



KONFERENCIAKÖTET

Conference Proceedings

**Nemzetközi tudományos konferencia
a Magyar Tudomány Ünnepe alkalmából**
International Scientific Conference
on the Occasion of the Hungarian Science Festival

Sopron, 2025. november 6.
6 November 2025, Sopron

**FEJLŐDÉSI PÁLYÁK ÉS ÚJ TÖRÉSVONALAK A
FENNTARTHATÓSÁGI ÁTMENET IDŐSZAKÁBAN**

DEVELOPMENT TRAJECTORIES AND NEW DIVIDES IN TIMES OF SUSTAINABILITY TRANSITIONS

Szerkesztők / Editors:

RESPERGER Richárd, SZÉLES Zsuzsanna, TÓTH Balázs István

Nemzetközi tudományos konferencia a Magyar Tudomány Ünnepe alkalmából
International Scientific Conference on the Occasion of the Hungarian Science Festival

Sopron, 2025. november 6. / 6 November 2025, Sopron

**FEJLŐDÉSI PÁLYÁK ÉS ÚJ TÖRÉSVONALAK A
FENNTARTHATÓSÁGI ÁTMENET IDŐSZAKÁBAN**
DEVELOPMENT TRAJECTORIES AND NEW DIVIDES
IN TIMES OF SUSTAINABILITY TRANSITIONS

KONFERENCIAKÖTET
CONFERENCE PROCEEDINGS

LEKTORÁLT TANULMÁNYOK / PEER-REVIEWED PAPERS

Szerkesztők / Editors:

RESPERGER Richárd – SZÉLES Zsuzsanna – TÓTH Balázs István



SOPRONI EGYETEM KIADÓ

UNIVERSITY OF SOPRON PRESS

SOPRON, 2026



JUBILEUMI
TUDOMÁNYÜNNEP
2025



SCIENCE
JUBILEE
2025

Mottó: „200 év a tudás és a társadalom szolgálatában”
/ Motto: „200 years to knowledge and service to society”



Felelős kiadó / Executive Publisher: Prof. Dr. FÁBIÁN Attila
a Soproni Egyetem rektora / Rector of the University of Sopron

Szerkesztők / Editors:

Dr. RESPERGER Richárd, Prof. Dr. SZÉLES Zsuzsanna, Dr. habil. TÓTH Balázs István

Lektorok / Reviewers:

Dr. BARTÓK István, BAZSÓNÉ Dr. BERTALAN Laura, Dr. BEDNÁRIK Éva,
Dr. CZIRÁKI Gábor, Dr. DIÓSSI Katalin, Dr. habil. BARANYI Aranka,
Dr. habil. JANKÓ Ferenc, Dr. habil. JUHÁSZ Tímea, Dr. habil. PAÁR Dávid,
Dr. habil. PAPP-VÁRY Árpád, Dr. habil. SZABÓ Zoltán, Dr. habil. TÓTH Balázs István,
Dr. HOSCHEK Mónika, Dr. KARNER Cecília, Dr. KERESZTES Gábor,
Dr. habil. KOLOSZÁR László, Dr. KÓPHÁZI Andrea, Dr. MÉSZÁROS Katalin,
Dr. NÉMETH Nikoletta, Prof. Dr. OBÁDOVICS Csilla, Dr. PALANCSA Attila,
PAPPNÉ Dr. VANCSÓ Judit, Dr. RESPERGER Richárd, Prof. Dr. SZÉKELY Csaba,
Prof. Dr. SZÉLES Zsuzsanna, Dr. SZÓKA Károly, Dr. TAKÁTS Alexandra

Tördelőszerkesztő / Layout Editor: Dr. RESPERGER Richárd

ISBN 978-963-334-579-5 (pdf)

DOI: <https://doi.org/10.35511/978-963-334-579-5>

A kötetben közölt tanulmányok tartalmáért kizárólag a szerzők felelősek.
/ The authors are solely responsible for the content of the papers published in this volume.

Creative Commons license: CC BY-NC-SA 4.0 DEED



Nevezd meg! - Ne add el! - Így add tovább! 4.0 Nemzetközi
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International

SZERVEZŐK

Soproni Egyetem Lámfalussy Sándor Közgazdaságtudományi Kar (SOE LKK),
A Soproni Felsőoktatásért Alapítvány

A konferencia elnöke: Prof. Dr. SZÉLES Zsuzsanna PhD egyetemi tanár, dékán (SOE LKK)

A konferencia Tudományos Bizottsága:

- Prof. Dr. FÁBIÁN Attila PhD egyetemi tanár (SOE LKK); a Soproni Egyetem rektora;
- Prof. Dr. KULCSÁR László CSc professzor emeritus (SOE LKK);
- Prof. Dr. OBÁDOVICS Csilla PhD egyetemi tanár, Doktori Iskola-vezető (SOE LKK);
- Prof. Dr. SZALAY László DSc egyetemi tanár (SOE LKK);
- Prof. Dr. SZÉKELY Csaba DSc professzor emeritus (SOE LKK);
- Prof. Dr. SZÉLES Zsuzsanna PhD egyetemi tanár (SOE LKK);
- Prof. Dr. Clemens JÄGER PhD egyetemi tanár, dékán (FOM Közgazdaságtudományi és Menedzsment Egyetem, Essen, Németország), c. egyetemi tanár (SOE);
- Prof. Dr. Alfreda ŠAPKAUSKIENĖ PhD egyetemi tanár (Vilniusi Egyetem, Közgazdaságtudományi Kar, Litvánia);
- Dr. habil. BARANYI Aranka PhD egyetemi docens (SOE LKK);
- Dr. habil. KOLOSZÁR László PhD egyetemi docens (SOE LKK);
- Dr. habil. PAPP-VÁRY Árpád Ferenc tudományos főmunkatárs (SOE LKK);
- Dr. habil. POGÁTSA Zoltán PhD egyetemi docens (SOE LKK);
- Dr. habil. SZABÓ Zoltán PhD egyetemi docens (SOE LKK);
- Dr. habil. TÓTH Balázs István PhD egyetemi docens, a Lámfalussy Kutatóközpont igazgatója (SOE LKK);
- Dr. habil. Eva JANČÍKOVÁ PhD egyetemi docens (Pozsonyi Közgazdaságtudományi Egyetem, Nemzetközi Kapcsolatok Kar, Szlovákia);
- Dr. Rudolf KUCHARČÍK PhD egyetemi docens, dékán (Pozsonyi Közgazdaságtudományi Egyetem, Nemzetközi Kapcsolatok Kar, Szlovákia).

A konferencia Szervező Bizottsága:

- Dr. MÉSZÁROS Katalin PhD egyetemi docens, dékánhelyettes (SOE LKK)
- PAPPNÉ Dr. VANCSÓ Judit PhD egyetemi docens, intézetigazgató, dékánhelyettes (SOE LKK);
- Dr. HOSCHEK Mónika PhD egyetemi docens, intézetigazgató (SOE LKK);
- Dr. NÉMETH Nikoletta PhD egyetemi docens, intézetigazgató (SOE LKK);
- Dr. BARTÓK István János PhD egyetemi docens (SOE LKK);
- Dr. SZÓKA Károly PhD egyetemi docens (SOE LKK);
- Dr. DIÓSSI Katalin PhD adjunktus (SOE LKK);
- Dr. RESPERGER Richárd PhD adjunktus (SOE LKK).

ORGANIZERS

University of Sopron, Alexandre Lamfalussy Faculty of Economics (SOE LKK),
For the Higher Education in Sopron Foundation

Conference Chairperson: Prof. Dr. Zsuzsanna SZÉLES PhD Professor, Dean (SOE LKK)

Scientific Committee:

- Prof. Dr. Attila FÁBIÁN PhD Professor (SOE LKK), Rector of the University of Sopron;
- Prof. Dr. László KULCSÁR CSc Professor Emeritus (SOE LKK);
- Prof. Dr. Csilla OBÁDOVICS PhD Professor, Head of Doctoral School (SOE LKK);
- Prof. Dr. László SZALAY DSc Professor (SOE LKK);
- Prof. Dr. Csaba SZÉKELY DSc Professor Emeritus (SOE LKK);
- Prof. Dr. Zsuzsanna SZÉLES PhD Professor, Dean (SOE LKK);
- Prof. Dr. Clemens JÄGER PhD Professor, Dean (FOM University of Applied Sciences for Economics and Management, Essen, Germany), Honorary Professor (SOE);
- Prof. Dr. Alfrida ŠAPKAUSKIENĖ PhD Professor (Vilnius University, Faculty of Economics and Business Administration, Lithuania);
- Dr. habil. Aranka BARANYI PhD Associate Professor (SOE LKK);
- Dr. habil. Árpád Ferenc PAPP-VÁRY PhD Senior Research Fellow (SOE LKK);
- Dr. habil. Zoltán POGÁTSA PhD Associate Professor (SOE LKK);
- Dr. habil. Zoltán SZABÓ PhD Associate Professor (SOE LKK);
- Dr. habil. Balázs István TÓTH PhD Associate Professor, Director of the Lamfalussy Research Centre (SOE LKK);
- Dr. habil. Eva JANČÍKOVÁ PhD Associate Professor (University of Economics in Bratislava, Faculty of International Relations, Slovakia);
- Dr. Rudolf KUCHARČÍK PhD Associate Professor, Dean (University of Economics in Bratislava, Faculty of International Relations, Slovakia).

