gewählt, wie in Abbildung 3 dargestellt. Entsprechend lässt sich ein Produkt als Menge miteinander verbundener Komponenten und/oder Baugruppen auffassen.

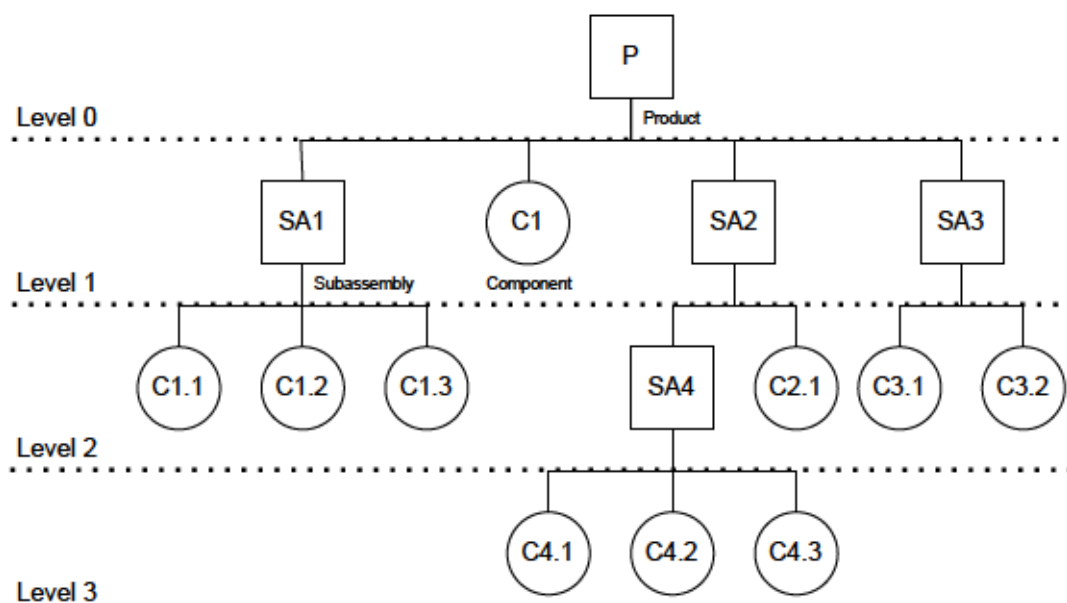


Abbildung 3: Hierarchische Repräsentation der Produktstruktur

Jede Baugruppe, in der Abbildung als Rechteck dargestellt, umfasst wiederum eine eigene Gruppe vernetzter Komponenten und/oder weiterer Baugruppen. Komponenten, die als Kreise dargestellt werden, sind dagegen als unteilbare Einheiten definiert.

4.1 Modellübersicht

Ein Produkt wird als hierarchischer Baum modelliert, wobei der Wurzelknoten (engl. Root Node) ein vollständiges Produkt darstellen und die Blattknoten (engl. Leaf Node) unteilbaren Komponenten entsprechen. Ähnlich wie bei einem klassischen Assignment Problem kann auf jeder Entscheidungsebene jeder Knoten entweder:

- direkt einer EoL Strategie zugeordnet werden, oder
- in seine Unterkomponenten (=Kinder) zerlegt werden, vgl. Abbildung 4.

Umweltauswirkungen, Kosten und Erträge können gemäß Feng et al. (2019) sowohl während der Demontage eines Elements als auch im nachgelagerten EoL Management bei der Festlegung und Durchführung der jeweiligen Strategie entstehen.

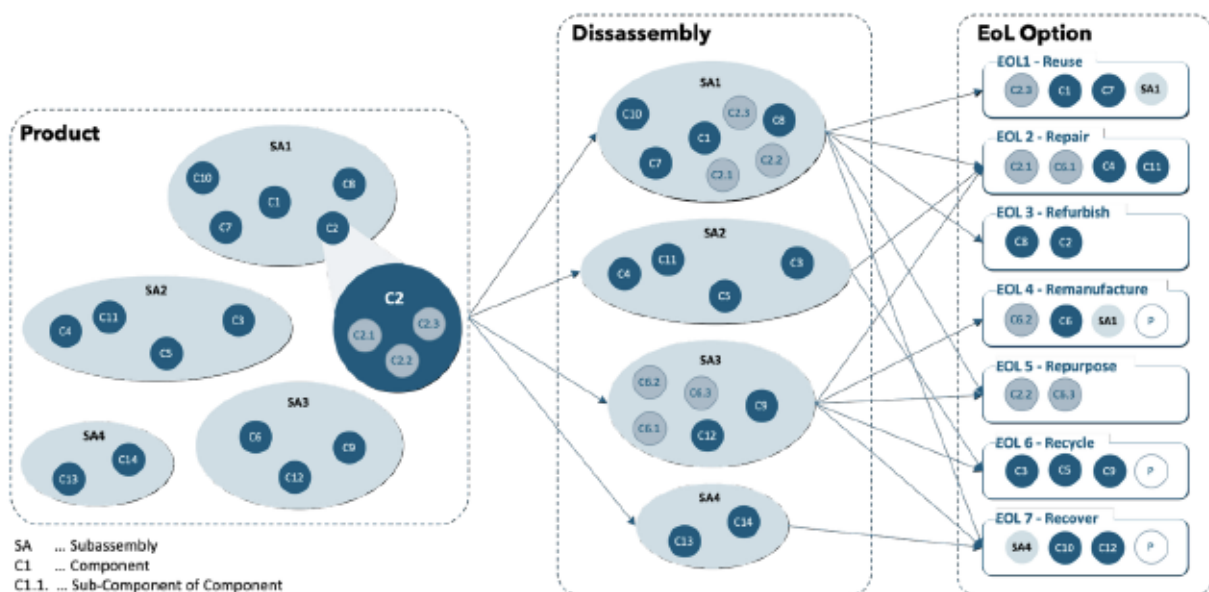


Abbildung 4: End-of-Life Entscheidungsprozess angelehnt an Feng et al. (2019)

Im Unterschied zu einem großen Teil der in Kapitel 3 identifizierten State-of-the-Art-Literatur werden die Umweltauswirkungen in der vorliegenden Arbeit jedoch nicht über vereinfachende mathematische Näherungen modelliert. Stattdessen soll der Parameter aus der Lebenszyklusanalyse (LCA) abgeleitet werden und alle nachgelagerten Prozessschritte mitberücksichtigen, um ein möglichst vollständiges Bild der Gesamtweltauswirkungen zu erhalten.

Diese Vorgehensweise wird wie folgt begründet. Umweltauswirkungen resultieren aus einer Vielzahl prozess- und kontextspezifischer Einflussfaktoren. Sie hängen nicht nur von der zur verarbeitenden Materialmengen ab, sondern auch von der eingesetzten Technologie und damit der involvierten Prozessketten (Demontage, Transport, Aufbereitung), Energie- und Stoffströmen, sowie regionalen Rahmenbedingungen. Solche Zusammenhänge lassen sich nur eingeschränkt durch einfache Formeln adäquat abbilden, ohne die Ergebnisse durch starke Vereinfachungen zu verzerren. LCAs ermöglichen demgegenüber eine systematische Erfassung dieser Effekte und liefern damit belastbarere Inputparameter.

Gleichzeitig erlaubt die Auslagerung der Parameterermittlung in LCA, das Optimierungsmodell selbst schlank zu halten. Ein schlankes mathematisches Modell reduziert die Modellkomplexität und begünstigt dadurch die Anwendung exakter Lösungsverfahren, was wiederum die Chance erhöht, globale Optima zu bestimmen. Zudem verbessert die höhere Güte der Eingangsparameter gewonnen aus den LCA die Lösungsqualität des Modells. An dieser Stelle ist jedoch darauf hinzuweisen, dass die höhere Lösungsqualität mit dem Nachteil eines erhöhten vorgelagerten Aufwands zur Ermittlung und Aufbereitung der Inputparameter einhergeht. Da die Durchführung von Lebenszyklusanalysen in der Regel sehr zeit- und datenintensiv ist, besteht ein wesentlicher Forschungs- und Praxisbedarf darin, geeignete Ansätze zur Vereinfachung der Lebenszyklusanalyse zu entwickeln. In diesem Zusammenhang kann beispielsweise auf die Arbeit von Roth (2025) verwiesen werden.

Anders als bei dem ökologischen Inputparameter, bei dem die gesamten Umweltauswirkungen der End-of-Life Strategie inklusive alle involvierten Prozessschritte betrachtet werden, beschränken sich die Systemgrenze der ökonomischen Inputparameter auf den Blickwinkel des Entscheidungsträgers, und damit des Produkteigentümers, der die Entscheidung über den weiteren Verbleib des Produktes, seiner Komponenten bzw. der involvierten Materialien fällt. Damit endet der Betrachtungsrahmen mit der Übergabe des Eigentums des Produktes, da davon auszugehen ist, dass Kosten, die durch die Realisierung der Strategie entstehen, vom neuen Eigentümer, beispielsweise dem Abfallverwertungsunternehmen, getragen werden und damit nur indirekt über den Kaufpreis in die Entscheidung einfließen.

Dadurch lassen sich die Kosten bzw. Profite der EoL Strategie auf Basis von González & Adenso-Díaz * (2005) & Feng et al. (2019) wie folgt beschreiben.

$$p_{i,j} = r_{i,j} - c_{i,j}$$

Der Profit $p_{i,j}$ der aus der Realisierung der jeweiligen End-of-Life Strategie $j \in J$ je Knoten $i \in I$ entsteht, setzt sich aus dem Umsatz der Strategie $r_{i,j}$ abzüglich der damit verbunden Kosten $c_{i,j}$ zusammen.

Der Umsatz besteht aus dem Preis den der Käufer, beispielsweise das Abfallverwertungsunternehmen, bereit ist für die Komponenten bzw. das Material zu zahlen. Kosten entstehen durch die Anwendung der jeweiligen Strategie (González & Adenso-Díaz, 2005).

Abgesehen davon treten Kosten bei der Demontage auf, durch die die einzelnen Komponenten freigelegt werden. Dabei wird allgemein angenommen, dass Demontagekosten proportional zur Demontagezeit sind und vom jeweiligen Element i abhängen (González & Adenso-Díaz, 2005).

Damit besteht der Gesamtprofit aus einer elementabhängigen Komponente (Demontagekosten), sowie aus element- und strategieabhängigen Komponenten (End-of-Life Strategie Kosten und Umsatz), die wiederum den Aufbau des mathematischen Modells begründen, siehe Abbildung 5.

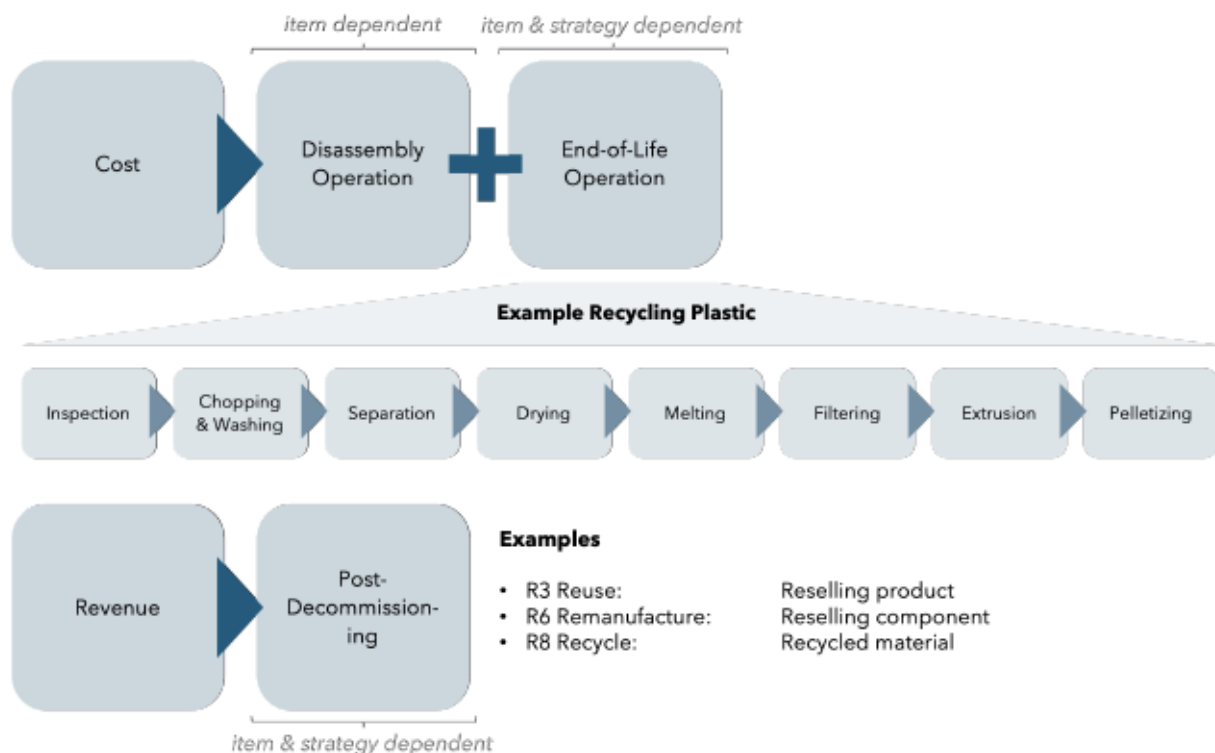


Abbildung 5: Modellierung von Kosten und Umsatz

Anders als in einigen der in Kapitel 3 diskutierten Ansätze soll die technische Umsetzbarkeit nur indirekt in das mathematische Modell einfließen. Der Zustand und damit die technische Umsetzbarkeit bedingt die Verfügbarkeit der End-of-Life Strategie, welche in der entsprechenden Matrix festgehalten wird. Folglich kann die Auswahl der optimalen Strategie nur auf Basis, der technisch umsetzbaren und damit verfügbaren EoL Strategien stattfinden, was wiederum eine eigene Entscheidungsvariable überflüssig macht.

4.2 Annahmen

Innerhalb des Modelles werden folgende Annahmen getroffen:

- Alle relevanten Kostenparameter, Umweltauswirkungen, Erträge und verfügbaren R-Strategien werden als gegeben angenommen.
- Elemente, die nicht zerstörungsfrei getrennt werden können, werden als aggregierte Komponenten modelliert.
- Befestigungselemente, Schrauben und andere Verbindungselemente werden keiner EoL Entscheidung unterzogen.
- Die berücksichtigten R-Strategien beschränken sich auf die Use und Post-Use Phase, da von Produkten ausgegangen wird, die bereits produziert sind. Damit sind maximal 7 R-Strategien verfügbar.
- Die Optimierung der Demontagereihenfolge soll nicht Teil des Entscheidungsmodells sein, da diese eine (Teil-)Automatisierung voraussetzt, die nicht Gegenstand dieser Arbeit ist.

4.3 Modellaufbau

Das mathematische Modell folgt im Wesentlichen der nachstehenden Struktur.

Index. Die Indexmenge ist wie folgt definiert:

- T sei der hierarchische Baum, der die Produktstruktur abbildet.
- I sei die Menge aller Knoten $i \in I$, wobei gilt:
 - $R \subseteq I$ ist die Menge der Wurzelknoten (Root) und repräsentiert vollständige Produkte.
 - $L \subseteq I$ ist die Menge der Blattknoten (Leaf) und repräsentiert unteilbare Komponenten
 - $V = I \setminus L$ ist die Menge der Nicht-Blattknoten und repräsentiert Baugruppen
- J sei die Menge aller möglichen EoL Strategien $j \in J$.
- Für jeden Knoten $i \in I$ sei $J_i \subseteq J$ die Menge der technisch zulässigen EoL Strategien für Knoten i .

Parameter. Um die Eltern-Kind-Beziehung innerhalb des Produktbaums zu beschreiben, wird eine Adjazenzmatrix eingeführt:

$$A = [a_{ki}]_{n \times n},$$

wobei $a_{ki} = 1$ ist, wenn Knoten k ein Kindknoten von Knoten i ist.

Die zugehörigen Kostenparameter sind definiert als:

$$C = [c_{ij}]_{n \times m} \text{ und } d = [d_i]_n,$$

wobei unzulässige Kombinationen durch die Zuordnung eines großen Wertes $M \gg 0$ benachteiligt werden. Der Umsatz ist definiert als:

$$R = [r_{ij}]_{n \times m}.$$

Variablen. Die folgenden binäre Entscheidungsvariablen eingeführt:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{wenn EoL Strategie } j \text{ Knoten } i \text{ zugeordnet wird} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad \forall i \in I, j \in J_i$$

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{wenn Knoten } i \text{ auseinandergebaut wird.} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad \forall i \in I$$

Zielfunktion 1. Das Ziel besteht in der Maximierung des Gesamtprofits, der durch die Anwendung der EoL Strategien (Umsatz und Kosten), sowie der Durchführung von Demontageoperationen (Kosten) entstehen.

$$\max \sum_{i \in I} \sum_{j \in J_i} (r_{ij} - c_{ij}) x_{ij} - \sum_{i \in I} d_i y_i \quad (1)$$

wobei:

- r_{ij} : Umsatz der Anwendung der EoL Strategie j auf den Knoten i
- c_{ij} : Kosten der Anwendung der EoL Strategie j auf den Knoten i
- d_i : Kosten der Demontage des Knoten i

Nebenbedingungen. Die Nebenbedingungen können wie folgt definiert werden:

$$y_i + \sum_{j \in J} x_{ij} = 1 \quad \forall i \in R \quad (2)$$

$$y_i = 0 \quad \forall i \in L \quad (3)$$

$$y_i = y_k + \sum_{j \in J} x_{kj} = 1 \quad \forall i \in I, k \in I \mid A(k, i) = 1 \quad (4)$$

$$y_i \leq 1 - \sum_{j \in J} x_{ij} \quad \forall i \in I \quad (5)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall i \in I, j \in J \quad (6)$$

$$y_i \in \{0,1\} \quad \forall i \in I \quad (7)$$

Die Zielfunktion (1) maximiert der Gesamtprofit, der mit der Demontage sowie der Zuordnung von End-of-Life Strategien verbunden sind. Am Wurzelknoten muss jedes Element entweder demontiert oder einer End-of-Life Strategie zugewiesen werden (Nebenbedingung (2)). Nebenbedingung (3) stellt sicher, dass Blattknoten nicht demontiert werden können. Nebenbedingung (4) gewährleistet die hierarchische Konsistenz zwischen Eltern- und Kindknoten. Wird ein Element einer Strategie zugewiesen, dürfen seine Kindknoten nicht weiterverarbeitet werden, und umgekehrt. Zur Beschleunigung des Algorithmus wird Nebenbedingung (5) eingeführt, eine „Valid Inequality“ die verhindert, dass demontierte Elemente zudem einer Strategie zugewiesen werden. Schließlich legen die Nebenbedingungen (6) und (7) die binäre Natur der Entscheidungsvariablen fest.

4.4 Modellerweiterung

Das im vorhergehenden Kapitel beschriebene Einzel Optimierungsmodell ermöglicht es initial die ökonomisch optimale Kombination an End-of-Life Strategien für ein Produkt auszugeben. Die Lösung gibt dabei nicht nur die Entscheidung bei der Auswahl der EoL Strategie je Komponente vor, sondern zudem Aufschlüsse über den Demontagegrad, folglich eine Entscheidung darüber, ob und in welcher hierarchischen Ebene des Produktes weitere Demontageschritte durchgeführt werden sollen. In der Praxis ist das End-of-Life Management von Produkten zwar häufig primär ökonomisch getrieben, eine ausschließlich kostenorientierte Betrachtung bildet die Entscheidungssituation jedoch nur unzureichend ab, da jede EoL Option mit spezifischen Umweltauswirkungen verbunden ist. So kann eine Lösung, die aus wirtschaftlicher Sicht vorteilhaft erscheint, gleichzeitig mit erhöhten Emissionen und einem höheren Energie- und Ressourcenverbrauch einhergehen. Um diese Zielkonflikte abzubilden, wird das Modell um eine zweite Zielfunktion erweitert, welche die ökologischen Umweltauswirkungen minimiert. Der resultierende Lösungsraum wird

anschließend in Form einer Pareto-Front mit Hilfe eines Beispiel Use-Cases dargestellt. Damit kann veranschaulicht werden, in welchem Ausmaß eine Verbesserung der ökologischen Performance mit zusätzlichen Kosten verbunden ist und umgekehrt. Nachfolgend wird die neue Zielfunktion und zusätzlich benötigten Parameter beschrieben. Die Indexmenge, Entscheidungsvariablen und Nebenbedingungen bedürfen keiner Erweiterung.

Zielfunktion 2. Das Ziel besteht in der Minimierung der Gesamtumweltauswirkungen, die durch die Anwendung der EoL Strategien sowie die Durchführung von Demontageoperationen entstehen.

$$\min \sum_{i \in I} \sum_{j \in J_i} e_{ij} x_{ij} + \sum_{i \in I} f_i y_i \quad (8)$$

wobei:

- e_{ij} : Umweltauswirkungen der Anwendung der EoL Strategie j auf den Knoten i
- f_i : Umweltauswirkungen der Demontage des Knoten i

Parameter. Die Umweltauswirkungen der Modellerweiterung sind definiert als:

$$E = [e_{ij}]_{n \times m} \text{ und } f = [f_i]_n,$$

wobei unzulässige Kombinationen durch die Zuordnung eines großen Wertes $M \gg 0$ benachteiligt werden.

5 Implementierung

Im nachfolgenden Kapitel wird die Implementierung des entwickelten Optimierungsmodells beschrieben. Dazu werden die mathematische Formulierung in eine lösbare Modellstruktur überführt, die zugrunde liegenden Eingabedaten und Parameter erläutert, sowie die technische Umsetzung in der verwendeten Modellierungs- und Solverumgebung dargestellt. Ziel des Kapitels ist es, die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse sicherzustellen, zentrale Implementierungsentscheidungen transparent zu machen und die Grundlage für die anschließende Auswertung der Optimierungsergebnisse zu schaffen.

5.1 Modellumgebung und -logik

Das Optimierungsmodell wurde in der Modellierungsumgebung FICO Xpress Workbench implementiert und mit dem Xpress-Optimizer gelöst. Alle Berechnungen wurden auf einem MacBook Pro (Apple M4 Pro Chip, 2024) durchgeführt. Im Folgenden wird die Implementierung der Modelllogik anhand ausgewählter Codeausschnitte dokumentiert, welche der transparenten Zuordnung zwischen der in Kapitel 4 hergeleiteten mathematischen Formulierung und ihrer konkreten Umsetzung in Mosel dient. In der ersten Instanz wird das einfache Modell mit nur einer Zielfunktion beschrieben, anschließend die Erweiterung für die Mehrzieloptimierung.

5.1.1 Einfaches Modell

Zunächst werden in der Implementierung die verwendeten Bibliotheken eingebunden und die grundlegenden Mengen- und Parameterstrukturen deklariert. Hierzu zählen die Indexmenge der Elemente (*ITEMS*), die Menge der EoL Strategien (*STRATEGY*) sowie die Produktstruktur in Form der Adjazenzmatrix *CHILDREN*. Zusätzlich werden im einfachen Modell die kosten- und umsatzbezogenen Inputparameter für Strategiezuweisung und Demontage (*COST_STRATEGY*, *COST_DISASSEMBLY*, *REVENUE_STRATEGY*) definiert und aus einem externen Datenset initialisiert (vgl. Abbildung 6). Diese Trennung von Modell und Daten ermöglicht eine flexible Instanzvariation, ohne die Modellstruktur selbst anpassen zu müssen.

```

1 model "EoLDecisionModelProfit1"
2 uses "mmsprs"
3 uses "mmsystem"
4
5 ! Feasible Model which depicts the basic version of the EoL Decision Model
6 ! Root & Leaf are defined by logical constraints
7
8 declarations
9   ! set of indices
10  ITEMS: range
11  LEAF: set of integer
12  ROOT: set of integer
13  STRATEGY: range
14  CHILDREN: array(ITEMS,ITEMS) of integer
15
16   ! parameter
17  REVENUE_STRATEGY: array(ITEMS,STRATEGY) of integer
18  COST_STRATEGY: array(ITEMS,STRATEGY) of integer
19  COST_DISASSEMBLY: array(ITEMS) of integer
20
21   ! decision variable
22  assign: dynamic array(ITEMS,STRATEGY) of mpvar
23  disassemble: dynamic array(ITEMS) of mpvar
24
25   ! Edge count
26  numEdges: integer
27
28   ! Reference data file
29  filename = "EoLDecisionModel_Profit_10_3_CS2CD2.dat"
30
31 end-declarations
32
33 ! Initialize data from data file
34 initializations from filename
35   ITEMS STRATEGY CHILDREN COST_STRATEGY COST_DISASSEMBLY REVENUE_STRATEGY
36 end-initializations

```

Abbildung 6: Mosel Code - Initialisierung

Da sich Wurzel- und Blattknoten implizit aus der Adjazenzmatrix ergeben, werden diese direkt mit Hilfe von logischen Bedingungen abgeleitet. Root-Knoten werden als jene Elemente definiert, die keine Eltern besitzen (d.h. keine eingehenden Kanten), während Leaf-Knoten als Elemente ohne Kinder (d.h. keine ausgehenden Kanten) identifiziert werden, siehe Abbildung 7.

```

38 ! Create Root nodes
39 forall(i in ITEMS) do
40   if (sum(k in ITEMS) CHILDREN(i,k) = 0) then
41     ROOT += {i}
42   end-if
43 end-do
44
45 ! Create Leaf nodes
46 forall(i in ITEMS) do
47   if (sum(k in ITEMS) CHILDREN(k,i) = 0) then
48     LEAF += {i}
49   end-if
50 end-do

```

Abbildung 7: Mosel Code - Wurzel- und Blattknoten

Die Entscheidungsvariablen bestehen aus *assign(i,j)* zur Zuordnung einer EoL Strategie j zu einem Element i sowie *disassemble(i)* zur Abbildung der Entscheidung, ob ein Element demontiert wird. Beide Variablen werden als dynamische Arrays angelegt und anschließend über *create(...)* für alle zulässigen Indexkombinationen instanziiert. Darauf basierend wird die Zielfunktion implementiert, welche den Gesamtprofit als Differenz aus Umsatz und strategieabhängigen Kosten bzw. Demontagekosten maximiert (vgl. Abbildung 8).

```

52  ! Create decision variable & finalize parameter sets
53  forall(i in ITEMS, j in STRATEGY) create(assign(i,j))
54  forall(i in ITEMS) create(disassemble(i))
55
56  finalize(ITEMS)
57  finalize(STRATEGY)
58
59  ! Objective 1: Economic
60  totalProfit := sum(i in ITEMS, j in STRATEGY) (REVENUE_STRATEGY(i,j) - COST_STRATEGY(i,j))
61  * assign(i,j) - sum(i in ITEMS) COST_DISASSEMBLY(i) * disassemble(i)

```

Abbildung 8: Mosel Code - Entscheidungsvariable & Zielfunktion

Im Hauptteil der Implementierung werden die Nebenbedingungen entsprechend der zuvor beschriebenen Modelllogik umgesetzt. Dazu gehören insbesondere die Entscheidungslogik auf Root-Ebene, die Einschränkung für Leaf-Knoten, die Sicherstellung der hierarchischen Konsistenz zwischen Parent- und Child-Elementen sowie eine ergänzende Redundanzrestriktion zur Beschleunigung des Lösungsprozesses. Die Binärität der Entscheidungsvariablen wird abschließend explizit festgelegt, bevor das Modell mit dem Xpress-Optimizer gelöst wird (vgl. Abbildung 9).

```

63  !! Constraints
64  ! Assignment/Disassembly constraints
65  forall(i in ROOT) disassemble(i) + sum(j in STRATEGY) assign(i,j) = 1
66
67  forall(i in LEAF) disassemble(i) = 0
68
69  ! Hierarchical consistency constraint
70  forall(i in ITEMS) do
71    forall(k in ITEMS | CHILDREN(k,i) = 1) do
72      disassemble(i) = disassemble(k) + sum(j in STRATEGY) assign(k,j)
73    end-do
74  end-do
75
76  ! Redundant constraint for faster solution
77  forall(i in ITEMS) disassemble(i) <= 1 - sum(j in STRATEGY) assign(i,j)
78
79  ! Binary constraint
80  forall(i in ITEMS, j in STRATEGY) assign(i,j) is_binary
81  forall(i in ITEMS) disassemble(i) is_binary
82
83  ! Solve
84  maximize(totalProfit)

```

Abbildung 9: Mosel Code - Nebenbedingungen

Die Ergebnisse werden nach dem Solverlauf in der Run-Konsole ausgegeben. Neben dem optimalen Zielfunktionswert werden die ermittelten Root- und Leaf-Mengen, die Anzahl der Kanten in der Produktstruktur sowie die konkret gewählten Demontageentscheidungen und Strategiezuordnungen ausgegeben (vgl. Abbildung 10). Diese Ausgabe dient zugleich der Plausibilitätsprüfung und bildet die Grundlage für die anschließende Analyse.

```

86  ! print output to run pane
87  writeln("Root node: \t", ROOT)
88  writeln("Leaf node: \t", LEAF)
89  writeln("Number of LEAF nodes: \t", getsize(LEAF))
90  numEdges := sum(k in ITEMS, i in ITEMS) CHILDREN(k,i)
91  writeln("Number of CHILDREN: \t", numEdges)
92
93  writeln("Total profit: \t", getobjval, "\n")
94
95  writeln("Parent-child relationships:", "\n")
96  forall(i in ITEMS, k in ITEMS) do
97    if (CHILDREN(k,i) = 1) then
98      writeln("Item ", i, " is parent of: ", k, "\n")
99    end-if
100  end-do
101
102  writeln("Disassembled items:", "\n")
103
104  forall(i in ITEMS) do
105    if (getsol(disassemble(i)) = 1) then
106      writeln("Item ", i, " is disassembled", "\n")
107    end-if
108  end-do
109
110  writeln("Selected strategies:", "\n")
111
112  forall(i in ITEMS, s in STRATEGY) do
113    if (getsol(assign(i,s)) = 1) then
114      writeln("Item ", i, " assigned to Strategy: ", s, "\n")
115    end-if
116  end-do
117
118  writeln("\n Runtime: \t", gettime, " sec \n")
119
120 end-model

```

Abbildung 10: Mosel Code - Ausgabe

5.1.2 Erweitertes Modell

Im nachfolgenden Abschnitt wird die Implementierung der Mehrzieloptimierung beschreiben, wobei ausschließlich die Änderungen im Vergleich zum einfachen Modell dargelegt werden.

Zunächst wurde das Daten- und Parametergerüst um ökologische Eingangsgrößen erweitert. Neben den bestehenden Kostenparametern werden nun strategieabhängige und demontageabhängige Emissionsparameter (*EMISSION_STRATEGY*, *EMISSION_DISASSEMBLY*) sowie der Steuerparameter Epsilon ergänzt und aus dem Datensatz initialisiert (vgl. Abbildung 11).

```

23  EMISSION_STRATEGY: array(ITEMS, STRATEGY) of integer
24  EMISSION_DISASSEMBLY: array(ITEMS) of integer
25  epsilon: real

39  ! Initialize data from data file
40  initializations from filename
41  ITEMS STRATEGY CHILDREN COST_STRATEGY COST_DISASSEMBLY EMISSION_STRATEGY
42  REVENUE_STRATEGY EMISSION_DISASSEMBLY epsilon
43  end-initializations

```

Abbildung 11: Mosel Code - Parameter Erweiterung

Auf dieser Grundlage wird zusätzlich zur ökonomischen Zielfunktion *totalProfit* eine zweite Zielfunktion *totalEmission* eingeführt, welche die gesamten Umweltauswirkungen als Summe aus strategiebezogenen Emissionen und Demontageemissionen erfasst (siehe Abbildung 12).

```

69  ! Objective Z: Ecologic
70  totalEmission := sum(i in ITEMS, j in STRATEGY) EMISSION_STRATEGY(i,j) * assign(i,j)
71  + sum(i in ITEMS) EMISSION_DISASSEMBLY(i) * disassemble(i)

```

Abbildung 12: Mosel Code - Zielfunktion Erweiterung

Die Nebenbedingungen des Basismodells bleiben unverändert. Die zentrale Erweiterung betrifft vielmehr die Lösungsmethodik zur Behandlung der beiden Zielgrößen. Im erweiterten Modell wird ein ϵ -Constraint-Ansatz implementiert (Mavrotas, 2009), siehe Abbildung 13. Nach einer initialen Profitmaximierung wird iterativ zwischen den Zielfunktionen gewechselt. Zunächst wird der erreichte Profit als Schranke fixiert und anschließend die Emissionen minimiert. Der resultierende Emissionswert wird gespeichert und dient im nächsten Schritt als neue Emissionsschranke, bevor erneut der Profit maximiert wird. Durch die schrittweise Variation der ϵ -Schranken wird sukzessive die Pareto-Front approximiert.

```

116  ! Solve
117  maximize(totalProfit)
118
119  ! epsilon constraint framework
120  while (getprobstat = XPRS_OPT) do
121    currentProfit := getsol(totalProfit)
122
123    profitBound := totalProfit >= currentProfit
124    minimize(totalEmission)
125
126    currentEmission := getsol(totalEmission)
127    profitBound := 0
128    !writeln("\n")
129    writeln("!!! New solution found! Profit = ", currentProfit, " Emission = ", currentEmission)
130
131    !writeln("\n Disassembled items:")
132    !forall(i in ITEMS) do
133      ! if (getsol(disassemble(i)) = 1) then
134        ! writeln("Item ", i, " is disassembled")
135      ! end-if
136    !end-do
137
138    !writeln("\n Selected strategies:")
139    !forall(i in ITEMS, j in STRATEGY) do
140      ! if (getsol(assign(i,j)) = 1) then
141        ! writeln("Item ", i, " assigned to Strategy: ", j)
142      ! end-if
143    ! end-do
144
145    epsilonConstraint := totalEmission <= currentEmission - epsilon
146    maximize(totalProfit)
147  end-do

```

Abbildung 13: Mosel Code - Ausgabe Erweiterung

5.2 Plausibilitätsprüfung und Skalierbarkeit

Im nachfolgenden Kapitel werden der Plausibilitätsprüfung durchgeführt sowie Skalierbarkeit der entwickelten Optimierungsmodelle getestet. Ziel ist es, die modellierte Entscheidungslogik anhand systematisch variierten Instanzen zu untersuchen, um herauszufinden wie sich die Lösbarkeit mit exakten Verfahren bei steigender Problemgröße entwickelt. Damit wird insbesondere Subforschungsfrage 2 und 3 adressiert.