Organizing Committee:

- Dr. Judit PAPPNÉ VANCSÓ PhD Associate Professor, Director of Institute, Vice Dean (SOE LKK);
- Dr. Tamás PIRGER PhD Assistant Professor, Vice Dean (SOE LKK);
- Dr. Mónika HOSCHEK PhD Associate Professor, Director of Institute (SOE LKK);
- Dr. Nikoletta NÉMETH PhD Associate Professor, Director of Institute (SOE LKK);
- Dr. István János BARTÓK PhD Associate Professor (SOE LKK);
- Dr. Gábor KERESZTES PhD Associate Professor, Vice Dean (SOE LKK);
- Dr. habil. László KOLOSZÁR PhD Associate Professor (SOE LKK);
- Dr. Károly SZÓKA PhD Associate Professor (SOE LKK);
- Dr. Katalin DIÓSSI PhD Assistant Professor (SOE LKK);
- Dr. Richárd RESPERGER PhD Assistant Professor (SOE LKK).

TARTALOMJEGYZÉK / CONTENTS

1. szekció: Társadalmi kihívások és társadalmi innovációk

Session 1: Social Challenges and Social Innovations

Társadalmi törésvonalak és reziliencia az egyszülős családok körében BUJDOSÓ-KURUCSÓ Alexandra	12
A 70 az új 60? Kit tartunk idősnek napjainkban? TRUNKOS Ildikó	20
Alternatives, Challenges, and Opportunities in the Automotive Industry of the 21st Century János Pál PÁTZAY – Máté NAGY	29
Informális gazdasági kapcsolatok a vidéki térségekben Magyarországon. Összehasonlító vizsgálat, 1998–2024 KULCSÁR László – David L. BROWN – OBÁDOVICS Csilla	38
A nagy nyelvi modellek kreativitásának kérdései a kreatív problémamegoldás tükrében - Koncepcionális kiindulópontok DROBNY-BURJÁN Andrea	47

2. szekció: Turizmus és marketing, fenntartható turizmus

Session 2: Tourism and Marketing, Sustainable Tourism

Petfluencer marketing: Kisállatok mint véleményvezérek a közösségimédia marketingben – Tika the Iggy kutya influencer és Marta Sierra humán influencer Instagram-aktivitásának összehasonlító tartalomelemzése DINGFELDER Patrícia – PAPP-VÁRY Árpád Ferenc	59
Kötelező láthatóságból stratégiai kommunikáció: a hazai fejlesztési programok kommunikációs csomagjainak összehasonlító elemzése HIDASIA Andrea	69
Az élményalapú fenntartható agroturizmus témában végzett bibliometriai áttekintés Az élményalapú fenntartható agroturizmus témában végzett bibliometriai áttekintés BOGNÁR Éva – HOSCHEK Mónika – DUNAY Anna	82
Sztárfutballisták márkaépítése a közösségi médiában – Kvalitatív vizsgálat a digitális jelenlét, a hitelesség és a piaci érték kapcsolatáról MOLNÁR Dominik – PAPP-VÁRY Árpád Ferenc	94
Egy magyar futballszár és személyes márkájának felemelkedése – Szoboszlai Dominik márkaépítésének elemzése a digitális és sportpiaci térben KORIM Dorina – PAPP-VÁRY Árpád Ferenc	111

3. szekció: Fenntarthatósági átmenet és digitális innovációk

Session 3: Sustainability Transition and Digital Innovations

Adatvezérelt fenntarthatóság: ellátási lánc szimulációs labor a zöld döntés szolgálatában SALUSINSZKY András – BUDAI László	127
Sárvár városi erdeinek klímavédelmi szerepe a fenntarthatósági átmenet tükrében KIRÁLY Éva – BOROVIKCS Attila	138
Digitális fejlesztésekkel megoldható környezeti fenntarthatóságot érintő kihívások a hazai agrárinnovációs ökoszisztémával összefüggésben HOLÁN Balázs – SZÓKA Károly – RADÁCSI László	155
Digitalizációs attitűd vizsgálata egyetemi hallgatók körében KERESZTES Gábor – NÉMETH Nikoletta – MÉSZÁROS Katalin	172

4. szekció: Fenntartható pénzügyek – Fenntartható gazdálkodás

Session 4: Sustainable Finance – Sustainable Management

Az ESG múltja, jelene és jövője a magyarországi vállalatok életében SZABÓ Csaba	186
Zöld szemlélet a Soproni Egyetemen NÉMETH Nikoletta – MÉSZÁROS Katalin	201
A fenntartható közúti áruszállítás járművei: kihívások és lehetőségek EGERVÁRI István	213
A várostervezés új kihívásai OSZVALD Ferenc Nándor	227

5. szekció: Global and Regional Aspects of Sustainable Development

Session 5: Global and Regional Aspects of Sustainable Development

Sociocultural Influences on Green Transition: Community Resilience and the Solar Energy Shift in Lebanon Nadine AL AMINE	241
From Barriers to Action: Individual Responsibility and Solutions for Selective Waste Collection in Western Hungary Boglárka KONKA – Veronika LÁSZLÓ – Andrea Magda NAGY – Stefánia Matild TÖREKI – Zsuzsa DARIDA	254
Digital Twins in Sustainable Supply Chain Management: An Exploratory Cross-Case Analysis Magdalena WITTMANN	266
Bridging the Divide: A Systematic Literature Review of Sustainability Pathways for SMEs in Sub-Saharan Africa Amid Global Sustainability Transitions Eulalia ANG'EDU – Katalin DIÓSSI	278

Intermodal Transport, Sustainability, and Security Challenges in South Africa's Automotive Logistics

Anikó RICHTER – Csaba I. HENCZ 296

6. szekció: Sustainable Economy and Management (személyes)

Session 6: Sustainable Economy and Management (in-person)

Toward Zero Waste: Applying the 9R Framework in Sustainable Event Management

Katalin VIGH – Katalin DIÓSSI 308

Essential Steps in Sustainable Corporate Event Management

Katalin VIGH – Katalin DIÓSSI 318

Exploring the Impact of Mountain Tourism Facilities and Activities on Domestic Tourism Consumption and Sustainability of Local Community Livelihoods Community: A Literature Review

Deborah KANGAI – Árpád Ferenc PAPP-VÁRY – Viktória SZENTE 326

Sustainability by Design: User Experience Strategies in Green Tourism Marketing

Nawres DHOUB – Éva BEDNÁRIK 340

Integrált jelentések a magyarországi tőzsdei kibocsátók körében

BARTÓK István János 353

7. szekció: Sustainable Economic Decisions

Session 7: Sustainable Economic Decisions

Analyst Forecast Properties Around IFRS-Based Consolidation: Coverage, Dispersion, and Bias in Morocco

Saddek BAROUD – Anita TANGL 363

Behavioral Finance for Rational and Sustainable Decision-Making Capital Markets - An Analysis of Investor Behavior Using the Example of Wirecard AG

Mathilda STOCKHAUS – Christian BERNER 378

Designing ESG Reports with Nudges: Integrating Behavioural Insights into CFO-Led Sustainability Reporting

Safaâ HOUNA – Lena Lotta STICKEN – Károly SZÓKA 403

Integrating AI-driven Macroeconomic Forecasting with Exchange Rate Hedging: The Case of Japanese Yen

Avaz MAMMADOV – Kanan MAMMADLI – Károly SZÓKA – Balázs István TÓTH 421

Der Einfluss der deutschen § 6b EStG-Rücklagenbildung im internationalen Rechnungslegungsstandart nach IFRS für eine deutsche Personengesellschaft einer multinationalen Unternehmensgruppe

Linda MATTHES – Katalin DIÓSSI – Zsuzsanna SZÉLES 435

Reconceptualizing Organizational Commitment in the Age of Sustainability: A Reflexive Grounded Theory Perspective on Fragmentation and Complexity in the Public Sector Jessica KULCZYCKI – Katalin DIÓSSI	454
Eine kritische Analyse der Vereinbarkeit zwischen Nachhaltigkeit und KI in Unternehmen André HEISLER – Károly SZÓKA	468
8A. szekció: Fenntarthatósági kihívások és innovatív válaszok <i>Session 8A: Sustainability Challenges and Innovative Responses</i>	
Magyar divatipari designer márkák online- és offline megjelenésének elemzése VIZI Noémi	478
Bizalom és hitelesség az influencerszer-marketingben: digitális kommunikáció a kutyaeledel szektorban CSÓTYA Klára – LUKÁCS Rita – PAPP-VÁRY Árpád Ferenc	492
8B. szekció: Fenntarthatósági kihívások és innovatív válaszok <i>Session 8B: Sustainability Challenges and Innovative Responses</i>	
A mesterséges intelligencia lehetőségei a nyugdíjbiztonság területein SZABÓ Zsolt Mihály	511
Virtuális migráció? A távmunka, mint új dimenzió a fenntartható mobilitásban GAÁL Sándor András – OBÁDOVICS Csilla – RESPERGER Richárd	520
Az egészségműveltség fejlesztése a gyógyszertárakban a fenntarthatóság figyelembevételével PORZSOLT Péter – PAPP-VÁRY Árpád Ferenc	535
9. szekció: Sustainable Economy and Management (online) <i>Session 9: Sustainable Economy and Management (online)</i>	
Hidden Fault Lines in Sustainability Transitions: Silence, Commitment, Citizenship and Machiavellianism Andrea MÁTÉ	547
Investigation of Differences in Labour Productivity Between the Visegrád Group Countries (V4) Compared to Germany and the Impact on Their Workers' Wages Andreas HUTH	567
Sustainable Management in Inpatient Long-Term Care in Germany Through Competence-Based Staffing Rita ZÖLLNER – Silke MAGES	581
Overview of Employment Forms of University Students in the Mirror of Changes in Legislation, with Particular Respect to Dual Training in Hungary Tünde FIERS – Ágnes SIKLÓSI – Krisztina A. SISA	599

10. szekció: Sustainability Challenges and Innovations

Session 10: Sustainability Challenges and Innovations

The Concept of Vulnerable Households in European Energy Policy Ágnes VÁRADI	615
Co-Creation and Personalisation in Autonomous Mobility: A Qualitative Exploration of User Expectations Phillipp NOLL – Nils Andreas EIBER	626
How Do ESG Factors Influence Financial Performance in Leading Sustainable Companies? László Zoltán KUCSÉBER	646
Emotional Artificial Intelligence in Interpersonal Leadership: Technological Implementation and Social Impact Nils Andreas EIBER – Rüdiger GRIMM	655
Regulatory AI as Catalyst: Framework for Sustainable Financial Transformation Alexander Maximilian RÖSER – Cedric BARTELT – Ricky WEIß	678

11. szekció: Poszter szekció

Session 11: Poster Session

Organizational Theory in the Context of Climate Change and Potential Application for the Green Transition of the Iron and Steel Industry Beáta BURÓ	696
Quantitative Easing and Its Effects on Economies: A Systemic Literature Review With a European Focus Magnus RADEMACHER	716
Der Wert von Daten als nachhaltige Ressource: Chancen und Risiken im Kontext von Künstlicher Intelligenz Chantal LEISING	744
Csepreg, a boldog utazó desztinációja Vas vármegyében HORVÁTH Kornélia Zsanett	766
A holland körforgásos gazdaság hatása a holland országimázsra KALCSÚ Zoltán – BEDNÁRIK Éva	782
Dróntechnológia a vasúti infrastruktúra szolgálatában: nemzetközi trendek és a hazai tapasztalatok KOLOSZÁR László – IONESCU Astrid	796

Der Wert von Daten als nachhaltige Ressource: Chancen und Risiken im Kontext von Künstlicher Intelligenz

The Value of Data as a Sustainable Resource: Opportunities and Risks in the Context of Artificial Intelligence

Chantal LEISING¹

Doktorandin (*PhD Student*)

Universität Sopron, Alexandre Lamfalussy Fakultät für Wirtschaftswissenschaften, István Széchenyi Doktorandenschule der Wirtschafts- und Organisationswissenschaften, Ungarn (*University of Sopron, Alexandre Lamfalussy Faculty of Economics, István Széchenyi Economics and Management Doctoral School, Hungary*)

Zusammenfassung:

Daten gelten zunehmend als strategische Ressource, deren nachhaltige Nutzung („green-by“) Reichweite, Qualität und Wirkung von Anwendungen Künstlicher Intelligenz (KI) maßgeblich bestimmt. Daten beeinflussen Trainingsfähigkeit, Generalisierbarkeit, Betriebseffizienz („green-in“) und Compliance gleichermaßen und werden damit zum zentralen Hebel für nachhaltige Wertschöpfung. Im Mittelpunkt steht die systematische Bewertung des Datenwerts als nachhaltige Ressource sowie die Einordnung der damit verbundenen Chancen und Risiken im KI-Kontext. Als Grundlage dient eine systematische Literaturrecherche aktueller Beiträge zu Datenökonomie, Wissensmanagement und Nachhaltigkeit. Die Ergebnisse zeigen, dass hochwertige und zugängliche Daten dauerhafte Wettbewerbsvorteile schaffen, insbesondere durch datengetriebene Innovation und Effizienzgewinne. Zugleich wird deutlich, dass Risiken durch Datenmonopole, ethische Verzerrungen sowie ökologische Belastungen aus Speicherung und Verarbeitung aktiv adressiert werden müssen. Nachhaltige Wertschöpfung erfordert belastbare Governance-Strukturen, Interoperabilität und Transparenz entlang des Daten- und Modelllebenszyklus voraus. Insgesamt deutet die Evidenz darauf hin, Datenmanagement als festen Bestandteil nachhaltiger Unternehmensstrategien zu verankern. Dies schafft einen Rahmen, in dem Daten nicht nur kurzfristige Effekte erzeugen, sondern langfristig verantwortungsvoll zur Wertschöpfung beitragen.

Schlüsselwörter: Datenökonomie, Nachhaltigkeit, Künstliche Intelligenz, Datenmanagement
JEL Codes: O33, L86, Q55, Q56, L51

Abstract:

Data is increasingly regarded as a strategic resource whose sustainable use significantly determines the scope, quality, and impact of artificial intelligence (AI) applications. It influences trainability, generalizability, operational efficiency, and compliance in equal measure, making it a key lever for sustainable value creation. The focus is on the systematic assessment of data value as a sustainable resource and the classification of the associated opportunities and risks in the AI context. A systematic literature review of recent contributions on data economy, knowledge management, and sustainability serves as the basis. Findings indicate that high-quality and accessible data can create lasting competitive advantages, particularly through data-driven innovation and efficiency gains. At the same time, it becomes evident that risks arising from data monopolies, ethical distortions, and the environmental impact of storage and processing must be actively addressed. Achieving sustainable value creation requires robust governance structures, interoperability, and transparency throughout the data and model life cycle.

¹ GE63QL@uni-sopron.hu

Overall, the evidence indicates that data management needs to be firmly embedded as an integral part of sustainable corporate strategies. This establishes a framework in which data not only generates short-term effects but also contributes responsibly to value creation in the long term.

Keywords: data economy, sustainability, artificial intelligence, data management

JEL Codes: O33, L86, Q55, Q56, L51

1. Einleitung

Daten und Künstliche Intelligenz (KI) sind in den vergangenen Jahren zu zentralen Treibern der digitalen Transformation avanciert. Sie prägen Wertschöpfung, Wettbewerbsdynamiken und gesellschaftliche Entscheidungsprozesse in nahezu allen Sektoren – von Energie, Mobilität und industrieller Produktion bis hin zu Verwaltung, Gesundheit und Finanzmärkten (Dwivedi et al., 2021). Unternehmen, Plattformen und öffentliche Institutionen bauen datengetriebene KI-Systeme auf, um Prozesse zu automatisieren, Entscheidungen zu unterstützen und neue Geschäftsmodelle zu etablieren. Wer Zugang zu umfangreichen, qualitativ hochwertigen Datenbeständen und skalierbarer KI-Infrastruktur hat, verschafft sich strukturelle Vorteile bei Innovation, Effizienz und Marktdurchdringung (Hartmann & Henkel, 2020).

In der informations- und managementwissenschaftlichen Literatur werden Daten seit längerem als eigenständige Ressource mit spezifischen Eigenschaften diskutiert – etwa Nicht-Rivalität, Skalierbarkeit, Kombinierbarkeit und hohe Kontextabhängigkeit des Werts (Levitin & Redman, 1998; Goodhue et al., 1988). Neuere Arbeiten sprechen von „Data Capital“ und betonen, dass der systematische Aufbau, die Pflege und Nutzung von Datenbeständen zu einem zentralen Kapitalstock der digitalen Ökonomie wird (Rainie et al., 2017; Galperti et al., 2024). Parallel verweisen kritische Perspektiven auf Datafication, Überwachungskapitalismus und Datenkolonialismus darauf, dass Daten nicht nur wirtschaftliche, sondern auch erhebliche politische und gesellschaftliche Implikationen tragen (Zuboff, 2019; Couldry & Mejias, 2019).

Vor dem Hintergrund des Klimawandels und der globalen Nachhaltigkeitsagenda treten zusätzliche Spannungsfelder zutage. Einerseits werden Daten und KI als Hebel zur Erreichung von Nachhaltigkeitszielen positioniert – etwa zur Steigerung von Energieeffizienz, zur Dekarbonisierung von Mobilität und Produktion oder zur besseren Messung und Steuerung von Umwelt- und Sozialindikatoren (Nishant et al., 2020; Pan & Nishant, 2023). Andererseits verursacht der Aufbau und Betrieb datenintensiver KI-Systeme selbst erhebliche ökologische Lasten durch energieintensive Rechenzentren, Hardwareproduktion und wachsende digitale Infrastrukturen (Bolón-Canedo et al., 2024; Liu et al., 2025; Wright et al., 2025).

Die bestehende Literatur beleuchtet damit einerseits Daten als Ressource und strategische Quelle ökonomischen Werts und andererseits die Rolle von KI und digitalen Technologien für Nachhaltigkeit. Was bislang jedoch nur fragmentarisch betrachtet wird, ist die Frage, unter welchen Bedingungen Daten im Kontext von KI als nachhaltige Ressource im engeren Sinne verstanden werden können – also nicht nur als wertschaffender Inputfaktor, sondern als Ressource, deren Nutzung ökologische, ökonomische und soziale Ziele dauerhaft in Einklang bringt (Schmidt & Keil, 2013; Nishant et al., 2020; Hartmann & Henkel, 2020). Insbesondere fehlt eine systematische Verbindung von Ressourcenlogiken (Daten als Ressource/Kapital), Sustainable-/Green-AI-Perspektiven (green-in vs. green-by) und Governance- sowie Machtanalysen von Daten- und KI-Ökosystemen.