5.2.1 Instanzgenerierung

Um die Instanzgenerierung zu vereinfachen, wird ein Pythonskript erstellt, welches die automatische Generierung unterschiedlicher Datensätze ermöglicht, die als .dat-Datei in Workbench Xpress eingelesen werden können. Das vollständige Skript kann dem Anhang entnommen werden.

Der Einfachheit halber wird die Produktstruktur in den erzeugten Instanzen als deterministische Kette aufgebaut. Das Produkt besteht jeweils aus einer Komponente und einer Baugruppe, wobei jede Baugruppe erneut aus einer Komponente und einer weiteren Baugruppe besteht. Eine schematische Darstellung der resultierenden Hierarchie und die sich daraus ergebenden Adjazenzmatrix ist in Abbildung 14 dargestellt. Technisch wird diese Struktur im Skript über die Funktion *generate_children(n)* umgesetzt, welche durch die Festlegung der Anzahl der Elemente (= n) eine $n \times n$ -Adjazenzmatrix im vorgegebenen Muster erzeugt.

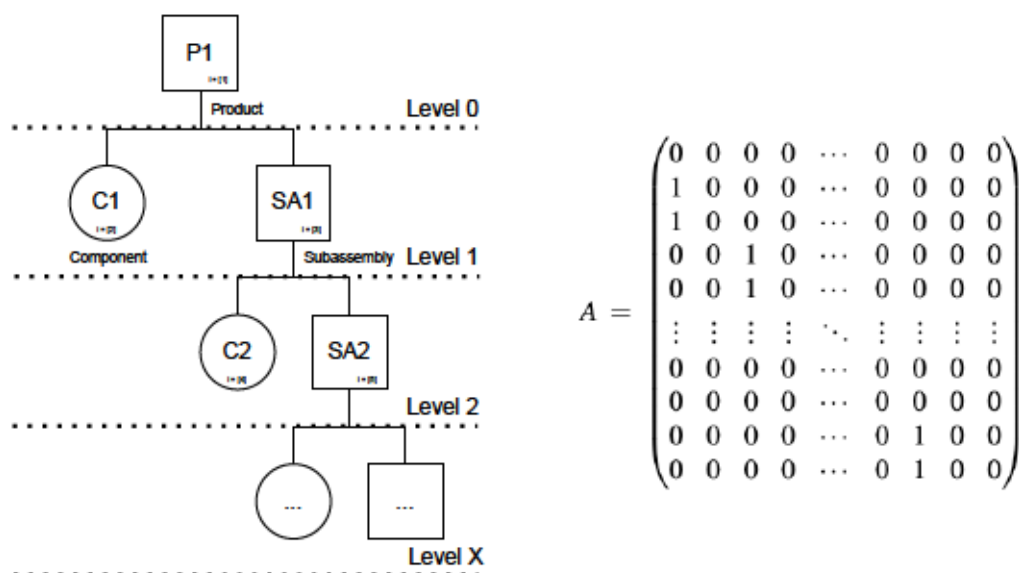


Abbildung 14: Eltern-Kind-Beziehung Beispieldatensatz

Auf Basis dessen werden zwei Testszenarien definiert. Der Revenue wird für jede Strategie auf Null gesetzt, da er indifferent für die Plausibilitätsprüfung bzw. Skalierbarkeit ist.

Szenario 1. Initial wurde angenommen, dass für jedes Item alle EoL Strategien technisch zulässig sind. Die Kosten der EoL Strategie bzw. die Demontagekosten werden gleichverteilt innerhalb eines vorgegebenen Intervalls $[c_{\min}, c_{\max}]$ bzw. $[d_{\min}, d_{\max}]$ generiert. Der Revenue wird der Einfachheit für jede Strategie auf Null gesetzt, da er indifferent für die Plausibilitätsprüfung bzw. Skalierbarkeit ist. Im Python-Skript entspricht dies dem Modus *cost_strategy_mode* = 1 sowie *cost_disassembly_mode* = 1, wodurch in *generate_cost_strategy(...)* und *generate_cost_disassembly(...)* jeweils Pseudozufallswerte innerhalb der definierten Grenzen ausgehend von einem zu definierenden Seed erzeugt werden. Dieses Szenario dient primär dazu zu prüfen, ob das Modell die erwartete Entscheidungslogik konsistent abbildet (Root-Entscheid, Leaf-Nicht-Demontierbarkeit, hierarchische Konsistenz) und ob die Lösung inhaltlich nachvollziehbar ist.

Szenario 2. In den initialen Tests des ersten Szenarios zeigte sich, dass der optimale Demontagegrad häufig niedrig ausfällt. Dies ist dadurch begründet, dass sich mit steigenden Demontagegrad die Kosten kumulieren. Um die Grenzen des Modells auszutesten bzw. zu evaluieren, ob und inwiefern sich die Laufzeit des Codes in Xpress ändert, wenn das Produkt bis zu einem vordefinierten Grad demontiert wird, wurde ein zweites Szenario eingeführt. Für alle Baugruppen werden die Kosten aller EoL Strategien auf einen sehr großen Wert $M \gg 0$ gesetzt. Damit wird die direkte Strategietoweisung in der Optimierung verhindert und die Lösung wird, sofern modelllogisch zulässig, zur Demontage bis zu einem definierten Punkt ($i_{\max}$) gedrängt. Im Skript wird über den Parameter *max_allowed_item* gesteuert, bis zu welchem Element eine Strategietoweisung unzulässig ist. Die Umsetzung erfolgt in *generate_cost_strategy(...)* im Modus *cost_strategy_mode* = 2. Für alle ungeraden Indizes gemäß Baumlogik werden die Strategiekosten auf M gesetzt, für die verbleibenden Elemente werden sie pseudozufällig aus $[c_{\min}, c_{\max}]$ gezogen. Ergänzend werden die Demontagekosten als Konstante gesetzt (*cost_disassembly_mode* = 2, *cd_const*), um die Demontagetiefe zu gewährleisten.

Ein exemplarischer Datensatz mit $n = 10$ Elementen und $m = 3$ Strategien, der auf Basis von Szenario 2 automatisch generiert wurde, ist in Abbildung 15 dargestellt. In diesem Szenario liegen die Demontagekosten konstant bei $[d_{\text{const}}] = 10$. Die Strategiekosten entsprechen bei allen Baugruppen den Wert $M = 10.000$ und bei allen Komponenten einem gleichverteilten Wert innerhalb des Intervalls $[c_{\min}, c_{\max}] = [50, 200]$.

```

1  ITEMS: [1 10]
2
3  !Children
4  CHILDREN: [0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
5      1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
6      1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
7      0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
8      0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
9      0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
10     0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
11     0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
12     0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
13     0 0 0 0 0 0 0 0 1 0]
14
15 !Possible strategy
16 STRATEGY: [1 3]
17
18 !Revenue and Cost of each strategy of each items
19
20 REVENUE_STRATEGY: [0 0 0]
21     0 0 0
22     0 0 0
23     0 0 0
24     0 0 0
25     0 0 0
26     0 0 0
27     0 0 0
28     0 0 0
29     0 0 0]
30
31 COST_STRATEGY: [10000 10000 10000]
32     177 118 143
33     10000 10000 10000
34     112 171 134
35     10000 10000 10000
36     71 187 131
37     10000 10000 10000
38     107 192 71
39     10000 10000 10000
40     89 138 75]
41
42 !Cost disassembly
43 COST_DISASSEMBLY: [10 10 10 10 10 10 10 10 10 10]

```

Abbildung 15: Beispieldatensatz

5.2.2 Aufbau und Vorgehen

Die Plausibilität wird anhand unterschiedlicher Kriterien geprüft:

1. **Strukturelle Konsistenz:** Überprüft wird, ob Root-Elemente stets genau eine Entscheidung erhalten, ob Leaf-Elemente nicht demontiert werden und ob Eltern-Kind-Beziehungen konsistent aufgelöst werden.
2. **Inhaltliche Nachvollziehbarkeit:** Bei kontrollierten Parametern (z. B. konstanten Demontagekosten) wird geprüft, ob sich erwartbare Muster ergeben, etwa dass bei unattraktiven Strategiekosten M häufiger demontiert wird.
3. **Robustheit gegenüber Zufall:** Durch feste Seeds (Parameter *seed*) können identische Instanzen reproduziert werden, wodurch Fehleranalyse und Vergleichbarkeit zwischen Läufen sichergestellt sind.

Für die Skalierbarkeitsanalyse werden Instanzen mit steigender Problemgröße erzeugt (z. B. wachsende Anzahl Items und Strategien) und in Xpress gelöst. Erfasst werden dabei insbesondere:

- Laufzeit
- Solverstatus
- Modellgröße

Auf Basis der beobachteten Laufzeitentwicklung bei zunehmender Problemgröße sollen Ableitungen getroffen werden, bis zu welcher Größenordnung bzw. unter welchen Bedingungen eine exakte Lösung möglich ist und wann der Übergang zu metaheuristischen Ansätzen zweckmäßig erscheint.

5.2.3 Ergebnisbeschreibung einfaches Modell

Insgesamt waren die erhaltenen Ergebnisse durchgängig erwartungskonform. Es wurden im einfachen Modell 24 unterschiedliche Datensätze untersucht. Dabei variierte die Anzahl der zulässigen Strategien je Element zwischen 3 und 7, was dem Minimum und Maximum aller möglichen R Strategien entspricht. Die Anzahl an Komponenten variiert zwischen $n = 10, 100, 1.000, 5.000, 10.000$ und 20.000 , wobei 10 die untere, 20.000 die oberste Grenze darstellt. Eine weitere Erhöhung über 20.000 Komponenten hinaus erscheint in der Praxis unrealistisch. Zwar können komplexe Produkte deutlich mehr als 20.000 Einzelteile umfassen, ein erheblicher Anteil entfällt jedoch auf Verbindungselemente bzw. nicht sinnvoll separierbare Kleinteile, die für End-of-Life Entscheidungen typischerweise nicht als eigenständige Einheiten betrachtet, sondern aggregiert werden. Zur Sicherstellung einer handhabbaren Entscheidungsgrundlage wird die Produktstruktur daher üblicherweise auf deutlich weniger Entscheidungseinheiten verdichtet, die häufig im niedrigen drei- bis vierstelligen Bereich liegen. In allen getesteten Instanzen wurden die zentralen Modellmechanismen korrekt abgebildet. Auf Root-Ebene wurde stets genau eine Entscheidung getroffen, Leaf-Knoten wurden wie vorgesehen nicht demontiert, und die hierarchische Konsistenz zwischen Eltern- und Kind-Elementen blieb über alle Ebenen der Produktstruktur erhalten. Auch die Exklusivität zwischen Demontage und Strategiezuweisung wurde in sämtlichen Lösungen eingehalten. Die im Solver-Output ausgewiesenen Entscheidungsvariablen zeigte somit keine Widersprüche.

Im ersten Szenario ergaben sich Lösungen, bei denen der optimale Demontagegrad häufig auf niedrige Ebenen begrenzt blieb. Dieses Verhalten ist erwartungskonform, da mit zunehmender Demontagetiefe zusätzliche Kosten für die Demontage aber auch die Zuweisung der EoL Strategien für die freigelegte Komponente anfallen. Entsprechend zeigte sich in den Ergebnissen ein konsistenter Zusammenhang zwischen Kostenstruktur und Demontagegrad: Je höher die kumulierten Demontagekosten in tieferen Ebenen ausfallen, desto früher wird eine Strategie gewählt.

Das zweite Szenario bestätigte ebenfalls die Plausibilität des Modells. Die resultierenden Lösungen zeigten erwartungsgemäß einen höheren Demontagegrad

als im Basisszenario, wobei die Übergänge zwischen Demontage und Strategieauswahl konsistent mit der zugrunde gelegten Baumlogik und den parametrisierten Restriktionen waren.

Auch bei der Skalierbarkeitsanalyse zeigte sich ein erwartungskonformer Verlauf. Für kleinere und mittlere Instanzgrößen wurden optimale Lösungen zuverlässig und in kurzer Zeit gefunden. Mit zunehmender Anzahl an Elementen stieg die Laufzeit an, da die Modellgröße, insbesondere die Anzahl binärer Variablen und die Anzahl durch die Hierarchiestruktur induzierten Nebenbedingungen, zunimmt. Gleichzeitig blieben die Lösungen inhaltlich konsistent.

Eine zentrale Schlussfolgerung ist, dass die Laufzeitentwicklung nicht ausschließlich von der Anzahl der Elemente abhängt, sondern bei größeren Instanzen ($n > 5.000$) auch durch die Restriktions- und Parameterstruktur beeinflusst wird. In Szenario 2 führt der erzwungene höhere Demontagegrad zu einem größeren Suchaufwand und damit tendenziell zu längeren Laufzeiten. Tabelle 3 fasst die Ergebnisse der Skalierbarkeitsanalyse zusammen. Die ausgewiesenen Laufzeiten sind in Sekunden angegeben und entsprechen dem Mittelwert aus zehn Testdurchläufen. Die Analyse zeigt, dass sich das einfache Modell im untersuchten Bereich mit exakten Lösungsverfahren durchgängig in sehr kurzer Zeit lösen lässt, was die grundsätzliche Praktikabilität des Modells für die betrachteten Instanzgrößen bestätigt.

Tabelle 3: Laufzeit Vergleich einfaches Modell

Anzahl an Elementen n	Anzahl an Strategien m	Laufzeit Szenario 1 t_1 [sec]	Laufzeit Szenario 2 t_2 [sec]
10	3	0,0036	0,0034
10	7	0,0037	0,0035
100	3	0,0048	0,0045
100	7	0,0050	0,0050
1.000	3	0,0570	0,0550
1.000	7	0,0585	0,0585
5.000	3	1,3205	1,3150
5.000	7	1,3250	1,3450
10.000	3	7,5805	7,9750
10.000	7	7,6725	7,9995
20.000	3	2,4150	30,0050
20.000	7	29,8500	30,3250

M	$c_{\min}$	$c_{\max}$	$i_{\max}$	$d_{\min}$	$d_{\max}$	d_{const}	seed
10.000.000	50	200	$n-1$	10	50	10	50

5.2.4 Ergebnisbeschreibung erweitertes Modell

Zur Analyse des erweiterten Modells wurde das Python-Skript angepasst. Analog zur Kostenstruktur wurden für die die Umweltauswirkungen Matrizen bzw. Vektoren für EMISSION_STRATEGY und EMISSION_DISASSEMBLY erzeugt. Diese folgen derselben Logik wie die Kostengenerierung, wodurch die Vergleichbarkeit der Modelle gewährleistet werden soll.

Die Ergebnisse des erweiterten Modells waren ebenfalls durchgängig erwartungskonform. Zur Evaluierung wurden Datensätze mit $m = [3, 7]$ sowie $n = [10, 100, 1.000, 5.000, 10.000]$ für beide Testszenarien erstellt. Instanzen mit $n = 20.000$ konnten in der verwendeten Umgebung nicht verarbeitet werden, da der Datensatz aufgrund seiner Größe (> 8 MB) nicht in Xpress Workbench geöffnet werden konnte. Dies wird jedoch nicht als kritisch eingestuft, da wie im vorhergehenden Kapitel erörtert, realistische EoL Entscheidungen weit unter $n = 10.000$ liegen.

Die Plausibilitätsprüfung bestätigte die korrekte Abbildung der Modelllogik auch im Multi-Objective Setting. Die Strukturbedingungen und Exklusivitätsregeln wurden eingehalten, und die ausgegebenen Entscheidungsvariablen wiesen keine widersprüchlichen Konfigurationen auf. Darüber hinaus zeigte das ϵ -Constraint-Verfahren ein konsistentes Verhalten, indem es sukzessive Lösungen erzeugt und die Zielwerte nachvollziehbar gegeneinander abwägt. Eine Beispielausgabe ist Abbildung 16 zu entnehmen.

```
Root node:      {1}
Leaf node:      {2,4,6,8,10}
Number of LEAF nodes: 5
Number of CHILDREN: 9

Parent-child relationships:

Item 1 is parent of: 2
Item 1 is parent of: 3
Item 3 is parent of: 4
Item 3 is parent of: 5
Item 5 is parent of: 6
Item 5 is parent of: 7
Item 7 is parent of: 8
Item 7 is parent of: 9
Item 9 is parent of: 10

!!! New solution found! Cost = 497 Emission = 763
!!! New solution found! Cost = 511 Emission = 753
!!! New solution found! Cost = 522 Emission = 738
!!! New solution found! Cost = 536 Emission = 728
!!! New solution found! Cost = 557 Emission = 718
!!! New solution found! Cost = 560 Emission = 684
!!! New solution found! Cost = 585 Emission = 659
!!! New solution found! Cost = 619 Emission = 653
!!! New solution found! Cost = 620 Emission = 639
!!! New solution found! Cost = 644 Emission = 628
!!! New solution found! Cost = 645 Emission = 614
!!! New solution found! Cost = 679 Emission = 608
!!! New solution found! Cost = 704 Emission = 583

Runtime:      0.021007917 sec
```

Abbildung 16: Beispielausgabe erweitertes Modell

Für die Skalierbarkeitsanalyse zeigte sich eine deutlich erhöhte Rechenzeit gegenüber dem einfachen Modell in Szenario 2. Dieser Effekt ist auf die iterative Natur des ε -Constraint-Ansatzes zurückzuführen. Statt eines einmaligen Solverlaufs wird eine Folge von Optimierungen durchgeführt, in der abwechselnd Kosten- und Emissionsziel unter jeweils aktualisierten Schranken gelöst werden. Entsprechend steigt die Gesamtlaufzeit nicht nur mit der Problemgröße, sondern zusätzlich mit der Anzahl der erzeugten Lösungen und der gewählten Granularität, die über Epsilon gesteuert wird. Zudem zeigt die Variation der Anzahl an Strategien einen größeren Einfluss auf die Laufzeit im Vergleich zum einfachen Modell. Kleinere ε -Werte führten dabei zu mehr Iterationen und damit zu längeren Laufzeiten. Bei großen Instanzen wurde daher eine Anpassung von Epsilon erforderlich, um die Berechnungen im Rahmen der verfügbaren Rechenressourcen durchführen zu können. Ein Überblick über die Laufzeit und die getesteten Variationen wird in Tabelle 4 gegeben.

Tabelle 4: Laufzeit Vergleich erweitertes Modell

Anzahl an Elementen n	Anzahl an Strategien m	Epsilon ε	Laufzeit Szenario 1 t_1 [sec]	Laufzeit Szenario 2 t_2 [sec]
10	3	10^0	0,0086	0,0182
10	7	10^0	0,0087	0,0260
100	3	10^0	0,0158	1,6492
100	7	10^0	0,0230	7,6107
1.000	3	10^1	0,2049	34,2950
1.000	7	10^1	0,2288	108,4050
5.000	3	10^2	2,5672	259,6865
5.000	7	10^2	2,5895	868,3625
10.000	3	10^3	8,8657	203,9792
10.000	7	10^3	9,0301	649,2876

$e_{\min}$	$e_{\max}$	$f_{\min}$	$f_{\max}$	f_{const}
35	200	10	50	25

6 Fallstudie Windkraftanlagen

In diesem Kapitel wird das entwickelte Mehrzieloptimierungsmodell anhand eines realitätsnahen Use Cases aus dem Bereich der Windenergie exemplarisch genutzt. Ziel ist es, die praktische Anwendbarkeit des Modells zu zeigen, die resultierenden Zielkonflikte zwischen Kosten und Umweltauswirkungen aufzuweisen und die Menge effizienter Lösungen darzulegen. Damit wird Subforschungsfrage 3 beantwortet.

6.1 Beschreibung des Use Cases

Die Dekarbonisierung des europäischen Energiesystems ist zentral für das Erreichen der EU-Klimaziele. Die Windenergie spielt dabei eine Schlüsselrolle, doch ihr schneller Ausbau erhöht den Bedarf an Materialien und kritischen Rohstoffen. Gleichzeitig erreichen zunehmend mehr Windkraftanlagen das Ende ihrer Lebensdauer und werden zurückgebaut. Um ihre Ressourceneffizienz zu steigern und gleichzeitig dem wachsenden Abfallkommen entgegenzuwirken, wird die Frage nach den optimalen End-of-Life Management der Anlagen zunehmend bedeutsamer (Eisl et al., 2026).

Aufgrund dessen soll sich der Use Case zur Anwendung des entwickelten mathematischen Modells auf die Windindustrie beziehen. Die End-of-Life Entscheidung schließt sieben unterschiedlichen Komponenten auf drei hierarchischen Ebenen ein, vgl. Abbildung 17 kursiv hervorgehoben:

- Level 0 - Produkt: Windkraftanlage
- Level 1 - Hauptkomponenten: Rotor, Gondel, Turm und Fundament
- Level 2 - Subkomponenten: Rotorblatt, Rotormabe.

Ergänzend ist anzumerken, dass die Windkraftanlage weitere Komponenten umfasst. Der Transformator wurde aufgrund der festgelegten Systemgrenze nicht berücksichtigt. Für die Subkomponenten der Gondel waren keine ökologischen Inputparameter verfügbar, weshalb diese nicht in die Fallstudie einbezogen werden konnten. Die weiterführende Analyse beschränkt sich zudem ausschließlich auf kommerziell nutzbare End-of-Life Strategien mit einem technologischen Reifegrad von 8–9 und bekannten ökonomischen bzw. ökologischen Auswirkungen. Die Optionen können dabei in klassische R-Strategien (Reuse, Remanufacture, Repurpose & Recycle), sowie domainspezifische Strategien der Windindustrie, darunter die Lebensdauererweiterung (LTE) und das Repowering, unterschieden werden. Ein Überblick über die verfügbaren Strategien je Komponente wird in Tabelle 5 gegeben. Die wissenschaftliche Grundlage hierfür ist die Arbeit von Roth (2025). Eine detaillierte Beschreibung des Aufbaues der ökonomischen und ökologischen Inputparameter der unterschiedlichen Strategien je Komponente erfolgt im nächsten Kapitel (Kapitel 6.2).

Die zugrundeliegenden Grundannahmen werden jedoch bereits an dieser Stelle zusammenfassend dargelegt.

Tabelle 5: Verfügbare EoL Strategien je Systemkomponente

[i] EoL Strategie / [i] Knoten	[1] LTE	[2] Repower	[3] Reuse	[4] Reman	[5] Repurpose	[6] Recycle
[1] Windkraftanlage	x	x	x			
[2] Fundament						x
[3] Turm			x			x
[4] Gondel			x	x		x
[5] Rotor			x	x		x
[6] Rotorblatt					x	x
[7] Rotomabe						x

Da die Qualität der Lebenszyklusanalyse und damit der ökologischen Inputparameter für das mathematische Modell direkt mit den getroffenen Annahmen und Systemgrenzen zusammenhängen, erfolgt nachfolgend eine Beschreibung dieser. Als Untersuchungsobjekt wird die Vestas V90-2.0MW Windkraftanlage mit ihren Hauptkomponenten (Fundament, Gondel, Rotor, Turm) betrachtet. Diese Windkraftanlage macht, mit rund 115 Anlagen eine der am häufigsten eingesetzten Anlagen in Österreich aus (Eisl & Schlund, 2024). Vor dem Hintergrund einer durchschnittlichen Lebensdauer von etwa 20 Jahren und der zwischen 2005 und 2014 erfolgten Inbetriebnahmen gewinnt die Frage nach einem optimalen End-of-Life Management für diese Anlagen zunehmend an Bedeutung (Garrett & Rønde, 2011; The Wind Power, 2025). Da rund 60% der in Österreich installierten Windkraftleistung in Niederösterreich zu verorten ist (BMK, 2024), wird der Windpark Poysdorf-Wilfersdorf als Bezugsstandort ausgewählt. Auf Basis der Betreiberdaten der Region ist hierbei von einer Windkraftleistung von 5 285 MWh/Jahr pro Anlage auszugehen (Windkraft Simonsfeld AG, 2012). Die Windkraftanlage ist als Horizontalachsen-Windenergieanlage ausgeführt und verfügt über einen Stahlturm und einem dreiblättrigen Rotor mit einem Rotordurchmesser von 90 m. Die Nabenhöhe liegt, abhängig von der jeweiligen Ausführung, typischerweise im Bereich von 80 bis 125 m über dem Boden (Vestas Wind Systems A/S, 2011).

Die Lebenszyklus-Aktivitäten der unterschiedlichen Strategien lassen sich in eine den nachfolgenden fünf Kategorien zuordnen:

1. Montage & Demontage
2. Herstellung neuer Komponenten
3. Transporte
4. Entsorgung
5. Outputs und Avoided Burden.

Innerhalb dieser fünf Kategorien werden die Prozessschritte der unterschiedlichen Strategien mit Hilfe der ecoinvent-Datenbank modelliert, vgl. Kapitel 6.2. Die Umweltauswirkungen, die sich daraus ergeben, werden anhand der Einflusskategorie Global Warming Potential (GWP) in kg CO₂-Äq. beschrieben, da diese gemäß dem deutschen Umweltbundesamt zu den wichtigsten Einflusskategorien der Windindustrie zählt (Deutsches Umweltbundesamt, 2021).

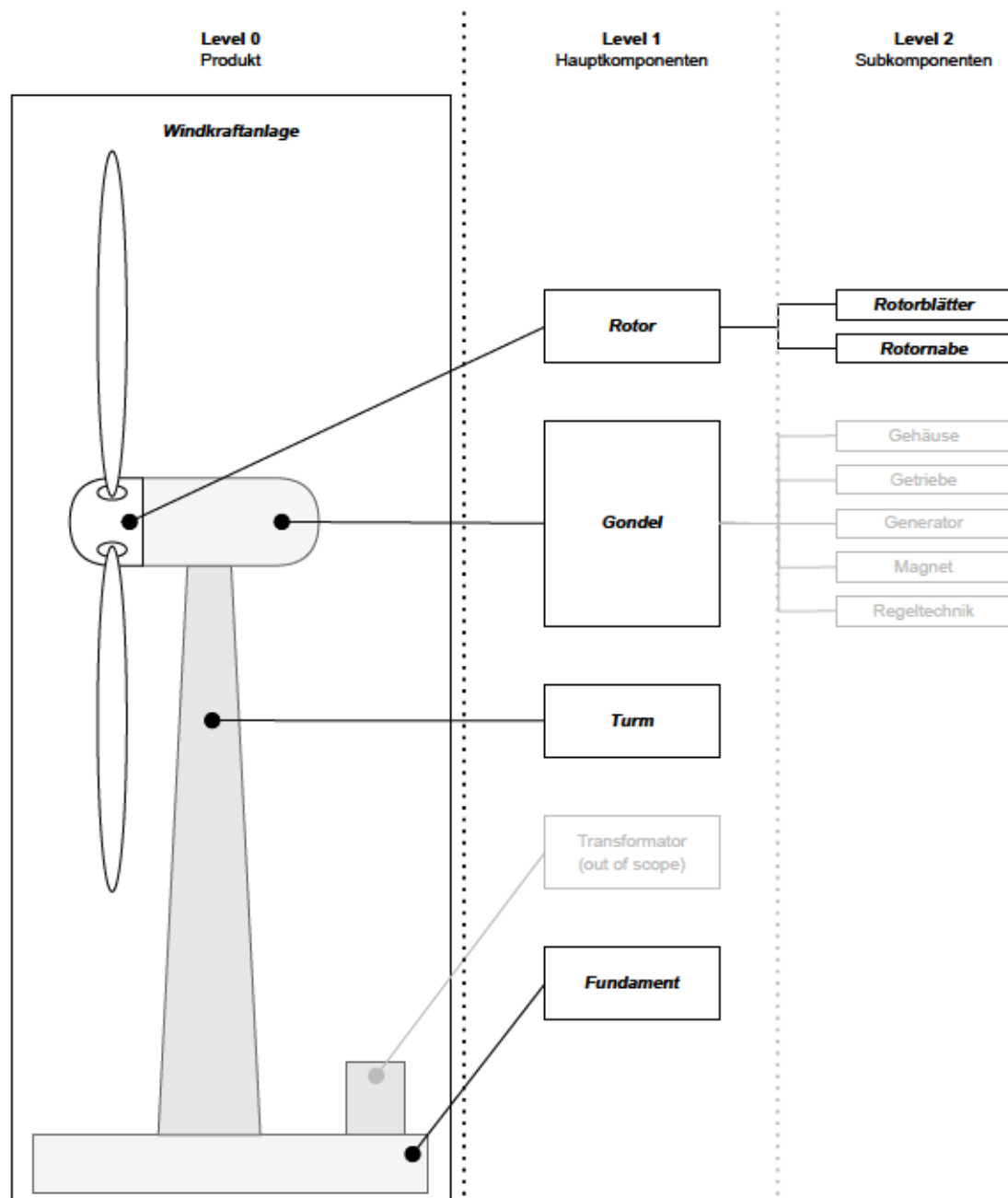


Abbildung 17: Aufbau einer Onshore-Windkraftanlage angelehnt an Scherhauser et al. (2020)

6.2 Beschreibung der verfügbaren Strategien

Nachfolgend erfolgt eine kurze Beschreibung der unterschiedlichen End-of-Life Szenarien, sowie ihrer Prozessschritte, die als Basis für die Berechnung der ökonomischen und ökologischen Inputparameter dient.

Lebensdauererweiterung

Nach 20 Jahren ursprünglich vorhergesehener Betriebsdauer erfolgt in diesem Szenario eine Erweiterung der Lebensdauer der Anlage um weitere 10 Jahre am gleichen Standort (Alsaleh & Sattler, 2019). Notwendige Voraussetzung ist dabei der unbeschädigte Zustand der Komponenten bei der Inspektion nach 20 Jahre (Mendoza et al., 2022). Die dabei produzierte Energie substituiert konventionelle Energiequellen und kann deshalb als vermiedene CO₂-Emissionen gutgeschrieben werden.

Zu Beginn finden manuelle Inspektions- und Sanierungsarbeiten statt, die zu vernachlässigbar kleinen Umweltauswirkungen führen (Cao et al., 2024; Li et al., 2022). Über den Verlauf der weiteren Betriebsdauer werden Wartungsarbeiten durchgeführt, in der der Austausch beschädigter oder verschlissener Komponenten (Rotorblätter, Getriebe und Generator) stattfindet. Während die manuelle Arbeit der Wartungsmitarbeiter zu vernachlässigbar kleinen Umweltauswirkungen führt, fallen beim Transport der Wartungsmitarbeiter Emissionen an, die einer Berücksichtigung bedürfen. Ausgetauschte Komponenten bzw. Materialien werden abtransportiert und recycelt, neue Komponenten müssen hergestellt und antransportiert werden. Für den Betrieb der Anlage ist zudem der Wechsel von Schmieröl jedes zweite Jahr notwendig (Garrett & Rønde, 2011; Schweizer Bundesamt für Energie, 2015).

Der Profit der Lebensdauererweiterung ($p_{1,1}$) entsteht vereinfacht betrachtet aus dem Verkauf der produzierten Energie über 10 Jahre ($r_{1,1}$), abzüglich der Erhaltungskosten für die Inspektion und Wartung ($c_{1,1}$).

Repowering

Beim Partial Repowering werden einzelne Komponenten, wie der Rotor oder Generator erneuert, um die Leistung der Gesamtanlage zu erhöhen. Die restlichen Komponenten der Anlage (Fundament, Turm, Godel) bleiben unverändert (Kasner, 2022; Tota-Maharaj & McMahon, 2021). Nachfolgend wird für dieses Szenario ausschließlich von der Erneuerung der Rotorblätter ausgegangen, welche eine Zunahme der jährlich produzierten Energiemenge um 7,5 % verspricht (Roth, 2025).

Folglich kann das Szenario des Repowering auf Basis des Lebensdauererweiterung Szenarios modelliert werden. Der Unterschied ergibt sich aus der Produktion bzw. Montage der neuen Rotorblätter bzw. Demontage und des Recyclings der alten Blätter, sowie der Leistungszunahme.

Der Profit des Repowering ($p_{1,2}$) setzt sich folglich aus dem Verkauf der zusätzlich produzierten Energie (107,5%) über 10 Jahre ($r_{1,2}$), abzüglich der Erhaltungskosten für die Inspektion und Wartung und der Demontage- bzw. Deponierungskosten des alten sowie Montage und Kaufpreis des neuen Rotorblattes ($c_{1,2}$).

Reuse

Für das Reuse Szenario wird davon ausgegangen das die Anlage nach 20 Jahren Regelbetrieb an einen anderen Standort für weitere 10 Jahre betrieben wird. Notwendige Voraussetzung ist auch hier der unbeschädigte Zustand der Komponenten bei der Inspektion nach 20 Jahre (Mendoza et al., 2022).