Vor diesem Hintergrund verfolgt der Beitrag das Ziel, den Wert von Daten als nachhaltige Ressource im Kontext von KI konzeptionell zu schärfen und die damit verbundenen Chancen und Risiken herauszuarbeiten. Auf Basis einer systematisch angelegten, theoriegeleiteten Literaturübersicht werden zentrale Wertdimensionen, Spannungsfelder und Governance-Herausforderungen entlang datengetriebener KI-Wertschöpfungsketten identifiziert. Im Zentrum stehen vier leitende Forschungsfragen:

1. Wie wird der Wert von Daten im Kontext von KI in der aktuellen Literatur konzeptualisiert und welche Rolle spielt dabei die Idee einer nachhaltigen Ressource?
2. In welchen Anwendungsfeldern und unter welchen Bedingungen leisten datengetriebene KI-Systeme nachweislich Beiträge zu ökologischer und sozialer Nachhaltigkeit („green-by“)?
3. Welche Risiken und negativen Externalitäten entstehen durch die Erzeugung, den Einsatz und die Skalierung datenintensiver KI-Systeme („green-in“), insbesondere im Hinblick auf ökologische Lasten, Bias, Fairness und Machtasymmetrien?
4. Welche Governance- und Marktdesign-Ansätze werden diskutiert, um Daten im KI-Kontext so zu nutzen, dass sie als nachhaltige Ressource im Sinne einer langfristig tragfähigen, gerechten und ökologisch verträglichen Wertschöpfung wirken?

Der Beitrag entwickelt einen Forschungsrahmen mit vier Wertdimensionen, die den Wert von Daten als nachhaltiger Ressource im KI-Kontext strukturieren, und arbeitet diese Dimensionen systematisch und konzeptionell fundiert heraus. Auf dieser Basis überführt er den Rahmen in eine ausführliche, theoriegeleitete und methodisch transparente Analyse, die die identifizierte Forschungslücke schließt.

2. Theoretischer Rahmen

2.1. Daten als Ressource: Von Rohstoff zu „Data Capital“

Frühe Arbeiten im Informationsmanagement haben darauf hingewiesen, dass Daten nicht nur Nebenprodukte operativer Prozesse, sondern eigenständige Ressourcen mit spezifischen Eigenschaften sind (Levitin & Redman, 1998; Goodhue et al., 1988). Im Unterschied zu physischen Ressourcen sind Daten nicht-rival, potenziell beliebig replizierbar und in vielfältigen Kontexten kombinier- und wiederverwendbar. Gleichzeitig ist ihr Wert hochgradig kontextabhängig: Er entsteht erst durch Einbettung in konkrete Entscheidungs- und Wertschöpfungssituationen sowie durch das Zusammenspiel mit komplementären Ressourcen wie analytischen Fähigkeiten, IT-Infrastruktur und Domänenwissen (Levitin & Redman, 1998).

Aus ressourcenorientierter Perspektive ist der Wert einer Ressource nicht nur eine inhärente Eigenschaft, sondern das Ergebnis des Zusammenspiels von Ressourcenmerkmalen, Markt- und Wettbewerbssituation und firmenspezifischer Fähigkeit zur produktiven Nutzung (Schmidt & Keil, 2013). Übertragen auf Daten bedeutet dies: Daten werden dann zu einer wertvollen Ressource, wenn sie für relevante Probleme verfügbar, qualitativ hochwertig, mit anderen Daten- und Wissensbeständen sinnvoll kombinierbar und in organisatorischen Strukturen verankert sind, die ihre Nutzung ermöglichen und steuern (Goodhue et al., 1988; Galperti et al., 2024).

Dieser Transformationsprozess von Rohdaten zu Data Capital lässt sich konzeptionell in drei Phasen untergliedern (siehe *Abbildung 1*). Ausgehend von Rohdaten mit ihren spezifischen Eigenschaften (nicht-rival, replizierbar, kombinierbar) erfolgt die Wertschöpfung durch Integration komplementärer Ressourcen, analytische Fähigkeiten, IT-Infrastruktur, Domänenwissen und organisatorische Verankerung. Das Ergebnis ist Data Capital als strategische Ressource, deren Wert ökonomisch, ökologisch und gesellschaftlich zu bewerten ist.

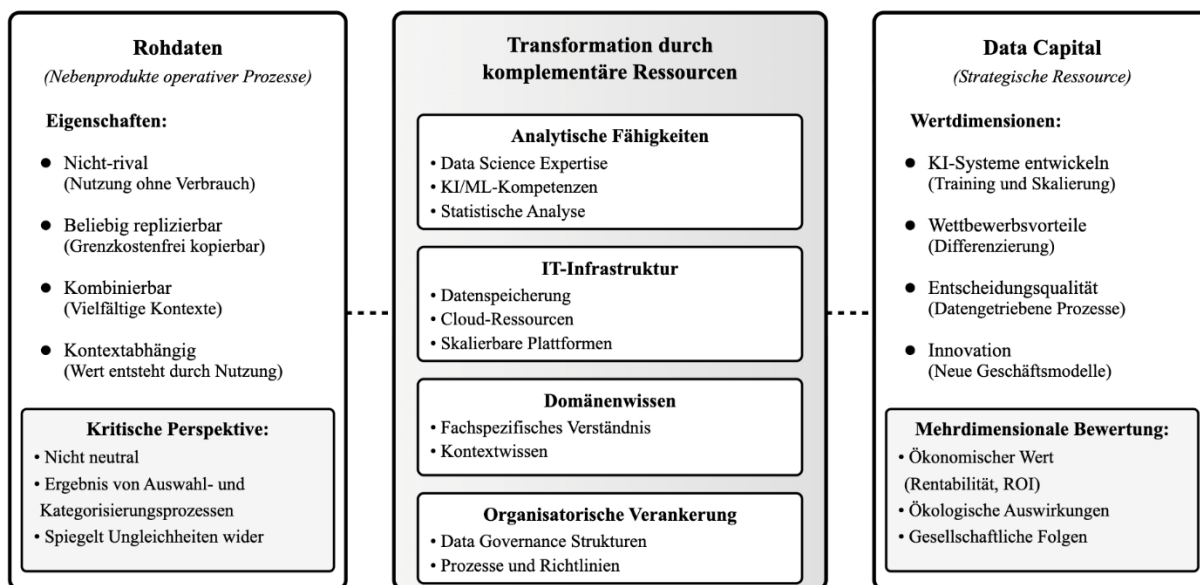


Abbildung 1: Transformation von Rohdaten zu strategischem Data Capital

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Levitin & Redman, 1998; Galperti et al., 2024; Couldry & Mejias, 2019

Neuere Beiträge sprechen in diesem Zusammenhang von „**Data Capital**“ und argumentieren, dass Daten nicht nur als Inputfaktor, sondern als Form von Kapital zu verstehen sind, die – analog zu physischem oder Humankapital – durch Investitionen aufgebaut, gepflegt und strategisch eingesetzt werden muss (Rainie et al., 2017). Die Kombination aus Datenbeständen, analytischen Fähigkeiten und technischen Infrastrukturen bildet ein Kapitalbündel, das Unternehmen ermöglicht, KI-Systeme zu entwickeln, zu trainieren und zu skalieren (Haftor et al., 2024).

Kritische Ansätze erweitern diese Ressourcen- und Kapitallogik um eine macht- und gerechtigkeitstheoretische Komponente: Daten werden als sozio-technische Ressourcen verstanden, deren Erzeugung, Interpretation und Nutzung stets in Machtverhältnisse eingebettet ist (Couldry & Mejias, 2019; Zuboff, 2019). In dieser Perspektive sind Daten nicht neutral, sondern Ergebnis von Auswahl-, Kategorisierungs- und Bewertungsprozessen und spiegeln bestehende Ungleichheiten wider. Der weitere Verlauf des Beitrags knüpft an diese erweiterte Sicht an und versteht Daten im KI-Kontext als Ressource, deren Wert sowohl ökonomisch als auch ökologisch und gesellschaftlich zu bewerten ist.

2.2. Datafication und Überwachungskapitalismus

Der Begriff der **Datafication** beschreibt den Prozess, in dem immer mehr Aspekte individuellen und kollektiven Handelns in digitale Daten übersetzt und damit technisch erfassbar, speicherbar und auswertbar gemacht werden (van Dijck, 2014). Digitale Plattformen, Sensoren, vernetzte Geräte und KI-Systeme erzeugen in Echtzeit umfassende Datenströme über Verhalten, Interaktionen und Zustände. Diese Datafication bildet die Grundlage datengetriebener Geschäftsmodelle, in denen Daten gesammelt, aggregiert, analysiert und in personalisierte Angebote, gezielte Werbung, Risikomodelle oder automatisierte Entscheidungen übersetzt werden (Dwivedi et al., 2021). Der in *Abbildung 2* dargestellte Datafication-Prozess verdeutlicht die Ambivalenz dieser Entwicklung. Während datengetriebene Geschäftsmodelle erhebliche Wertschöpfungspotenziale eröffnen, gehen sie zugleich mit den im Folgenden diskutierten kritischen Implikationen einher.