Da sich die umweltrelevanten Prozesse des Reuse Szenarios größtenteils mit denen der Lebensdauererweiterung decken (Gervásio et al., 2014), wird dieses gleich modelliert. Der Unterschied liegt in zusätzlichen Aufwänden, die durch den Ortswechsel bedingt sind und einerseits aufgrund des Transportes der Anlage bzw. ihrer Komponenten, andererseits beim Szenario des Reuse der Gesamtanlage aus der Herstellung des neuen bzw. Recycling des alten Fundaments entstehen.

Der Profit des Reuse Szenarios ($p_{1,3}$, $p_{3,3}$, $p_{4,3}$, $p_{5,3}$) ergibt sich aus dem Verkauf der Anlage ($r_{1,3}$) bzw. ihrer Komponenten ($r_{3,3}$, $r_{4,3}$, $r_{5,3}$). Gemäß González & Adenso-Díaz * (2005) fallen bei dieser Strategie keine EoL Kosten an ($c_{1,3}$, $c_{3,3}$, $c_{4,3}$, $c_{5,3} = 0$).

Remanufacturing

Beim Remanufacturing werden Teile der Anlage wiederaufbereitet und für ein andere Anlage genutzt (Potting et al., 2017). Erneut wird von einem Weiterbetrieb um 10 Jahre ausgegangen. Somit unterscheidet sich das Remanufacturing vom Reuse Szenario, um die Intensität der Wiederaufbereitung der Komponente.

Der Profit des Remanufacturing ($p_{4,4}$, $p_{5,4}$) des Verkäufers setzt sich aus dem Verkauf der Komponenten ($r_{4,4}$, $r_{5,4}$) zusammen, der durch ihren Zustand bestimmt wird. Umso höher der Wiederaufbereitungsaufwand für den Käufer ist, umso geringer fällt der Kaufpreis aus. Erneut wird davon ausgegangen, dass es sich bei der Wiederaufbereitung der Komponente um einen nachgelagerten Prozess durchgeführt vom Käufer handeln, weshalb für den Verkäufer keine zusätzlichen Kosten entstehen ($c_{4,4}$, $c_{5,4} = 0$).

Repurpose

Unter Repurpose wird gemäß Kirchherr et al. (2017) die Nutzung des Produktes oder seiner Komponenten in einem Produkt mit anderer Funktion verstanden. In der Windindustrie beschränkt sich dieses Szenario primär auf die Rotorblätter, die beispielsweise im Brückenbau eingesetzt werden (Gennitsaris et al., 2023). Der Rotor

wird demontiert, um die Rotorblätter von der Nabe zu trennen. Nach der Zerkleinerung erfolgt der Abtransport der Segmente zum Nutzungsort. Da durch den Einsatz der repurposed Komponenten, Materialien substituiert werden, entsteht ein positiver Umwelteffekt (Nagle et al., 2022).

Der Profit des Repurpose ($p_{6,5}$) beschränkt sich auf den Verkauf der Komponenten ($r_{6,5}$), ohne zusätzliche Kosten für den Verkäufer zu verursachen ($c_{6,5} = 0$).

Recycling

Die Prozessschritte innerhalb des Recyclings unterscheidet sich je nach verwendetem Material der zu recycelnden Komponente. Bei metallischen Werkstoffe erfolgt das Recycling durch das Wiedereinschmelzen, das theoretisch unendlich oft möglich ist (Tota-Maharaj & McMahon, 2021). Für das Recycling von Faserverbundwerkstoffen, die vor allem in der Gondel und dem Rotor verbaut sind, sind laut Deutsches Umweltbundesamt (2022) die Pyrolyse von CFK und das mechanische Recycling von GFK die einzig verfügbaren kommerziell nutzbaren Recyclingtechnologien. Um aufwendige Sondertransporte zu vermeiden, erfolgt die Zerlegung der Anlage vor Ort.

Der Profit des Recyclings ($p_{2,6}, p_{3,6}, p_{4,6}, p_{5,6}, p_{6,6}$) besteht zufolge González & Adenso-Díaz * (2005) aus den Umsatz durch den Verkauf des Materials abhängig von Gewicht und Reinheit ($r_{2,6}, r_{3,6}, r_{4,6}, r_{5,6}, r_{6,6}$) entsteht, abzüglich der Kosten ($c_{2,6}, c_{3,6}, c_{4,6}, c_{5,6}, c_{6,6}$), die in Form einer Annahmgebühr (Gate-Fee) an der Verwerter für eingeschränkt recyclingfähige Materialien zu entrichten sind, z.B. Betonabbruch und Faserverbundwerkstoffe.

6.3 Beschreibung der Inputparameter

Tabelle 6 gibt einen Überblick über alle Inputparameter der unterschiedlichen Szenarien, auf Basis der im vorhergehenden Kapitel beschriebenen Überlegung.

Die ökonomischen Eingangsgrößen (Umsatz, End-of-Life Kosten, Demontagekosten) werden überwiegend aus dem Werk von Dulman & Gupta (2018) entnommen. Der Umsatz, der aus dem Verkauf der erzeugten Energie resultiert, wird auf Grundlage aktueller Strompreise berechnet entnommen gemäß Epexspot (2026). Umsätze die aus dem Verkauf von Altmetallen generiert werden sind auf aktuelle österreichische Marktpreise zurückzuführen, die der Website Metalloop entnommen und auf Basis der jeweiligen Materialreinheit angepasst wurden (Metalloop, 2026). Die Kosten die aus der Materialverwertung des Betonfundamentes entstehen, entstammen der Publikation von Gennitsaris et al. (2023). Kosten aus der Neuanschaffung des Rotorblattsets wurden gemäß Exim Wind (2025) abgeschätzt und Kosten bestehend aus der Gate-Fee der Polymere sind dem Paper von Gonçalves et al. (2022) zu entnehmen. Dabei ist auf folgendes hinzuweisen. Die angegebenen Größen von

Dulman & Gupta (2018) wurden teilweise ohne Literaturverweis angegeben was ihre Belastbarkeit einschränkt. So fallen Demontage- bzw. Inspektionszeiten im Verhältnis zu praxisüblichen Bezugswerten zu gering aus. Gleichzeitig wird der Anlagentyp in der Publikation nicht weiter spezifiziert, der im realen Setting wiederum Verkaufspreise und Demontage- und Inspektionszeiten beeinflusst. Entsprechend sind die Werte als Näherungen zu interpretieren und sollten für konkrete Anwendungen kontextabhängig angepasst werden. Gleichzeitig ist festzuhalten, dass der Strompreis im nachfolgenden Modell als deterministischer Parameter abgebildet wird. Diese Annahme vereinfacht die Realität, da Strompreise typischerweise zeitlich volatil sind. Ein naheliegender Ansatz für weiterführende Forschung besteht daher darin, das Modell, um eine stochastische Komponente zu erweitern. Demontageskosten sind nur für Non-Leaf Knoten anzugeben, da nur diese weiter zerlegt werden können. Leaf-Knoten stellen hingegen Endkomponenten ohne weitere Unterstruktur dar und können nicht weiter demontiert werden, wodurch keine zusätzlichen Aufwände entstehen.

Tabelle 6: Ökonomische & Ökologische Inputparameter

Komp- onente [i]	EoL Strategie [j]	Emissionen EoL [kg CO2-Eq]	Emissionen Demontage [kg CO2-Eq]	Umsatz EoL [€]	Kosten EoL [€]	Kosten Demontage [€]
[1]	[1]	-12.683.454	48.528	5.285.000	1.350.955	26.581
	[2]	-13.499.843		5.681.375	1.551.135	
	[3]	-10.597.067		40.000	0	
[2]	[6]	-45.883	-	6.425	0	-
[3]	[3]	-4.323.555	-	3.000	0	-
	[6]	-252.723		19.727	0	
[4]	[3]	-3.316.875	-	1.500	0	-
	[4]	-2.819.348		1.200	0	
	[6]	-151.708		19.654	276	
[5]	[3]	-3.167.547	8	5.250	0	300
	[4]	-2.692.417		3.750	0	
	[6]	-100.906		2.684	2.708	
[6]	[5]	-8.179	-	2.250	0	-
	[6]	-78.443		280	2.655	
[7]	[6]	-22.463	-	3.298	53	-

Die ökologischen Parameter basieren auf der Arbeit von Roth (2025), wobei neue Szenarien aus der Kombination vorhandener Szenarien gebildet wurden. So setzt sich das Lebensdauererweiterung bzw. Repowering Szenario aus der Kombination der von Roth (2025) beschriebenen Einzelszenarien zusammen, da diese Strategie in dieser Arbeit nicht auf Komponenten- sondern Systemebene betrachtet wird. Auf der gleichen Argumentationsbasis wie bei den ökonomischen Inputparameter sind Emissionen, die durch die Demontage entstehen, nur bei Non-Leaf Knoten zu berücksichtigen. Da bei

den betrachteten EoL-Strategien mehr Emissionen gutgeschrieben als verursacht werden, beispielsweise aufgrund der Substitution konventioneller Energie durch erneuerbare Energie, ergeben sich negative Emissionsbeiträge.

Auf Basis der Abbildung 17 ergibt sich die Adjazenzmatrix zu:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

6.4 Ergebnis der Mehrzieloptimierung

Der Use Case wurde in der Modellierungsumgebung FICO Xpress Workbench implementiert und mit dem Xpress-Optimizer gelöst. Alle Berechnungen wurden auf einem MacBook Pro (Apple M4 Pro Chip, 2024) durchgeführt.

Mit den getroffenen Annahmen aus Kapitel 6.3 konnte das Modell eine optimale Lösung innerhalb von 0,041 Sekunden finden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 7 als Basisszenario zusammengefasst. Unter den getroffenen Annahmen tritt kein Zielkonflikt zwischen Ökonomie und Ökologie auf, weil die profitmaximale Lösung gleichzeitig die ökologisch beste Lösung im zulässigen Lösungsraum darstellt. Folglich besteht die Pareto-Front in dieser Instanz aus genau einem pareto-optimalen Punkt. Der Use Case repräsentiert damit einen Grenzfall der Mehrzieloptimierung, in dem die Entscheidungsunterstützung zu einem eindeutigen Optimum ohne Trade-off führt.

Tabelle 7: Ergebnis Mehrzieloptimierung Basisszenario

Komponente [i]	Strategie [j]	Demontage [ja/nein]	Profit [€]	Emissionen [kg CO2-Eq]
1	2	nein	4.130.240	-13.499.843

Aufbauend aus diesen Erkenntnissen wird ein zweites Szenario betrachtet (Erweiterungsszenario), in den Strategien auf Produktebene, folglich Strategien der Komponente 1, nicht länger zur Verfügung stehen. Ein solcher Fall ist praxisrelevant, wenn etwa (i) der technische Zustand der Anlage einen sicheren Weiterbetrieb nicht mehr zulässt und/oder (ii) der Standort für eine andere Nutzung benötigt wird und ein Weiterbetrieb daher ausgeschlossen ist.

Zur einfacheren Variation der unterschiedlichen Szenarien wird anstelle von $M \gg 0$ eine neue Nebenbedingung (9) eingeführt, um unzulässige Kombinationen

aufzuweisen. Dabei stellt $ALLOWED_{ij}$ eine binäre Matrix der Dimension $n \times m$ dar, die in der .dat-Datei definiert wird. $ALLOWED_{ij} = 1$ weist erlaubte Strategien auf und vice versa.

$$x_{ij} \leq ALLOWED_{ij} \quad \forall i \in I, j \in J \quad (9)$$

Damit ergibt sich für das Erweiterungsszenario folgende ALLOWED-Matrix:

$$ALLOWED = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Die im zweiten Szenario ermittelte Pareto-Front weist einen Zielkonflikt zwischen ökonomischen und ökologischen Zielgrößen auf, siehe

Tabelle 8. Aus den Abständen zwischen den Punkten wird ersichtlich, dass zusätzliche ökologische Gewinne nur durch Strategieänderungen erreichbar sind. Aufgrund der binären Natur der Entscheidungsvariablen ist die Pareto-Front nicht als kontinuierliche Kurve, sondern als diskrete Menge effizienter Lösungen zu interpretieren.

Tabelle 8: Ergebnis Mehrzieloptimierung Erweiterungsszenario

Lösung	Komponente [i]	Strategie [j]	Demontage [ja/nein]	Profit [€]	Emissionen [kg CO2-Eq]
L1	1	-	ja	24.199	-3.569.333
	2	6	nein		
	3	6	nein		
	4	6	nein		
	5	3	nein		
L2	1	-	ja	7.472	-7.640.165
	2	6	nein		
	3	3	nein		
	4	6	nein		
	5	3	nein		
L3	1	-	ja	-10.406	-10.805.332
	2	6	nein		
	3	3	nein		
	4	3	nein		
	5	3	nein		

Für die Entscheidungsunterstützung bedeutet dies, dass die Pareto-Front einen Lösungsraum bereitstellt. Welche Alternative gewählt wird, hängt von Präferenzen der Entscheidungsträger, regulatorischen Anforderungen oder unternehmensspezifischen Zielsystemen ab. L1 kann als ökonomisch dominanter Referenzpunkt dienen, wenn kurzfristige Wirtschaftlichkeit im Vordergrund steht und ökologische Zielvorgaben weniger restriktiv sind. L3 entspricht dagegen einer ökologisch optimalen Variante, die maximale Emissionsentlastung realisiert, dafür aber wirtschaftliche Nachteile in Kauf nimmt. L2 stellt einen Kompromisspunkt dar, der im Sinne einer ausgewogenen Zielerfüllung interpretierbar ist, da er einen großen Teil der ökologischen Verbesserung gegenüber L1 erzielt, ohne einen negativen Profit zu erwirtschaften wie in L3.

Eine Detailanalyse des sich ergebenden Lösungsraum zeigt, dass die Lösungen ausschließlich durch Variation der Strategie 3 (Reuse) und Strategie 6 (Recycling) von Komponente 3 und 4 entstehen, siehe Abbildung 18. Strategie 4 (Remanufacturing) kommt im Lösungsraum tritt in keiner der Pareto-optimalen Lösungen auf und bietet folglich weder ökonomische als auch ökologische Vorteile gegenüber den anderen beiden Strategien. Des weiteren ist festzuhalten, dass Recycling in den vorliegenden Ergebnissen die ökonomische vorteilhaftere Option ist, während Reuse (Strategie 3) mit verbesserten Umweltauswirkungen einhergeht und somit die ökologisch präferierte Alternative darstellt.

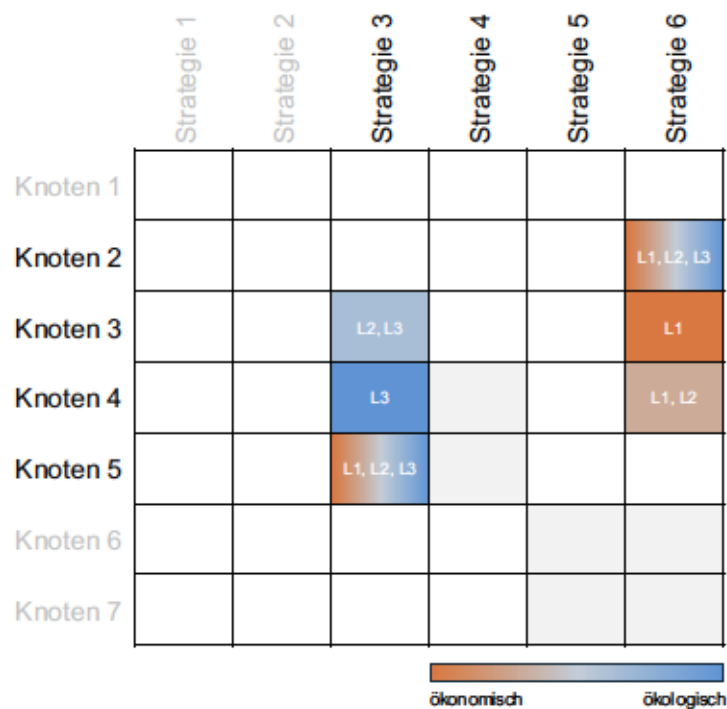


Abbildung 18: Heatmap der Ergebnisse Erweiterungsszenario

Wie bereits in den initialen Tests in Kapitel 5.2 weisen beide Szenarien zudem auf den Faktor hin, dass der optimale Demontagegrad häufig niedrig ausfällt, was durch die sich kumulierenden Kosten begründet ist.

7 Conclusio

Im abschließenden Kapitel dieser Arbeit werden die gewonnenen Erkenntnisse zusammengeführt und in den wissenschaftlichen Kontext eingeordnet. Zunächst werden die zentralen Ergebnisse systematisch in Bezug auf die Forschungsfragen aufgearbeitet und diskutiert. Abschließend erfolgt eine Beschreibung der Limitationen der Arbeit, welche sich daraus ergebenden Ansatzpunkte für zukünftige Forschung und mögliche Weiterentwicklungen des Modells aufzeigen soll.