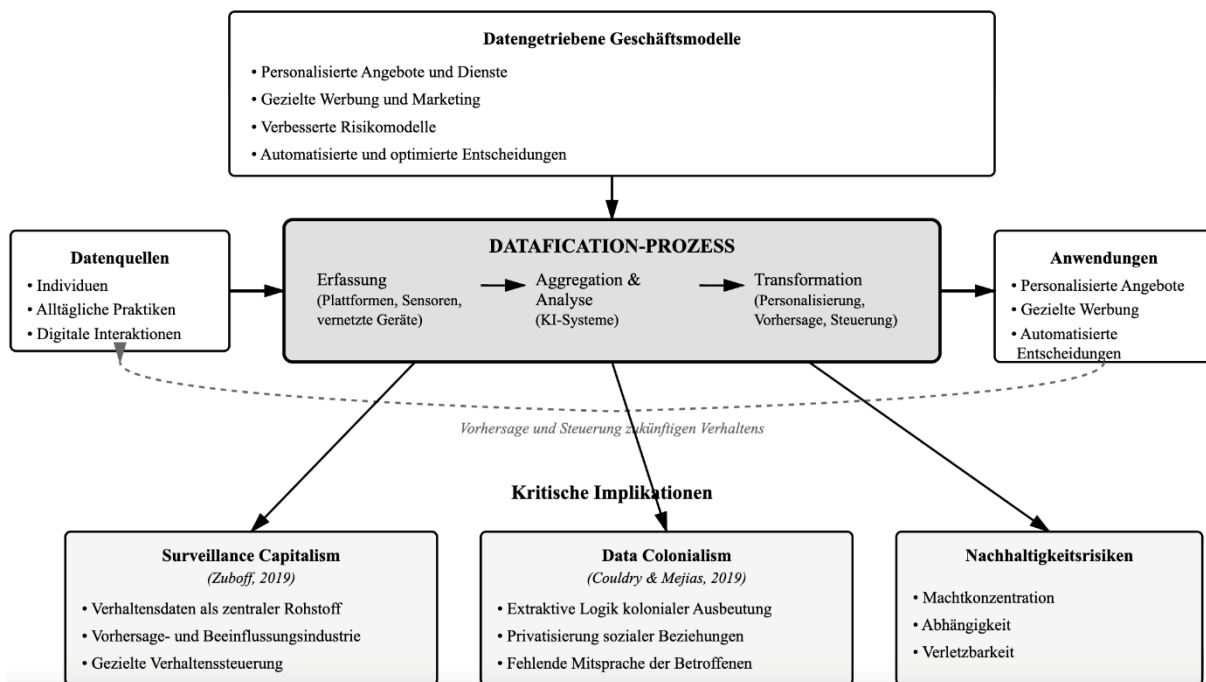


Abbildung 2: Datafication-Prozess: Wertschöpfung und kritische Implikationen

Quelle: Eigene Darstellung

Zuboff beschreibt diese Entwicklung als Entstehung eines „**Surveillance Capitalism (Überwachungskapitalismus)**“, in dem Verhaltensdaten zu einem zentralen Rohstoff für Vorhersage- und Beeinflussungsindustrien werden (Zuboff, 2019). Der Wert von Daten liegt hier nicht nur in der Abbildung 2 vergangener Zustände, sondern in der Fähigkeit, zukünftiges Verhalten vorherzusagen und gezielt zu steuern. Couldry und Mejias sprechen in diesem Zusammenhang von „**Data Colonialism**“, der die extraktive Logik kolonialer Ressourcennutzung auf soziale Beziehungen und digitale Lebenswelten überträgt: Daten werden aus alltäglichen Praktiken herausgezogen, privatisiert und in entfernten Entscheidungszentren monetarisiert, häufig ohne angemessene Gegenleistung oder wirkliche Mitsprache der Betroffenen (Couldry & Mejias, 2019).

Diese Perspektiven sind für das Verständnis von Daten als nachhaltiger Ressource im KI-Kontext zentral. Sie machen deutlich, dass Datafication zwar zusätzliche Wertschöpfungspotenziale erschließt, gleichzeitig aber neue Formen von Machtkonzentration, Abhängigkeit und Verletzbarkeit erzeugt. Aus Nachhaltigkeitsperspektive geht es daher nicht nur um die Frage, wie Daten zur Lösung ökologischer und sozialer Probleme beitragen können, sondern auch darum, wie Überwachungs- und Kontrollpotenziale begrenzt, demokratische Steuerungsfähigkeit gesichert und Gerechtigkeitsaspekte berücksichtigt werden können.

2.3. Nachhaltigkeit im digitalen Kontext

Die Debatte um nachhaltige Digitalisierung und **Sustainable AI** hat in den vergangenen Jahren erheblich an Dynamik gewonnen. Unter dem Schlagwort „**Green AI**“ wird diskutiert, wie sich Energie- und Ressourcenverbrauch von KI-Systemen über deren gesamten Lebenszyklus reduzieren und transparenter machen lassen – etwa durch effizientere Modellarchitekturen, hardwarebewusste Softwareentwicklung, emissionsbezogene Metriken und standardisierte Berichtsformate (Schwartz et al., 2020; Bolón-Canedo et al., 2024; Eilam et al., 2023). Parallel adressiert die Literatur zu „**Digital Sustainability**“ die Frage, wie digitale Technologien so eingesetzt werden können, dass sie ökologische und soziale Nachhaltigkeitsziele unterstützen, etwa

in den Bereichen Energie, Mobilität, Kreislaufwirtschaft oder nachhaltiges Unternehmertum (Pan & Nishant, 2023; Holzmann & Gregori, 2023; Bickley et al., 2025).

Typischerweise wird zwischen zwei Dimensionen unterschieden: „**green-in**“ (ökologische Auswirkungen der Technologie selbst) und „**green-by**“ (Nachhaltigkeitseffekte durch den Einsatz der Technologie in verschiedenen Domänen) (Nishant et al., 2020). Für KI bedeutet das: Einerseits kann der Einsatz von Daten und KI zu Effizienzgewinnen, Emissionsreduktion und besserer Ressourcennutzung führen; andererseits verursacht der Aufbau und Betrieb datenintensiver KI-Systeme selbst erhebliche ökologische Footprints und kann Rebound-Effekte auslösen, wenn Effizienzgewinne in zusätzlichen Verbrauch umschlagen (Wright et al., 2025).

Neben den ökologischen Effekten rückt die Literatur zunehmend auch soziale und ethische Dimensionen in den Vordergrund: Bias und Diskriminierung in KI-Systemen, intransparente Entscheidungslogiken, ungleicher Datenzugang, mentale Belastungen durch permanente Überwachung und algorithmische Kontrolle sowie Fragen nach Mitbestimmung und Verteilung der Wertschöpfung (Dwivedi et al., 2023; Couldry & Mejias, 2019). Nachhaltigkeit im digitalen Kontext umfasst damit nicht nur Umwelt- und Klimafragen, sondern auch Aspekte von Gerechtigkeit, Teilhabe und Selbstbestimmung.

Für diesen Beitrag ist zentral, dass Daten nur dann als **nachhaltige Ressource** verstanden werden können, wenn ihr Einsatz im KI-Kontext sowohl green-in- als auch green-by-Perspektiven berücksichtigt, Governance-Arrangements Machtasymmetrien begrenzen und die Verteilung von Chancen und Risiken über verschiedene Akteursgruppen hinweg reflektiert wird. Der theoretische Rahmen dieses Kapitels bildet die Grundlage für die anschließende Analyse der vier Wertdimensionen in den Ergebnissen.

3. Methodologie

Die Studie basierte auf einer systematisch angelegten, theoriegeleiteten Literaturübersicht, die sich an etablierten Leitfäden für evidenzinformierte Reviews im Management orientierte, ohne den Anspruch eines voll formalisierten Systematic Review im engen Sinne zu erheben (Tranfield et al., 2003; Heil, 2015; Kraus et al., 2020). Ziel war es, die fragmentierte Literatur an der Schnittstelle von Daten als Ressource, Künstlicher Intelligenz und Nachhaltigkeit strukturiert zu bündeln und entlang klar definierter Wertdimensionen zu synthetisieren. Insgesamt wurden 63 Beiträge in den Review-Korpus aufgenommen.

3.1. Ansatz und Review-Design

Ausgehend von den in der Einleitung formulierten Forschungsfragen wurde ein Review-Design gewählt, das eine systematische Datenbanksuche mit einer konzeptzentrierten, theoriegeleiteten Auswertung kombinierte (Tranfield et al., 2003; Webster & Watson, 2002). Der Review wurde als Single-Reviewer-Projekt durchgeführt und versteht sich als systematisch angelegte Literaturübersicht mit SLR-Elementen (Systematic Literature Review), nicht als voll formalisiertes Metareview.

Die vier analytischen Wertdimensionen – (1) Datenqualität und -zugang, (2) ökologische Effizienz der KI-Systeme („green-in“), (3) nachhaltige Anwendungsfelder („green-by“) und (4) Governance-, Markt- und Machtstrukturen – bildeten den konzeptionellen Rahmen sowohl für die Literatursuche als auch für die anschließende Synthese.

3.2. Suche und Auswahl

Die systematische Suche wurde in den für Management- und Wirtschaftsinformatik-Reviews etablierten akademischen Suchsystemen **Scopus**, **Web of Science**, **ACM Digital Library**, **IEEE Xplore** und **ScienceDirect** durchgeführt; **Google Scholar** wurde ausschließlich ergänzend zur Nachrecherche einzelner Beiträge genutzt. Die Suchläufe fanden im Zeitraum **September bis November 2025** statt und fokussierten im Kern Beiträge ab 2010, um die Phase moderner datengetriebener KI und aktueller Nachhaltigkeitsdebatten abzudecken. Ältere Schlüsselarbeiten zu Daten als Ressource, Informationsmärkten und Produktivitätswirkungen wurden gezielt über Zitationsketten ergänzt (Levitin & Redman, 1998; Goodhue et al., 1988; De Loecker & Syverson, 2021).

Die Suchstrategie kombinierte Schlagwörter zu KI, Daten, Wertschöpfung und Nachhaltigkeit, u. a.:

- „AI AND data AND sustainability“,
- „data governance AND AI“,
- „Daten AND Nachhaltigkeit“,
- „data as a resource“ OR „data as an asset“ OR „data as capital“ AND „value creation“ OR „economic value“,
- „data value“ OR „value of data“,
- „data as a sustainable resource“ OR „data as a sustainable asset“,
- „sustainable data“ OR „data sustainability“.

Die Suchstrings wurden pro Datenbank syntaktisch angepasst und iterativ verfeinert, indem Relevanz und Streuung der Treffer überprüft und Begriffskombinationen bei Bedarf geschärft wurden (Heil, 2015).

Die Auswahl erfolgte auf Basis klarer Ein- und Ausschlusskriterien. Eingeschlossen wurden peer-reviewte Beiträge, die

1. einen klaren Bezug zu **Daten und KI** aufwiesen,
2. mindestens eine der vier Wertdimensionen adressierten (Datenqualität/-zugang, green-in, green-by, Governance/Marktdesign) und
3. substantielle theoretische oder empirische Beiträge leisteten.

Ausgeschlossen wurden rein technische Arbeiten ohne Governance- oder Nachhaltigkeitsbezug sowie nicht nachvollziehbare Meinungsbeiträge.

Das Screening erfolgte zweistufig: Zunächst wurden Titel und Abstracts auf Relevanz geprüft, anschließend wurden die verbleibenden Beiträge im Volltext gesichtet. Das gesamte Screening wurde von einer Person durchgeführt; Grenzfälle wurden mehrfach geprüft und mit den Forschungsfragen abgeglichen, wie es für pragmatische, aber systematisch angelegte Reviews empfohlen wird (Okoli, 2015; Kraus et al., 2020).

Zur Ergänzung der Datenbanksuche wurde für zentrale Beiträge zu Daten als Ressource, Datenwert, Sustainable AI und digitaler Nachhaltigkeit eine systematische Backward- und Forward-Zitationssuche durchgeführt (Briscoe et al., 2020). Vorgehen, verwendete Zitationspfade und hinzugekommene Studien wurden in einem Rechercheprotokoll dokumentiert. Auf dieser Basis ergab sich der finale Korpus von **63 Beiträgen**.

3.3. Datenextraktion und Qualitätsbewertung

Die Datenextraktion erfolgte mithilfe konzeptzentrierter Extraktionsmatrizen, wie sie für Literaturreviews im Management- und IS-Kontext empfohlen werden (Webster & Watson, 2002; Bandara et al., 2015). Pro Studie wurden u. a. erfasst:

- Kontext bzw. Domäne (z. B. Energie, Mobilität, Supply Chain, öffentliche Verwaltung),
- Datentypen und Datenzugang (proprietäre Daten, Open Data, Plattform- und Ökosystemdaten, Datenräume, Datentreuhandmodelle),

- Art des KI-Ansatzes (z. B. prädiktive Analytik, Computer Vision, Entscheidungsunterstützungssysteme),
- **green-in-Aspekte** (Energieverbrauch, Infrastrukturbezug, Effizienzmaßnahmen),
- **green-by-Outcomes** (ökologische/soziale Effekte, Nachhaltigkeitsindikatoren, SDG-Bezug),
- Governance- und Marktdesign-Aspekte (Plattformen, Interoperabilität, Portabilität, Datenwert-Ansätze, Regulierung),
- zentrale Befunde zum Wert von Daten als nachhaltiger Ressource und zu Risiken (Bias, Fairness, Machtasymmetrien).

Die Dimensionen der Extraktionsmatrix wurden aus zentralen theoretischen und empirischen Arbeiten abgeleitet: zu Daten als Ressource (Levitin & Redman, 1998; Goodhue et al., 1988), Datenwert (Galperti et al., 2024; Schmidt & Keil, 2013), Datenökosystemen und KI-gestützter Wertschöpfung (Haftor et al., 2024; Toorajipour et al., 2024) sowie nachhaltiger KI und digitaler Nachhaltigkeit (Nishant et al., 2020; Pan & Nishant, 2023; Eilam et al., 2023; Rico et al., 2025).

Ergänzend wurde eine **heuristische Qualitätsbewertung** vorgenommen. Auf Basis von Kriterien wie Transparenz der Datenbasis und Methoden, Angemessenheit des Forschungsdesigns sowie Relevanz für die Forschungsfragen wurden die Studien qualitativ in die Kategorien „hoch“, „mittel“ und „niedrig“ eingeordnet (Petticrew & Roberts, 2006; Bandara et al., 2015; Kraus et al., 2020). Die Einstufung diente nicht als harter Ausschlussmechanismus, sondern als Orientierungsrahmen: Kernaussagen stützten sich primär auf Studien mit mittlerer bis hoher Qualität; Beiträge geringerer Qualität wurden vor allem zur Hypothesenbildung und zur Identifikation von Forschungslücken herangezogen.

3.4. Analyse und Berichterstattung

Die Auswertung folgte einem zweistufigen Vorgehen. Im ersten Schritt wurde der Review-Korpus deskriptiv analysiert: Publikationsjahre, disziplinäre Verortung (Informationssysteme, Management, Sustainability, Computer Science, Entrepreneurship u. a.), Publikationstyp (Journal, Konferenz, Report) und grobe methodische Ausrichtung (konzeptionell, qualitativ, quantitativ, Mixed-Methods) wurden erfasst, um Struktur, Entwicklung und Schwerpunktsetzungen im Feld sichtbar zu machen (Heil, 2015; Kraus et al., 2020).

Im zweiten Schritt wurden die Beiträge konzeptzentriert entlang der vier Wertdimensionen synthetisiert. Die Einträge der Extraktionsmatrix wurden thematisch gebündelt, sodass innerhalb jeder Dimension wiederkehrende Muster, Spannungsfelder und Forschungslücken identifiziert werden konnten (Webster & Watson, 2002; Tranfield et al., 2003). Auf dieser Basis wurde ein übergreifender Rahmen für den Wert von Daten als nachhaltiger Ressource im KI-Kontext entwickelt, der ressourcen- und datenökonomische Perspektiven mit Nachhaltigkeits- und Governance-Perspektiven verknüpft.

Die Berichterstattung folgte etablierten Standards systematisch angelegter Reviews im Management: transparente Darstellung von Such- und Auswahlprozessen, konzeptzentrierte Ergebnisaufbereitung sowie reflektierte Diskussion von Beitrag, Spannungsfeldern und Limitationen (Tranfield et al., 2003; Kraus et al., 2020; Heil, 2015).

4. Ergebnisse

Dieses Kapitel bündelt die zentralen Ergebnisse der Literaturlauswertung. Zunächst wird der Review-Korpus deskriptiv skizziert (4.1). Darauf aufbauend werden vier Wertdimensionen vertieft: ökologische Potenziale („green-by“ und „green-in“) (4.2), Datenqualität, Fairness und Erklärbarkeit (4.3), Governance, Regulierung und Marktdesign (4.4) sowie Marktmacht und Daten-Netzwerkeffekte (4.5).

4.1. Überblick über den Review-Korpus

Die Literaturübersicht stützt sich auf 63 wissenschaftliche Beiträge, die entlang der in Kapitel 3 beschriebenen Such- und Auswahlkriterien identifiziert und vertieft analysiert wurden. Der Großteil dieser Studien ist im Zeitraum seit 2018 erschienen und in Journals und Konferenzbänden der Bereiche Informationssysteme, Management, Sustainability, Computer Science sowie Entrepreneurship verortet. Ergänzend wurden einzelne ältere Arbeiten einbezogen, die für das Verständnis von Daten als Ressource, Informationsmärkten und Produktivitätswirkungen zentral sind (Levitin & Redman, 1998; Goodhue et al., 1988; De Loecker & Syverson, 2021).

Inhaltlich deckt der Korpus vier Themencluster ab: (1) Daten als Ressource, Datenwert und Datenökonomie, (2) nachhaltige und „grüne“ KI, (3) digitale Nachhaltigkeit, datengetriebene Geschäftsmodelle und Entrepreneurship sowie (4) Datenplattformen, Governance-Fragen und Regulierung (Galperti et al., 2024; Nishant et al., 2020; Pan & Nishant, 2023; Hartmann & Henkel, 2020; Basaure et al., 2025). Diese Struktur spiegelt sich in den folgenden Wertdimensionen wider

4.2. Ökologische Potenziale

In ökologischer Perspektive zeigen zahlreiche Studien substanzielle Effizienz- und Emissionsgewinne durch KI-gestützte Prognosen, Optimierungen und Transparenz in Energie, Mobilität, Gebäuden und Kreislaufwirtschaft (Nishant et al., 2020; Pan & Nishant, 2023). In Recycling- und Remanufacturing-Prozessen erhöhen Sensorik und bildbasierte Verfahren des maschinellen Lernens die Sortierqualität und Nachverfolgbarkeit entlang digitaler Datenketten, was Materialkreisläufe messbar verbessert (Tsolakis et al., 2023).