7.1 Diskussion auf Basis der Forschungsfragen

In der Masterarbeit wurde das Ziel verfolgt, ein mathematisches Modell zu entwickeln das als Entscheidungsgrundlage dient, um auf Basis ökologischer und ökonomischer Gesichtspunkte komplexen Produktstrukturen geeignete End-of-Life Strategien zuzuordnen. Das Forschungsvorhaben beschränkte sich dabei auf R-Strategien der Use- und Post-Use Phase. Zur klaren Strukturierung der Diskussion werden die Ergebnisse systematisch entlang der Forschungsfragen aufgearbeitet.

SF1. Was ist der aktuelle Stand der Forschung bezüglich der Bewertung von End-of-Life Entscheidungsprozessen?

Unter Verwendung der Methode der semi-strukturierte Literaturrecherche in Kombination mit Forward & Backward Reference Research konnte das Forschungsfeld der Bewertung von End-of-Life Entscheidungen aufgearbeitet werden (Kapitel 3). Der aktuelle Forschungsstand lässt sich wie folgt zusammenfassen. Die Analyse existierender Lösungsansätze zeigt, dass ein Großteil der gefundenen Literatur qualitative Ansätze für den Vergleich bzw. die Auswahl der End-of-Life Strategien heranzieht. Dies ist primär durch die hohe Komplexität und die mangelnde Datenverfügbarkeit innerhalb der EoL Szenarien begründet, die eine quantitative Bewertung erschwert. Innerhalb der Literatur lassen sich drei Forschungsschwerpunkte identifizieren: Multikriterielle Entscheidungsanalysen (MCDM), Lebenszyklusanalysen (LCA), sowie Materialflussanalysen (MFA). Tabelle 1 gibt einen umfassenden Überblick über die methodische Unterscheidung der identifizierten Literatur.

Einzelne Ansätze befassen sich mit der quantitativen Bewertung von Entscheidungsprozessen. Diese weisen jedoch Lücken in Bezug auf die betrachtete Produkthierarchie und der verwendeten Methodik auf. Bestehende Optimierungsansätze bilden die hierarchische Struktur und den Demontagegrad des Produktes häufig nur unzureichend ab, da EoL Entscheidungen auf einer einzelnen Ebene getroffen werden. Gleichzeitig lassen sich in der Literatur methodisch wiederkehrende Muster erkennen. Der Vergleich der Zielfunktionen zeigt, dass

überwiegend ökonomische Zielgrößen wie Kostenreduktion oder Profitmaximierung im Vordergrund stehen, während ökologische oder soziale Aspekte seltener und häufig nur vereinfacht integriert werden. Hinsichtlich der Lösungsmethoden überwiegen metaheuristische, gefolgt von heuristischen Verfahren, da sie bei komplexen Problemstellungen robuste Lösungen in vertretbarer Rechenzeit ermöglichen. Exakte Lösungsansätze kommen demgegenüber nur vereinzelt zum Einsatz. Einen detaillierten Überblick über die identifizierten Ansätze sowie deren Unterschiede bietet Tabelle 2.

SF2. Unter welchen Bedingungen (z.B. Produktkomplexität) sind exakte Lösungsverfahren für das Optimierungsmodell praktikabel und ab welchem Punkt erfordert die Problemgröße den Einsatz (meta)heuristischer Ansätze?

Das in Kapitel 4 beschriebene mathematische Modell dient der Auswahl ökonomisch und ökologisch optimaler Kombination von End-of-Life Strategien und ist daher als Mehrzieloptimierung formuliert. Im Gegensatz zu den in Kapitel 3 identifizierten Ansätzen, in denen ökologische Effekte häufig über vereinfachende Näherungen in die Zielfunktion integriert werden, werden die Umweltauswirkungen in der vorliegenden Arbeit aus einer Lebenszyklusanalyse abgeleitet. Durch die Auslagerung der Parameterermittlung in die LCA kann die Komplexität des Optimierungsmodells reduziert werden, was die Anwendbarkeit exakter Lösungsverfahren begünstigt. Zur Beantwortung der Subforschungsfrage 2 wurden sowohl das einfache Modell mit ausschließlich einer ökonomischen Zielgröße als auch das erweiterte Modell mit ökonomischen und ökologischen Zielgrößen in Kapitel 5 untersucht. Dabei wurden sowohl die Anzahl der zulässigen Strategien als auch die Anzahl der Komponenten innerhalb realitätsnaher Grenzwerte variiert. Im Rahmen dieser Untersuchungen konnte kein Schwellenwert identifiziert werden, ab dem die Problemgröße den Einsatz (meta)heuristischer Verfahren erforderlich macht, vgl. Tabelle 3 und Tabelle 4. Für alle betrachteten Instanzen war eine exakte Lösung des Optimierungsproblems grundsätzlich möglich. Zudem ist aufgrund der verbesserten Güte der Eingangsparameter, die durch die LCA-gestützte Ableitung der Umweltwirkungen erreicht wird, eine erhöhte Aussagekraft der Lösung im Vergleich zu gegenwärtigen Ansätzen zu erwarten, die ökologische Zielgrößen lediglich approximativ abbilden.

SF3. Wie sensibel reagiert das entwickelte Optimierungsmodell auf die Variation der Eingangsparameter?

Die Variation der Instanzgröße gibt ein erwartungskonformes Verhalten des Modells wieder, siehe Kapitel 5. Für kleinere und mittlere Instanzgrößen kann die optimale Lösung in kurzer Zeit ermittelt werden. Mit steigender Anzahl an Elementen nimmt die Laufzeit zu. Ursächlich hierfür ist die wachsende Modellgröße, insbesondere die Anzahl binärer Variablen und Nebenbedingungen. Die Gesamtlaufzeit steigt nicht nur mit der Problemgröße, sondern zusätzlich mit der Anzahl der erzeugten Lösungen und

der gewählten Granularität, die im Rahmen des ε -Constraint über Epsilon gesteuert wird. Eine feinere Granularität führt dabei zu einem höheren Rechenaufwand. Zudem zeigt die Variation der Anzahl an Strategien einen größeren Einfluss auf die Laufzeit im Vergleich zum einfachen Modell. Folgender Zusammenhang lässt sich zwischen der Kostenstruktur, sowohl ökonomisch als auch ökologisch, und des Demontagegrad festgestellt werden. Da sich die Kosten mit steigender Demontagegrad kumulieren, erfolgt die Zuweisung der End-of-Life Strategie zumeist auf Produktebene. Umgekehrt begünstigt geringere Demontageaufwände eine komponentenbasierte Strategieauswahl. Diese Erkenntnis spiegelt sich auch im Praxisbeispiel in Kapitel 6 wider, in dem das Modell im Kontext der Windindustrie exemplarisch angewendet wird. Zugleich wird im Use Case der Zielkonflikt auf Komponentenebene zwischen Profitmaximierung und Minimierung der Umweltauswirkungen sichtbar, bei der eine Verbesserung der ökologischen Performance, einen Verzicht auf ökonomisches Ergebnis mit sich trägt. Darüber hinaus zeigen die Ergebnisse, dass Recycling in den betrachteten Szenarien häufig die ökonomisch vorteilhaftere Option darstellt, während Reuse mit geringeren Umweltauswirkungen einhergeht und damit die ökologisch präferierte Alternative ist. Diese Beobachtung steht im Einklang mit den 9R Rahmenwerk von Potting et al. (2017).

HF1. Wie kann ein mathematisches Optimierungsmodell gestaltet werden, das für hierarchischen Produktstrukturen eine ökologisch und ökonomisch optimale Auswahl an End-of-Life Strategien ermöglicht?

Zusammenfassend lässt sich die Hauptforschungsfrage deshalb wie folgt beantworten. Wie in Kapitel 4 dargelegt, wird ein Produkt als hierarchischer Baum modelliert, wobei der Root Node des Gesamtprodukt repräsentiert und die Leaf Nodes unteilbaren Komponenten abbilden. In Analogie zum Assignment Problem kann auf jeder Entscheidungsebene jeder Knoten entweder direkt einer EoL Strategie zugeordnet werden, oder in seine Unterkomponenten zerlegt werden. Damit beschränkt sich die Strategiezuzuordnung nicht auf eine einzelne Ebene, sondern erfolgt im Gegensatz zu einem Großteil der SotA Literatur Ebenen übergreifend. Die auftretenden Umweltauswirkungen, Kosten und Erträge können, in Anlehnung an Feng et al. (2019), dabei sowohl während der Demontage eines Elements als auch im nachgelagerten End-of-Life Prozess bei der Festlegung und Durchführung der jeweiligen Strategie entstehen (vgl. Abbildung 5). Die Auslagerung der Ermittlung der ökologischen Parameter in die Lebenszyklusanalyse, ermöglicht es das Optimierungsmodell selbst schlank zu halten. Ökologische Inputparameter werden folglich über den gesamten Lebenszyklus des Produktes berechnet, während die Systemgrenze der ökonomischen Inputparameter mit dem Übergang des Eigentums des Produktes bzw. seiner Komponenten endet. Damit lässt sich der Profit, der aus der Realisierung der jeweiligen End-of-Life Strategie entsteht, zu Umsatz minus Kosten vereinfachen. Abgesehen davon treten Umweltauswirkungen bzw. Kosten bei

der Demontage des Produktes und seiner Subkomponenten auf, durch die die einzelnen Komponenten freigelegt werden, wobei ein proportionaler Zusammenhang zwischen den Demontageaufwänden und -zeiten besteht. Das Modell liefert damit nicht nur eine Entscheidungsunterstützung bei der Auswahl der EoL Strategie je Komponente, sondern gibt zudem Aufschlüsse über den Demontagegrad, folglich eine Entscheidung darüber, ob und in welcher hierarchischen Ebene des Produktes weitere Demontageschritte durchgeführt werden sollen.

7.2 Limitationen und Ausblick

Mit jeder Literaturrecherche geht das Risiko einher, dass die Perspektive sowie implizite Vorannahmen der Forschenden die Auswahl, Gewichtung und Interpretation von Quellen beeinflussen. Um diesem Effekt entgegenzuwirken, wurde ein systematisches Vorgehen zur Quellenauswahl und Auswertung angewendet. Gleichwohl kann die Vollständigkeit des Forschungsstands nie gewährleistet werden, da weitere relevante Quellen außerhalb der gewählten Datenbanken, Suchbegriffe oder Publikationsformate liegen könnten.

Eine zentrale methodische Entscheidung der Arbeit besteht, wie in Kapitel 4 dargestellt, in der Kopplung des Optimierungsmodells mit einer Lebenszyklusanalyse, indem ökologische Parameter vorgelagert mittels LCA ermittelt und als Input in die Optimierung übernommen werden. Diese Auslagerung erlaubt es, das mathematische Modell selbst schlank zu halten, bei gleichzeitig höherer Güte der Eingangsparameter in Vergleich zu den mathematischen Näherungen der identifizierten Literatur. Die Auslagerung geht jedoch mit dem Nachteil eines erhöhten vorgelagerten Aufwands zur Ermittlung und Aufbereitung der ökologischen Inputparameter einher. Da die Durchführung von Lebenszyklusanalysen in der Regel sehr zeit- und datenintensiv ist, besteht ein wesentlicher Forschungs- und Praxisbedarf darin, geeignete Ansätze zur Vereinfachung der Lebenszyklusanalyse zu entwickeln. In diesem Zusammenhang kann beispielsweise auf die Arbeit von Roth (2025) verwiesen werden.

Darüber hinaus ist die Modellierung der ökonomischen Eingangsparameter bewusst auf die Perspektive des Entscheidungsträgers und damit des Produkteigentümers reduziert. Innerhalb weiterführender Forschung ist eine Erweiterung des Modells auf andere Perspektiven denkbar. Beispielsweise könnten Verwertungsunternehmen das Modell nutzen, um zu bestimmen, welche EoL Strategie verfolgt werden soll. Dabei sind jedoch Anpassungen an der Zusammensetzung der Kostenfunktion notwendig.

Hinsichtlich der technischen Umsetzbarkeit wird in dieser Arbeit, anders als in Teilen der Literatur, auf eine eigenständige Modellierung als Zielgröße oder Entscheidungsvariable verzichtet. Stattdessen wird die Umsetzbarkeit indirekt über die Verfügbarkeit der Strategien in der entsprechenden Matrix (z.B. ALLOWED) abgebildet. Diese Vorgehensweise reduziert die Modellkomplexität, setzt jedoch

voraus, dass der Zustand bzw. die daraus abgeleitete Zulässigkeit verlässlich bestimmt werden kann. Zukünftige Forschung sollte daher insbesondere die Schnittstelle zwischen Zustandsdiagnose und Optimierung weiterentwickeln, beispielsweise durch datengetriebene Zustandsmodelle oder die Integration von Unsicherheiten in der Zustandsklassifikation.

Mit der mathematischen Modellierung sind zudem mehrere Annahmen verbunden, die die Generalisierbarkeit der Ergebnisse begrenzen. So werden sämtliche Kosten-, Ertrags- und Umweltparameter sowie die verfügbaren R-Strategien als gegeben angenommen. Elemente, die nicht zerstörungsfrei getrennt werden können, werden als aggregierte Komponenten modelliert. Verbindungselemente wie Schrauben werden keiner eigenen EoL Entscheidung unterzogen. Ferner ist die Optimierung der Demontagereihenfolge nicht Teil des Modells, da sie in der Regel eine weitergehende (Teil-)Automatisierung und operative Detaildaten erfordert, die nicht Gegenstand dieser Arbeit sind. Zukünftige Forschung kann hier ansetzen.

Die Implementierung bzw. Skalierbarkeitsanalyse in Kapitel 5 ist durch die gewählten Obergrenzen ($n = 20.000$ & $m = 7$) bei Variation der Komponenten- und Strategieanzahl begrenzt. Zwar können komplexe Produkte mehr Einzelteile umfassen, in realen Entscheidungsprozessen werden jedoch zahlreiche Kleinteile und Verbindungselemente nicht als eigenständige Entscheidungseinheiten modelliert, sondern aggregiert. Insofern ist die gewählte Obergrenze dennoch plausibel.

Schließlich wird die Aussagekraft der Fallstudie in Kapitel 6 maßgeblich durch die Verfügbarkeit und Belastbarkeit der Eingangsparameter begrenzt, insbesondere im ökologischen Bereich. Der eingeschränkte Datenumfang reduziert den Lösungsraum und damit die Interpretierbarkeit der resultierenden Pareto-Front, da bestimmte Strategiekombinationen nicht abgebildet werden können. Ein Großteil der ökonomischen Parameter wird aus Dulman und Gupta (2018) übernommen, wobei einzelne Werte ohne Literaturverweise angegeben werden, was ihre Belastbarkeit einschränkt. So fallen Demontage- bzw. Inspektionszeiten im Verhältnis zu praxisüblichen Bezugswerten zu gering aus. Gleichzeitig wird der Anlagentyp in der Publikation nicht weiter spezifiziert, der im realen Setting wiederum Verkaufspreise und Demontage- und Inspektionszeiten beeinflusst. Entsprechend sind die Werte als Näherungen zu interpretieren und sollten für konkrete Anwendungen kontextabhängig angepasst werden. Dennoch ist an dieser Stelle darauf hinzuweisen, dass die Implikationen des Modells trotz der genannten Einschränkungen mit der Fachliteratur zur Kreislaufwirtschaft im Einklang stehen. So zeigen die Ergebnisse der Use-Case Implementierung, dass Recycling in den betrachteten Szenarien häufig die ökonomisch attraktivere Alternative darstellt, während Reuse tendenziell mit geringeren Umweltwirkungen verbunden ist. Dieses Erkenntnis deckt sich mit dem 9R Rahmenwerk von Potting et al. (2017).

Gleichzeitig ist festzuhalten, dass der Strompreis im nachfolgenden Modell als deterministischer Parameter abgebildet wird. Diese Annahme vereinfacht die Realität, da Strompreise typischerweise zeitlich volatil sind. Ein naheliegender Ansatz für weiterführende Forschung besteht daher darin, das Modell, um eine stochastische Komponente zu erweitern.

Zusammenfassend liegen die Limitationen der Arbeit weniger in der grundsätzlichen Modelllogik als vielmehr an der Verfügbarkeit und Genauigkeit der Inputparameter. Jüngste Entwicklungen, wie die des digitalen Produktpass (DPP), versprechen dabei Abhilfe zu schaffen, indem sie detaillierte Produkt- und Prozessinformationen an die Akteure der Lieferkette, inklusive der End-of-Life Entscheidungsträger, bereitstellt. Gleichzeitig eröffnet die Integration aufkommender Technologien, wie die Zustandsdiagnose durch Predictive Maintenance Ansätze, das Potenzial, die Aussagekraft des Modells weiter zu erhöhen.