Parallel rückt die green-in-Perspektive den Ressourcenverbrauch datengetriebener KI-Systeme selbst in den Fokus. Green-AI-Arbeiten schlagen Metriken und Methoden vor, um Energieverbrauch, Emissionen und Ressourceneinsatz über den Lebenszyklus von Modellen zu erfassen – etwa über Energie-zu-Performance-Kennzahlen, CO₂-Äquivalente pro Trainingslauf oder standardisierte Berichtsformate (Bolón-Canedo et al., 2024; Eilam et al., 2023). Kompression, Distillation, Pruning und hardwarebewusstes Modell- und Systemdesign reduzieren Trainings- und Inferenzaufwand; Effizienzprinzipien und Power Usage Effectiveness (PUE) in Rechenzentren werden zum physischen Hebel „grüner“ KI (Liu et al., 2025; Wehl et al., 2011).

Gleichzeitig mahnt die Literatur zur Vorsicht vor Rebound-Effekten: Höhere Effizienz kann zu zusätzlicher Nachfrage, neuen datenintensiven Services und wachsendem Computer-Verbrauch führen, sodass Nettoeffekte auf Klima und Ressourcen offen bleiben (Wright et al., 2025). Nachhaltiger Datenwert entsteht daher nur, wenn green-by-Potenziale systematisch gegen green-in-Lasten bilanziert und Rebounds in Geschäftsmodellen, Infrastrukturplanung und Governance adressiert werden. *Abbildung 3* veranschaulicht das Spannungsfeld dieser drei Perspektiven und ihre Integration zu einem nachhaltigen Datenwert.

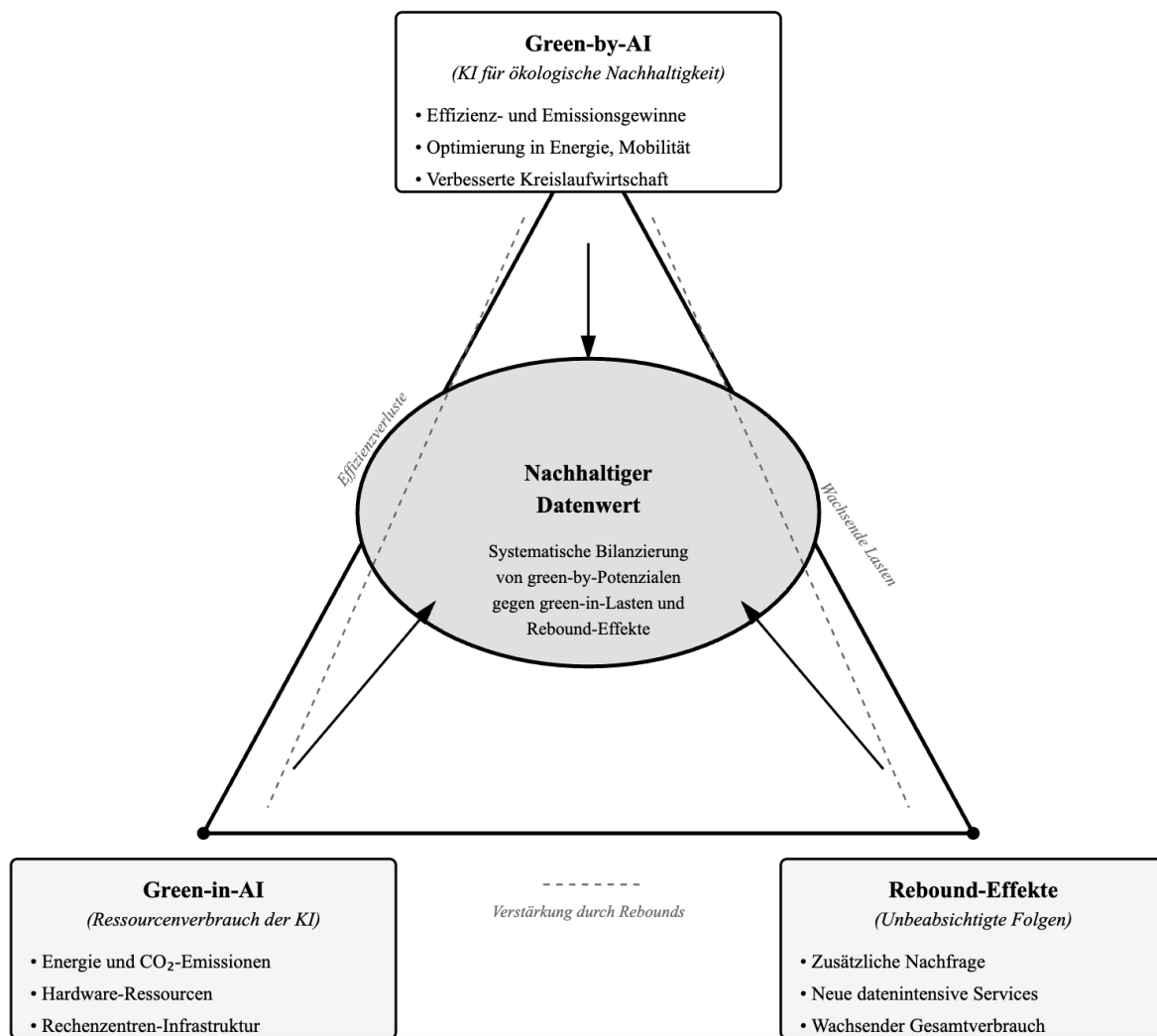


Abbildung 3: Ökologische Nachhaltigkeit datengetriebener KI-Systeme
Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Nishant et al. (2020), Bolón-Canedo et al. (2024) und Wright et al. (2025).

4.3. Datenqualität, Fairness und Erklärbarkeit

Datenqualität erweist sich als zentraler Engpass für nachhaltige KI-Anwendungen. Lückenhafte, verzerrte oder veraltete Datenbestände führen zu fehlerhaften Vorhersagen, schwächen insbesondere SDG-Messlogiken (Sustainable Development Goals) und erhöhen das Risiko diskriminierender Entscheidungen (Nilashi et al., 2023). Nachhaltige Datennutzung verlangt daher Mindeststandards hinsichtlich Verfügbarkeit, Granularität, Aktualität und Messgüte (Levitin & Redman, 1998).

Gleichzeitig betont die Sustainable-AI-Literatur, dass nachvollziehbare Provenienz, Metadaten und dokumentierte Wiederverwendungspfade notwendig sind, um Verantwortung und Haftung im Lebenszyklus von Daten und Modellen operationalisieren zu können (Shen, 2018). Dokumentationsartefakte wie „Datasheets for Datasets“ und „Model Cards“ erhöhen Transparenz und Vergleichbarkeit, indem sie Herkunft, Erhebungslogik, Qualitätsmerkmale, Einsatzgrenzen und bekannte Risiken systematisch ausweisen (Gebru et al., 2021; Mitchell et al., 2019).

Die Literatur zeigt, dass Datenqualität, Fairness und Erklärbarkeit unmittelbar verknüpft sind: Verzerrte Trainingsdaten führen zu verzerrten Modellen. Fehlende Dokumentation erschwert eine faire Bewertung von Risiken und mangelnde Erklärbarkeit unterminiert

Vertrauen und Legitimität datenbasierter Entscheidungen (Dwivedi et al., 2023; Couldry & Mejias, 2019). Daten werden damit nur dann zu einer nachhaltigen Ressource, wenn Qualität, Repräsentativität, Dokumentation und faire Zugangsregeln konsequent mitgedacht und institutionalisiert werden. *Abbildung 4* verdeutlicht diesen Zusammenhang. Die Literatur zeigt, dass Datenqualität, Fairness und Erklärbarkeit unmittelbar verknüpft sind, verzerrte Trainingsdaten führen zu verzerrten Modellen, fehlende Dokumentation erschwert faire Bewertungen und mangelnde Erklärbarkeit schwächt das Vertrauen und die Legitimität in datenbasierte Entscheidungen.

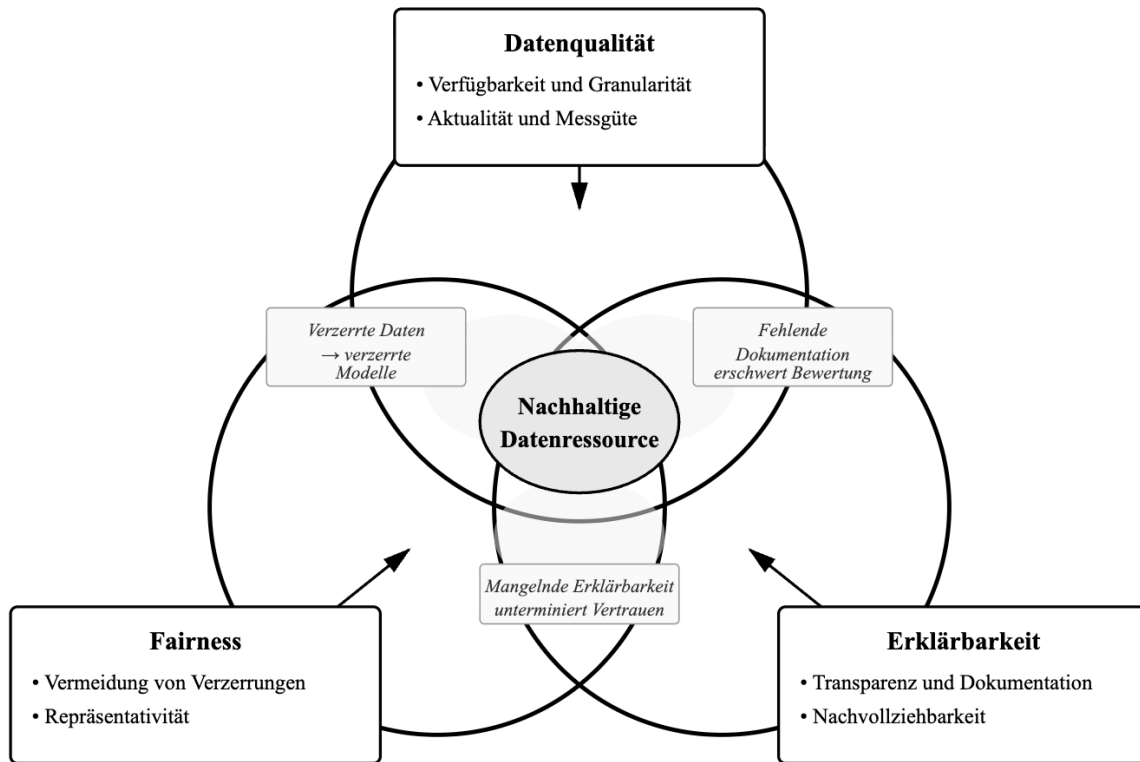


Abbildung 4: Dimensionen nachhaltiger Datennutzung

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Levitin & Redman (1998), Gebru et al. (2021) und Dwivedi et al. (2023).