8 Anhang

8.1 Python Skript zur Instanzgenerierung

```
import random
from typing import List

# =====
# ===== Parameter =====
# =====

# Größe
n = 100          # Anzahl ITEMS
m = 3            # Anzahl STRATEGIES

# Großes M (extrem hohe Kosten)
M = 10000

# Zufalls-Seed (optional, None = echtes Zufallsergebnis)
seed = 50

# COST_STRATEGY Modus und Parameter
# 1 = Zufallswerte aus [cs_low, cs_high]
# 2 = Items mit Index > max allowed item bekommen M in allen Strategien,
#    sonst Zufallswerte aus [cs_low, cs_high]
cost_strategy_mode = 1
cs_low, cs_high = 50, 200          # Nur relevant für Modus 1 > Range
                                     # (inklusive)
max_allowed_item = n-1             # Nur relevant für Modus 2 > (1..n)

# COST DISASSEMBLY Modus und Parameter
# 1 = Zufallswerte aus [cd_low, cd_high]
# 2 = Konstante Zahl 'cd_const' für alle Items
cost_disassembly_mode = 2
cd_low, cd_high = 10, 50           # Range (inklusive) für Modus 1
cd_const = 10                      # Konstante für Modus 2

# =====
# ===== Generatoren =====
# =====

def generate_children(n: int) -> List[List[int]]:
    """
    Erzeugt die n x n CHILDREN-Adjazenzmatrix gemäß Vorgabe:
    - Zeile 1: nur 0 (Item 1 hat keine Parents)
    - (2,3) parent 1; (4,5) parent 3; (6,7) parent 5; (8,9) parent 7;
    ...
    """
    A = [[0 for _ in range(n)] for _ in range(n)]
    for i in range(2, n + 1):
        parent = 2 * ((i - 2) // 2) + 1 # 1,1,3,3,5,5,7,7,...
        if 1 <= parent <= n:
            A[i - 1][parent - 1] = 1 # i hat parent an Spalte 'parent'
    return A

def generate_cost_strategy(n: int, m: int, mode: int, low: int, high:
int,
                           M: int, max_allowed_item: int = None):
    """
    Kostentabelle n x m:
```

```

    Mode 1: Zufallszahlen in [low, high]
    Mode 2: i > max allowed item => M; sonst Zufallszahlen in [low,
high]
"""
    if mode not in (1, 2):
        raise ValueError("cost strategy mode muss 1 oder 2 sein.")
    if mode == 2:
        if max_allowed_item is None:
            max_allowed_item = 0
        if not (0 <= max_allowed_item <= n):
            raise ValueError("max_allowed_item muss zwischen 0 und n
liegen (inklusive).")

    table = []
    for i in range(1, n + 1):          # i ist 1-basiert (ITEMS: [1 n])
        row = []
        for _ in range(m):
            if mode == 1:
                row.append(random.randint(low, high))
            else:
                # Modus 2:
                # - Ungerade Items bis einschließlich max_allowed_item
-> M
                # - Sonst Zufall in [low, high]
                if (i <= max_allowed_item) and (i % 2 == 1):
                    row.append(M)
                else:
                    row.append(random.randint(low, high))
        table.append(row)
    return table

def generate_cost_disassembly(n: int, mode: int, low: int, high: int,
const_val: int) -> List[int]:
    """
    Disassembly-Kosten Vektor der Länge n:
    Mode 1: Zufallszahlen in [low, high]
    Mode 2: konstante Zahl const_val
    """
    if mode == 1:
        return [random.randint(low, high) for _ in range(n)]
    elif mode == 2:
        return [const_val] * n
    else:
        raise ValueError("cost_disassembly_mode muss 1 oder 2 sein.")

def format_matrix_block(name: str, mat: List[List[int]]) -> str:
    """
    Formatiert eine Matrix im gewünschten Block-Layout.
    Beispiel:
    NAME: [a b c
          d e f]
    """
    lines = []
    lines.append(f"\t!{name.capitalize()}")
    lines.append(f"\t{name}: [{ row to line(mat[0])}]")
    for r in range(1, len(mat)):
        lines.append(f"\t\t{ row to line(mat[r])}")
    lines[-1] = lines[-1] + "]" # letzte Zeile mit schließendem ']'
    return "\n".join(lines)

def _row_to_line(row: List[int]) -> str:
    return " ".join(str(x) for x in row)

```

```

def format_vector_block(name: str, vec: List[int]) -> str:
    """
    Formatiert einen Vektor im gewünschten Block-Layout:
    NAME: [v1 v2 v3 ...]
    """
    return f"\t!{name.replace(' ', ' ').capitalize()}\n\t{name}: [{" +
        _row_to_line(vec) + "}]\""

def build_output_text(n: int, m: int, children, cost_strategy,
cost_disassembly) -> str:
    parts = []
    parts.append(f"\tITEMS: [1 {n}] \n")
    parts.append(format_matrix_block("CHILDREN", children) + "\n")
    parts.append(f"\n\t!Possible strategy\n\tSTRATEGY: [1 {m}] \n")
    parts.append("\n\t!Cost of each strategy of each item\n")
    parts.append("\tCOST_STRATEGY:\t[" +
        _row_to_line(cost_strategy[0]) +
        for i in range(1, n):
            parts.append("\t\t\t" + _row_to_line(cost_strategy[i]))
            parts[-1] = parts[-1] + "]\n"
        parts.append("\n" + format_vector_block("COST_DISASSEMBLY",
cost_disassembly) + "\n")
    return "\n".join(parts)

def make_filename(n: int, m: int, cs_mode: int, cd_mode: int) -> str:
    return f"EoLDecisionModel_{n}_{m}_CS{cs_mode}CD{cd_mode}.dat"

# =====
# ===== Main =====
# =====

def main():
    if seed is not None:
        random.seed(seed)

    children = generate_children(n)
    cost_strategy = generate_cost_strategy(
        n=n, m=m, mode=cost strategy mode, low=cs low, high=cs high,
        M=M, max_allowed_item=max_allowed_item
    )
    cost_disassembly = generate_cost_disassembly(
        n=n, mode=cost disassembly mode, low=cd low, high=cd high,
        const_val=cd_const
    )

    text = build_output_text(n, m, children, cost_strategy,
cost_disassembly)
    filename = make_filename(n, m, cost strategy mode,
cost disassembly mode)

    with open(filename, "w", encoding="utf-8") as f:
        f.write(text)

    print(f"✅ Datei erzeugt: {filename}")

if __name__ == "__main__":
    Main()

```

8.2 Hilfsmittelverzeichnis

In dieser Arbeit wurden verschiedene Hilfsmittel eingesetzt, darunter auch Anwendungen der Künstlichen Intelligenz, um unterschiedliche Schritte des Forschungsprozesses zu unterstützen. Eine Übersicht der verwendeten Werkzeuge ist im nachfolgenden Verzeichnis aufgeführt.

Gleichzeitig wird ausdrücklich festgehalten, dass die Verantwortung für die inhaltliche Richtigkeit, die kritische Einordnung sowie die Interpretation der Ergebnisse vollständig bei der Autorin dieser Arbeit liegt. Die Künstliche Intelligenz wurde ausschließlich als unterstützendes Werkzeug genutzt und ersetzt weder die eigenständige wissenschaftliche Urteilsbildung noch das kritische und analytische Denken.

Hilfsmittel	Art der Verwendung
ChatGPT	Korrektur sprachlicher Fehler und stilistischen Verbesserung und Umformulierung von Textpassagen
Deepl Translator	Übersetzung von Textpassagen
Zotero	Literaturverwaltung

9 Literaturverzeichnis

- Aljuneidi, T., & Bulgak, A. A. (2017). Designing a Cellular Manufacturing System featuring remanufacturing, recycling, and disposal options: A mathematical modeling approach. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 19, 25–35. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2017.04.005>
- Alsaleh, A., & Sattler, M. (2019). Comprehensive life cycle assessment of large wind turbines in the US. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 21(4), 887–903. <https://doi.org/10.1007/s10098-019-01678-0>
- Ameli, M., Mansour, S., & Ahmadi-Javid, A. (2019). A simulation-optimization model for sustainable product design and efficient end-of-life management based on individual producer responsibility. *Resources, Conservation and Recycling*, 140, 246–258. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2018.02.031>
- Amin, S., Strik, D., & van Leeuwen, J. (2022). A multi-method approach to circular strategy design: Assessing extended producer responsibility scenarios through material flow analysis of PET plastic in Jakarta, Indonesia. *Journal of Cleaner Production*, 367, 132884. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.132884>
- Anandh, G., PrasannaVenkatesan, S., Venkatadri, U., Goh, M., & Veluguleti, S. (2024). Multi-objective meta-heuristics to optimize end-of-life laptop remanufacturing decisions under quality grading of returned parts. *Soft Computing*, 28(17), 9433–9454. <https://doi.org/10.1007/s00500-024-09690-3>
- Aravossis, K. G., Kapsalis, V. C., Kyriakopoulos, G. L., & Xouleis, T. G. (2019). Development of a Holistic Assessment Framework for Industrial Organizations. *Sustainability*, 11(14), Article 14. <https://doi.org/10.3390/su11143946>
- Balasbaneh, A. T., & Sher, W. (2024). Economic and environmental life cycle assessment of alternative mass timber walls to evaluate circular economy in building: MCDM method. *Environment*,

- Development and Sustainability*, 26(1), 239–268.
<https://doi.org/10.1007/s10668-022-02707-7>
- Benfer, M., Gartner, P., Klenk, F., Wallner, C., Jaspers, M.-C., Peukert, S., & Lanza, G. (2022). *A Circular Economy Strategy Selection Approach: Component-based Strategy Assignment using the Example of Electric Motors*. 22–31.
<https://doi.org/10.15488/12133>
- Bilharz, M. (2006). *Nachhaltiger Konsum als strukturpolitisches Instrument der Verbraucherpolitik: Endbericht* (S. 50). Technische Universität München.
- BMK. (2020). *Ressourcennutzung in Österreich 2020* (Band 3; S. 130).
- BMK. (2021). *Die österreichische Kreislaufwirtschaft: Österreich auf dem Weg zu einer nachhaltigen und zirkulären Gesellschaft* (S. 61).
- BMK. (2024). *Innovative Energietechnologien in Österreich Marktentwicklung 2023*. Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie.
- Bonciu, F. (2014). The European Economy: From a Linear to a Circular Economy. *Romanian Journal of European Affairs*, 14, 78–91.
- Bressanelli, G., Sacconi, N., Perona, M., & Baccanelli, I. (2020). Towards Circular Economy in the Household Appliance Industry: An Overview of Cases. *Resources*, 9(11), 128. <https://doi.org/10.3390/resources9110128>
- Cao, Y., Meng, Y., Zhang, Z., Yang, Q., Li, Y., Liu, C., & Ba, S. (2024). Life cycle environmental analysis of offshore wind power: A case study of the large-scale offshore wind farm in China. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 196. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2024.114351>
- Cerreta, M., Muccio, E., Poli, G., Regalbuto, S., & Romano, F. (2021). A Multidimensional Evaluation for Regenerative Strategies: Towards a Circular City-Port Model Implementation. In C. Bevilacqua, F. Calabrò, & L. Della Spina

- (Hrsg.), *New Metropolitan Perspectives* (S. 1067–1077). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-48279-4_100
- Charter, M., & Tischner, U. (2017). *Sustainable Solutions: Developing Products and Services for the Future*. Routledge.
- Chen, W. C., & Rau, H. (2023). A product evaluation and innovation process based on the circular design degree and patents evolution. *Journal of Cleaner Production*, 405, 136888. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.136888>
- Coenen, T. B. J., Santos, J., Fennis, S. A. A. M., & Halman, J. I. M. (2021). Development of a bridge circularity assessment framework to promote resource efficiency in infrastructure projects. *Journal of Industrial Ecology*, 25(2), 288–304. <https://doi.org/10.1111/jiec.13102>
- Deutsches Umweltbundesamt (with Hengstler, J., Russ, M., Stoffregen, A., Hendrich, A., Weidner, S., Held, M., & Briem, A.-K.). (2021). *Aktualisierung und Bewertung der Ökobilanzen von Windenergie- und Photovoltaikanlagen unter Berücksichtigung aktueller Technologieentwicklungen*.
- Deutsches Umweltbundesamt. (2022). *Entwicklung von Rückbau- und Recyclingstandards für Rotorblätter*.
- DIN e.V. (Hrsg.). (2021). *DIN EN ISO 14040: Umweltmanagement—Ökobilanz—Grundsätze und Rahmenbedingungen* [DIN 14040:2021-02].
- Dong, T., Zhang, L., Tong, R., & Dong, J. (2006). A hierarchical approach to disassembly sequence planning for mechanical product. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 30, 507–520. <https://doi.org/10.1007/s00170-005-0036-7>
- Dulman, M. T., & Gupta, S. M. (2018). Maintenance and remanufacturing strategy: Using sensors to predict the status of wind turbines. *Journal of Remanufacturing*, 8(3), 131–152. <https://doi.org/10.1007/s13243-018-0050-1>

- Dwivedi, A., Madaan, J., Santibanez Gonzalez, E. D. R., & Moktadir, Md. A. (2022). A two-phase approach to efficiently support product recovery systems in a circular economy context. *Management Decision*, 60(7), 2060–2091. <https://doi.org/10.1108/MD-01-2021-0030>
- Eisl, S., Mügge, J., Thöny, S., Kramer, K., Steiner, J., Lindow, K., & Schlund, S. (2026). Towards Data-Driven End-of-Life Management: Identifying Data Requirements and Availabilities in the Wind Energy Sector. *Procedia CIRP*.
- Eisl, S., & Schlund, S. (2024). Turning in Circles—Nutzung des Potenzials der Kreislaufwirtschaft im Betrieb von Windkraftanlagen. *Industry 4.0 Science*, 2024(5). <https://doi.org/10.30844/I4SD.24.5.90>
- Ellen MacArthur Foundation. (2013). *Towards the circular economy: Economic and business rationale for an accelerated transition*. https://www.werktrends.nl/app/uploads/2015/06/Rapport_McKinsey-Towards_A_Circular_Economy.pdf
- Epexspot. (2026). *Market Results | EPEX SPOT*. Auction Day Ahead Market Austria January 2026. https://www.epexspot.com/en/market-results?market_area=AT&auction=MRC&trading_date=2026-02-03&delivery_date=2026-02-02&underlying_year=&modality=Auction&sub_modality=DayAhead&technology=&data_mode=table&period=&production_period=&product=60
- Exim Wind. (2025). *How Much Does A Wind Turbine Blade Cost? A Complete Guide*. <https://eximwind.com/how-much-does-a-wind-turbine-blade-cost/>
- Feng, Y., Gao, Y., Tian, G., Li, Z., Hu, H., & Zheng, H. (2019). Flexible Process Planning and End-of-Life Decision-Making for Product Recovery Optimization Based on Hybrid Disassembly. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 16(1), 311–326. <https://doi.org/10.1109/TASE.2018.2840348>

- Fischer-Kowalski, M., Haberl, H., Hüttler, W., Payer, H., Schandl, H., Winiwarter, V., & Zangerl-Weisz, H. (1997). *Gesellschaftlicher Stoffwechsel und Kolonisierung von Natur*. Fakultas Verlag.
<https://www.eurobuch.com/buch/isbn/9057080176.html>
- Fischer-Kowalski, M., Krausmann, F., & Pallua, I. (2014). A sociometabolic reading of the Anthropocene: Modes of subsistence, population size and human impact on Earth. *The Anthropocene Review*, 1(1), 8–33.
<https://doi.org/10.1177/2053019613518033>
- Gao, Y., Feng, Y., Wang, Q., Zheng, H., & Tan, J. (2018). A multi-objective decision making approach for dealing with uncertainty in EOL product recovery. *Journal of Cleaner Production*, 204, 712–725.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.09.080>
- Garrett, P., & Rønde, K. (2011). *Life Cycle Assessment of Electricity Production from a V90-2.0 MW Gridstreamer Wind Plant*. Vestas Wind Systems A/S.
- Geissdoerfer, M., Savaget, P., Bocken, N. M. P., & Hultink, E. J. (2017). The Circular Economy – A new sustainability paradigm? *Journal of Cleaner Production*, 143, 757–768. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.12.048>
- Gennitsaris, S., Sagani, A., Sofianopoulou, S., & Dedoussis, V. (2023). Integrated LCA and DEA approach for circular economy-driven performance evaluation of wind turbine end-of-life treatment options. *Applied Energy*, 339. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.120951>
- Geronazzo Franco, N. (2021). *A STRATEGIC MEASUREMENT MODEL TO MONITOR AND EVALUATE CIRCULARITY PERFORMANCE IN ORGANIZATIONS FROM A TRANSITION PERSPECTIVE* [MESTRE EM METROLOGIA, PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO]. <https://doi.org/10.17771/PUCRio.acad.54328>

- Gervásio, H., Rebelo, C., Moura, A., Veljkovic, M., & Simões da Silva, L. (2014). Comparative life cycle assessment of tubular wind towers and foundations—Part 2: Life cycle analysis. *Engineering Structures*, 74, 292–299. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2014.02.041>
- Ghisellini, P., Cialani, C., & Ulgiati, S. (2016). A review on circular economy: The expected transition to a balanced interplay of environmental and economic systems. *Journal of Cleaner Production, Towards Post Fossil Carbon Societies: Regenerative and Preventative Eco-Industrial Development*, 114, 11–32. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.09.007>
- Golińska-Dawson, P., Pender, A., & Kanciak, W. (2026). Exploring R-Strategies Through Component-As-A-Service: The Case of Washing Machines. In K. Antosz, J. Trojanowska, J. Machado, & D. Stadnicka (Hrsg.), *Advances in Lean Manufacturing, Volume 1* (S. 229–242). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-032-09806-1_19
- Gonçalves, R. M., Martinho, A., & Oliveira, J. P. (2022). Recycling of Reinforced Glass Fibers Waste: Current Status. *Materials*, 15(4), 1596. <https://doi.org/10.3390/ma15041596>
- González, B., & Adenso-Díaz, B. (2005). A bill of materials-based approach for end-of-life decision making in design for the environment. *International Journal of Production Research*, 43(10), 2071–2099. <https://doi.org/10.1080/00207540412331333423>
- Groot, S. de. (2020). *Measuring the Transition Towards a more Circular Economy: An Introduction to a Monitoring Framework for Organizations*. <https://theses.ubn.ru.nl/handle/123456789/9471>
- Herrmann, C., & Vetter, O. (2021, Juni). *Ökologische und ökonomische Bewertung des Ressourcenaufwands*. <https://www.ressource->

- deutschland.de/fileadmin/user_upload/1_Themen/h_Publikationen/Studien/VD
I-ZRE_Studie_Remanufacturing_Web_bf.pdf
- Iñarra, B., San Martin, D., Ramos, S., Ciudad, M., Estévez, A., Fenollosa, R., Martinez, J. M., Ferdinando, A., De Smet, A. M., & Zufia, J. (2022). Ecodesign of new circular economy scheme for Brewer's side streams. *Sustainable Chemistry and Pharmacy*, 28, 100727. <https://doi.org/10.1016/j.scp.2022.100727>
- Jiang, Z., Wang, H., Zhang, H., Mendis, G., & Sutherland, J. W. (2019). Value recovery options portfolio optimization for remanufacturing end of life product. *Journal of Cleaner Production*, 210, 419–431. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.10.316>
- Jun, H.-B., Cusin, M., Kiritsis, D., & Xirouchakis, P. (2007). A multi-objective evolutionary algorithm for EOL product recovery optimization: Turbocharger case study. *International Journal of Production Research*, 45(18–19), 4573–4594. <https://doi.org/10.1080/00207540701440071>
- Kasner, R. (2022). The environmental efficiency of materials used in the lifecycle of a wind farm. *Sustainable Materials and Technologies*, 34, e00512. <https://doi.org/10.1016/j.susmat.2022.e00512>
- Kirchherr, J., Reike, D., & Hekkert, M. (2017). Conceptualizing the circular economy: An analysis of 114 definitions. *Resources, Conservation and Recycling*, 127, 221–232. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2017.09.005>
- Kleine, A. (2009). *Operationalisierung einer Nachhaltigkeitsstrategie*. Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-9414-1>
- Kovačič Lukman, R., Brglez, K., & Krajnc, D. (2022). A Conceptual Model for Measuring a Circular Economy of Seaports: A Case Study on Antwerp and Koper Ports. *Sustainability*, 14(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/su14063467>

- Krausmann, F., Gingrich, S., Eisenmenger, N., Erb, K.-H., Haberl, H., & Fischer-Kowalski, M. (2009). Growth in global materials use, GDP and population during the 20th century. *Ecological Economics*, 68(10), 2696–2705. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2009.05.007>
- KU, K. U. (2014). *Leitlinien für die Einbeziehung von Nachhaltigkeit in Normen (ISO Guide 82:2014)* [DIN SPEC 35200].
- Kumar, V., Sezersan, I., Garza-Reyes, J. A., Gonzalez, E. D. R. S., & AL-Shboul, M. A. (2019). Circular economy in the manufacturing sector: Benefits, opportunities and barriers. *Management Decision*, 57(4), Article 4. <https://doi.org/10.1108/MD-09-2018-1070>
- Ladwig, R. (Hrsg.). (2003). *Recycling in Geschichte und Gegenwart: Vorträge der Jahrestagung der Georg-Agricola-Gesellschaft 2002 in Freiberg (Sachsen)*. <http://opac.regesta-imperii.de/id/575821>
- Lee, H. B., Cho, N. W., & Hong, Y. S. (2010). A hierarchical end-of-life decision model for determining the economic levels of remanufacturing and disassembly under environmental regulations. *Journal of Cleaner Production*, 18(13), 1276–1283. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2010.04.010>
- Li, C., Mogollón, J. M., Tukker, A., & Steubing, B. (2022). Environmental Impacts of Global Offshore Wind Energy Development until 2040. *Environmental Science and Technology*, 56(16), 11567–11577. <https://doi.org/10.1021/acs.est.2c02183>
- Liaros, S. (2021). A network of circular economy villages: Design guidelines for 21st century Garden Cities. *Built Environment Project and Asset Management*, 12(3), Article 3. <https://doi.org/10.1108/BEPAM-01-2021-0004>

- Liu, X., Mishra, A. K., Hu, C., & Wang, P. (2023). Multi-Stage Product Family Design for Reliability with Remanufacturing. *2023 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/RAMS51473.2023.10088245>
- Manickam, P., & Duraisamy, G. (2019). 4—3Rs and circular economy. In S. S. Muthu (Hrsg.), *Circular Economy in Textiles and Apparel* (S. 77–93). Woodhead Publishing. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-102630-4.00004-2>
- Marques, C., Güneş, S., Vilela, A., & Gomes, R. (2025). Life-Cycle Assessment in Agri-Food Systems and the Wine Industry—A Circular Economy Perspective. *Foods*, 14(9), 1553. <https://doi.org/10.3390/foods14091553>
- Mauch, C. (2014). *Mensch und Umwelt: Nachhaltigkeit aus historischer Perspektive*. Oekom.
- Mavrotas, G. (2009). Effective implementation of the ϵ -constraint method in Multi-Objective Mathematical Programming problems. *Applied Mathematics and Computation*, 213(2), 455–465. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2009.03.037>
- McDonough, W., & Braungart, M. (2002). *Cradle to Cradle: Remaking the Way We Make Things* (1. Aufl.). Macmillan USA.
- Mendoza, J. M. F., Gallego-Schmid, A., Velenturf, A. P. M., Jensen, P. D., & Ibarra, D. (2022). Circular economy business models and technology management strategies in the wind industry: Sustainability potential, industrial challenges and opportunities. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 163, 112523. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112523>
- Meng, K., Cao, Y., Peng, X., Prybutok, V., & Gupta, V. (2020). Demand-dependent recovery decision-making of a batch of products for sustainability. *International Journal of Production Economics*, 224, 107552. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107552>

- Meng, K., Lou, P., Peng, X., & Prybutok, V. (2017). Multi-objective optimization decision-making of quality dependent product recovery for sustainability. *International Journal of Production Economics*, 188, 72–85. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.03.017>
- Meng, K., Qian, X., Lou, P., & Zhang, J. (2018). Smart recovery decision-making of used industrial equipment for sustainable manufacturing: Belt lifter case study. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 31(1), 183–197. <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1439-2>
- Metaloop. (2026). *Scrap Metal Price Index—Austria* 15/01/2026. <https://www.metaloop.com/scrap-metal-price/austria/>
- Murray, A., Skene, K., & Haynes, K. (2017). The Circular Economy: An Interdisciplinary Exploration of the Concept and Application in a Global Context. *Journal of Business Ethics*, 140(3), 369–380. <https://doi.org/10.1007/s10551-015-2693-2>
- Nagle, A. J., Mullally, G., Leahy, P. G., & Dunphy, N. P. (2022). Life cycle assessment of the use of decommissioned wind blades in second life applications. *Journal of Environmental Management*, 302. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113994>
- OECD. (2016). *Farm Management Practices to Foster Green Growth*. <https://www.oecd.org/publications/farm-management-practices-to-foster-green-growth-9789264238657-en.htm>
- OECD. (2019). *Global Material Resources Outlook to 2060: Economic Drivers and Environmental Consequences*. OECD. <https://doi.org/10.1787/9789264307452-en>
- Parece, S., Rato, V., Resende, R., Pinto, P., & Stellacci, S. (2022). A Methodology to Qualitatively Select Upcycled Building Materials from Urban and Industrial Waste. *Sustainability*, 14(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/su14063430>

- Perrucci, D., & Baroud, H. (2020). A Review of Temporary Housing Management Modeling: Trends in Design Strategies, Optimization Models, and Decision-Making Methods. *Sustainability*, 12(24), Article 24. <https://doi.org/10.3390/su122410388>
- Poponi, S., Arcese, G., Pacchera, F., & Martucci, O. (2022). Evaluating the transition to the circular economy in the agri-food sector: Selection of indicators. *Resources, Conservation and Recycling*, 176, 105916. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.105916>
- Potting, J., Hekkert, M. P., Worrell, E., & Hanemaaijer, A. (2017). *Circular Economy: Measuring innovation in the product chain*.
- PRC. (2008). *Circular Economy Promotion Law of the People's Republic of China*. https://ppp.worldbank.org/public-private-partnership/sites/ppp.worldbank.org/files/documents/China_CircularEconomyLawEnglish.pdf
- Ramírez, F. J., Aledo, J. A., Gamez, J. A., & Pham, D. T. (2020). Economic modelling of robotic disassembly in end-of-life product recovery for remanufacturing. *Computers & Industrial Engineering*, 142, 106339. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106339>
- Ren, Y., Guo, H., Li, Y., Li, J., & Meng, L. (2023). A Self-Adaptive Learning Approach for Uncertain Disassembly Planning Based on Extended Petri Net. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 19(12), 11889–11897. <https://doi.org/10.1109/TII.2023.3253877>
- Roth, L. (2025). *Simplifizierung von Lebenszyklusanalysen für zirkuläre End-of-Life-Strategien am Beispiel der Vestas V90 Windkraftanlage* [Diplomarbeit, Technische Universität Wien]. <https://repositum.tuwien.at/bitstream/20.500.12708/219722/1/Roth%20Lauren>

- z%20-%202025%20-%20Simplifizierung%20von%20Lebenszyklusanalysen%20fuer%20zirkulaere..
.pdf
- Scherhauser, S., Part, F., & Beigl, P. (2020). Das Sekundärressourcenpotenzial aus Windkraft- und Photovoltaikanlagen. The potential of secondary resources from wind power and photovoltaic plants. *Österreichische Wasser- und Abfallwirtschaft*. <https://doi.org/10.1007/s00506-020-00723-3>
- Schulte, A., Maga, D., & Thonemann, N. (2021). Combining Life Cycle Assessment and Circularity Assessment to Analyze Environmental Impacts of the Medical Remanufacturing of Electrophysiology Catheters. *Sustainability*, 13(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/su13020898>
- Schweizer Bundesamt für Energie. (2015). *Ökobilanzierung von Schweizer Windenergie*.
- Steffen, W., Richardson, K., Rockström, J., Cornell, S. E., Fetzer, I., Bennett, E. M., Biggs, R., Carpenter, S. R., de Vries, W., de Wit, C. A., Folke, C., Gerten, D., Heinke, J., Mace, G. M., Persson, L. M., Ramanathan, V., Reyers, B., & Sörlin, S. (2015). Planetary boundaries: Guiding human development on a changing planet. *Science*, 347(6223), 1259855. <https://doi.org/10.1126/science.1259855>
- The Wind Power. (2025). *Austrian wind farms database*. https://www.thewindpower.net/country_en_13_austria.php, Abrufdatum: 25.03.2025.
- Tota-Maharaj, K., & McMahon, A. (2021). Resource and waste quantification scenarios for wind turbine decommissioning in the United Kingdom. *Waste Disposal & Sustainable Energy*, 3(2), 117–144. <https://doi.org/10.1007/s42768-020-00057-6>
- UNEP. (2011). *Towards a Green Economy: Pathways to Sustainable Development and Poverty Eradication*. <https://www.unep.org/resources/report/towards->

green-economy-pathways-sustainable-development-and-poverty-eradication-
10

Van Buren, N., Demmers, M., Van der Heijden, R., & Witlox, F. (2016). Towards a Circular Economy: The Role of Dutch Logistics Industries and Governments. *Sustainability*, 8(7), Article 7. <https://doi.org/10.3390/su8070647>

Verburgt, T. (2021). *Life Cycle Assessment of reusable and single-use meal container systems* [Master Thesis]. <https://studenttheses.uu.nl/handle/20.500.12932/39883>

Vestas Wind Systems A/S. (2011, September). *2 MW: V80-2.0 MW, V90-1.8/2.0 MW, V100-1.8 MW*.

Wang, C.-N., Nhieu, N.-L., & Wang, Y.-H. (2025). Evaluating Sustainable Battery Recycling Technologies Using a Fuzzy Multi-Criteria Decision-Making Approach. *Batteries*, 11(8), 294. <https://doi.org/10.3390/batteries11080294>

WCED. (1987). *Report of the World Commission on Environment and Development: Our Common Future*. <http://www.un-documents.net/our-common-future.pdf>

Wijkman, A., & Skånberg, K. (2015). *The Circular Economy and Benefits for Society*. Club of Rome.

Wilts, H., & Fink, P. (2016). Deutschland auf dem Weg in die Kreislaufwirtschaft. *MÜLL und ABFALL*, (6), 3. <https://doi.org/10.37307/j.1863-9763.2016.06.03>

Winans, K., Kendall, A., & Deng, H. (2017). The history and current applications of the circular economy concept. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 68, 825–833. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.09.123>

Windkraft Simonsfeld AG. (2012). *Geschäftsbericht*.

Wiprächtiger, M., Rapp, M., Hellweg, S., Shinde, R., & Haupt, M. (2022). Turning trash into treasure: An approach to the environmental assessment of waste

- prevention and its application to clothing and furniture in Switzerland. *Journal of Industrial Ecology*, 26(4), Article 4. <https://doi.org/10.1111/jiec.13275>
- WWF Deutschland, W. D. (2016). *Living Planet Report 2016*.
- Zemann, J. (1998). Energievorräte und mineralische Rohstoffe: Wie lange noch? In *ISBN 3-7001-2731-6*. Verlag der Österreichischen Akademie der Wissenschaften. <http://austriaca.at/2731-4>
- Zhang, C., Hu, M., Di Maio, F., Sprecher, B., Yang, X., & Tukker, A. (2022). An overview of the waste hierarchy framework for analyzing the circularity in construction and demolition waste management in Europe. *Science of The Total Environment*, 803, 149892. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.149892>
- Zhang, X., Zhang, H., Jiang, Z., & Wang, Y. (2016). A decision-making approach for end-of-life strategies selection of used parts. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 87(5), 1457–1464. <https://doi.org/10.1007/s00170-013-5234-0>

10 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Anzahl der jährlichen Publikationen im Bereich Kreislaufwirtschaft (Datenquelle: Scopus 2001-2025)	8
Abbildung 2: Vergleich zwischen dem (a) R-Rahmenwerk der Kreislaufwirtschaft und der (b) Abfallhierarchie (C. Zhang et al., 2022).....	10
Abbildung 3: Hierarchische Repräsentation der Produktstruktur	23
Abbildung 4: End-of-Life Entscheidungsprozess angelehnt an Feng et al. (2019)	24
Abbildung 5: Modellierung von Kosten und Umsatz	26
Abbildung 6: Mosel Code - Initialisierung.....	32
Abbildung 7: Mosel Code - Wurzel- und Blattknoten	32
Abbildung 8: Mosel Code - Entscheidungsvariable & Zielfunktion.....	33
Abbildung 9: Mosel Code - Nebenbedingungen	33
Abbildung 10: Mosel Code - Ausgabe.....	34
Abbildung 11: Mosel Code - Parameter Erweiterung.....	34
Abbildung 12: Mosel Code - Zielfunktion Erweiterung	35
Abbildung 13: Mosel Code - Ausgabe Erweiterung	35
Abbildung 14: Eltern-Kind-Beziehung Beispieldatensatz	36
Abbildung 15: Beispieldatensatz	38
Abbildung 16: Beispielausgabe erweitertes Modell.....	41
Abbildung 17: Aufbau einer Onshore-Windkraftanlage angelehnt an Scherhauser et al. (2020).....	45
Abbildung 18: Heatmap der Ergebnisse Erweiterungsszenario	52

11 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Gesamtüberblick existierender Lösungsansätze.....	17
Tabelle 2: Gesamtüberblick ähnlicher Lösungsansätze.....	19
Tabelle 3: Laufzeit Vergleich einfaches Modell.....	40
Tabelle 4: Laufzeit Vergleich erweitertes Modell.....	42
Tabelle 5: Verfügbare EoL Strategien je Systemkomponente	44
Tabelle 6: Ökonomische & Ökologische Inputparameter.....	49
Tabelle 7: Ergebnis Mehrzieloptimierung Basisszenario	50
Tabelle 8: Ergebnis Mehrzieloptimierung Erweiterungsszenario	51