4.4. Governance, Regulierung und Marktdesign

Auf der Governance-Seite stützen Portabilität, Interoperabilität und Multihoming Wettbewerb und Datendurchlässigkeit, während harte Limits auf Datenkombination die Wertschöpfung und Markt-Contestability dämpfen können, abhängig von der Ausgestaltung des Regimes (Basaure et al., 2025). Daten-Souveränität und Treuhandmodelle adressieren Gemeinwohl-, Macht- und Gerechtigkeitsfragen, bleiben aber in ihrer Wirksamkeit umsetzungs- und kontextabhängig (Rainie et al., 2017). Unternehmen sichern sich zugleich dauerhafte Vorteile über exklusive Datenbestände, was Publikations- und Kooperationsmuster in der KI-Forschung in Richtung „Corporate Science“ verschiebt und Appropriationslogiken stärkt (Hartmann & Henkel, 2020). Risikoadaptive Pflichten – etwa der EU-AI-Act, unabhängige Audits und standardisierte Nachweisartefakte – professionalisieren Rechenschaft über Fairness, Robustheit und Energieprofile entlang des Lebenszyklus (Borges et al., 2021; Eilam et al., 2023). Energie- und CO₂-Transparenzpflichten für Trainings- und Inferenzjobs sowie Mindeststandards für Rechenzentren adressieren den Infrastrukturfokus der Green-in-Debatte (Liu et al., 2025; Wehl et al., 2011). Public-Data-Commons und Datentreuhandmodelle ermöglichen gemeinwohlorientierte

Nutzung unter Wahrung von Souveränität und Zweckbindung, insbesondere in kommunalen und indigenen Kontexten (Rainie et al., 2017)

4.5. Marktmacht und Daten-Netzwerkeffekte

Schließlich prägen Daten-Netzwerkeffekte Marktpositionen und Leistungsfähigkeit KI-basierter Services. Ökonomischer Wert entsteht, wenn wahrgenommener Nutzerwert über datengetriebene Netzwerkeffekte in tragfähige Geschäftsmodelle überführt wird (Borges et al., 2021; Haftor et al., 2024). Der Wert einzelner Datensätze speist sich aus direktem Nutzen und Pooling-Externalitäten; dies wirkt sich auf Vergütung, M&A-Bewertungen und Plattform-Design aus (Galperti et al., 2024). Informations- und Datenmärkte erzeugen zusätzliche Externalitäten, deren Steuerung Regulierung und Marktdesign in den Mittelpunkt rückt (Bergemann & Ottaviani, 2021).

Die Literatur deutet auf eine S-Kurve des Datenwerts hin: In frühen Phasen sind zusätzliche Daten relativ wenig wert, in einer mittleren Phase steigt ihr marginaler Wert stark an, bevor er in gesättigten Märkten abflacht. **Abbildung 5 visualisiert diese Beziehung schematisch.** Auf der horizontalen Achse nimmt Datenmenge und -vielfalt zu, auf der vertikalen Achse steigt Modelleistung bzw. ökonomischer Ertrag. Die Kurve ist **konzeptionell** aus den diskutierten Arbeiten zu Datennetzwerkeffekten, Skalenerträgen und Pooling-Externalitäten abgeleitet und soll verdeutlichen, dass zusätzliche Daten zunächst nur begrenzt Mehrwert generieren, dann überproportional zum Wertzuwachs beitragen und schließlich in eine Phase abnehmender Grenzerträge übergehen (Borges et al., 2021; Galperti et al., 2024; Haftor et al., 2024).

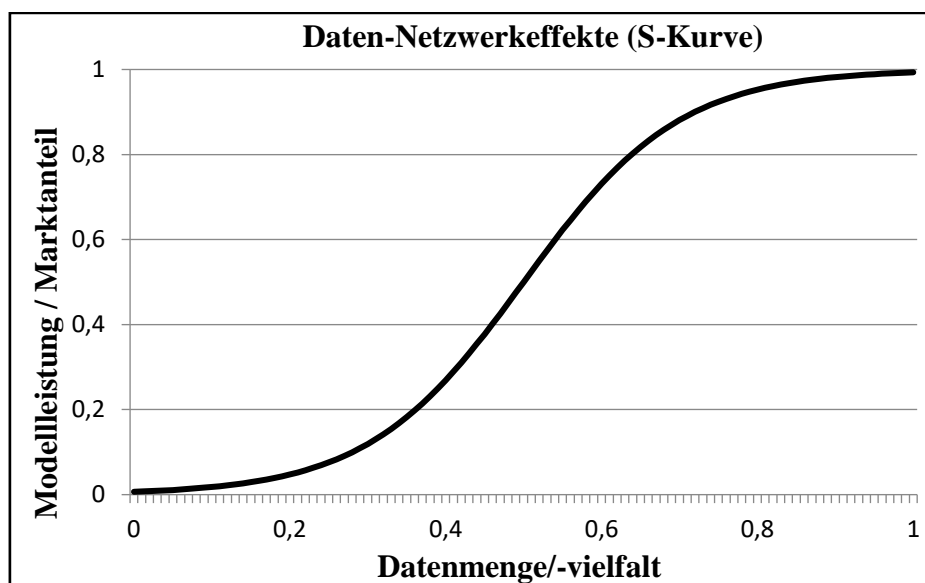


Abbildung 5: Daten-Netzwerkeffekte

Quelle: Eigene Darstellung

In Kombination mit hohen Fixkosten für KI-Infrastruktur begünstigt dies Konzentration von Daten- und Modellkapital bei wenigen Akteuren (Hartmann & Henkel, 2020). Aus Nachhaltigkeitsperspektive entsteht damit ein Spannungsfeld zwischen Skalierung von Nachhaltigkeitslösungen und Risiken dauerhafter Machtkonzentration, das in der Diskussion weiter aufgegriffen wird.

5. Diskussion

5.1. Einordnung der Ergebnisse

Hinsichtlich der Forschungsfragen 1 und 2 zeigt die Analyse, dass der Wert von Daten im KI-Kontext nur dann sinnvoll verstanden werden kann, wenn ressourcenorientierte, nachhaltigkeitsbezogene und governanceorientierte Perspektiven gemeinsam betrachtet werden. Die Literatur konzeptualisiert Daten einerseits als eigenständige Ressource mit spezifischen Eigenschaften wie Nicht-Rivalität, Skalierbarkeit und Kontextabhängigkeit, die im Zusammenspiel mit komplementären Fähigkeiten und Infrastrukturen zu „Data Capital“ verdichtet wird (Levitin & Redman, 1998; Goodhue et al., 1988). Andererseits werden Daten als sozio-technische Ressourcen sichtbar, deren Wert nicht nur ökonomisch, sondern auch ökologisch und gesellschaftlich zu bewerten ist (Schmidt & Keil, 2013; Couldry & Mejias, 2019).

Bezogen auf Forschungsfrage 2 wird deutlich, dass datengetriebene KI-Systeme insbesondere in den Domänen Energie, Mobilität, urbane Infrastruktur, Kreislaufwirtschaft und nachhaltiges Unternehmertum messbare green-by-Effekte generieren können – etwa durch Prognosen, Optimierungen und bessere Transparenz entlang physischer und organisatorischer Wertschöpfungsketten (Nishant et al., 2020; Pan & Nishant, 2023; Holzmann & Gregori, 2023). Diese Effekte sind jedoch massiv von Datenqualität, Zugangsstrukturen und der Gestaltung der zugrunde liegenden Governance-Regime abhängig.

Insgesamt stützen die Ergebnisse den im Beitrag vorgeschlagenen Rahmen: Daten werden im KI-Kontext dann zu einer nachhaltigen Ressource, wenn sie entlang vier Wertdimensionen – Datenqualität und -zugang, ökologische Effizienz (green-in), nachhaltige Anwendungsfelder (green-by) sowie Governance und Marktdesign – konsistent ausgestaltet und gesteuert werden. *Abbildung 6* veranschaulicht diesen Rahmen und verdeutlicht die wechselseitigen Abhängigkeiten zwischen den vier Dimensionen.

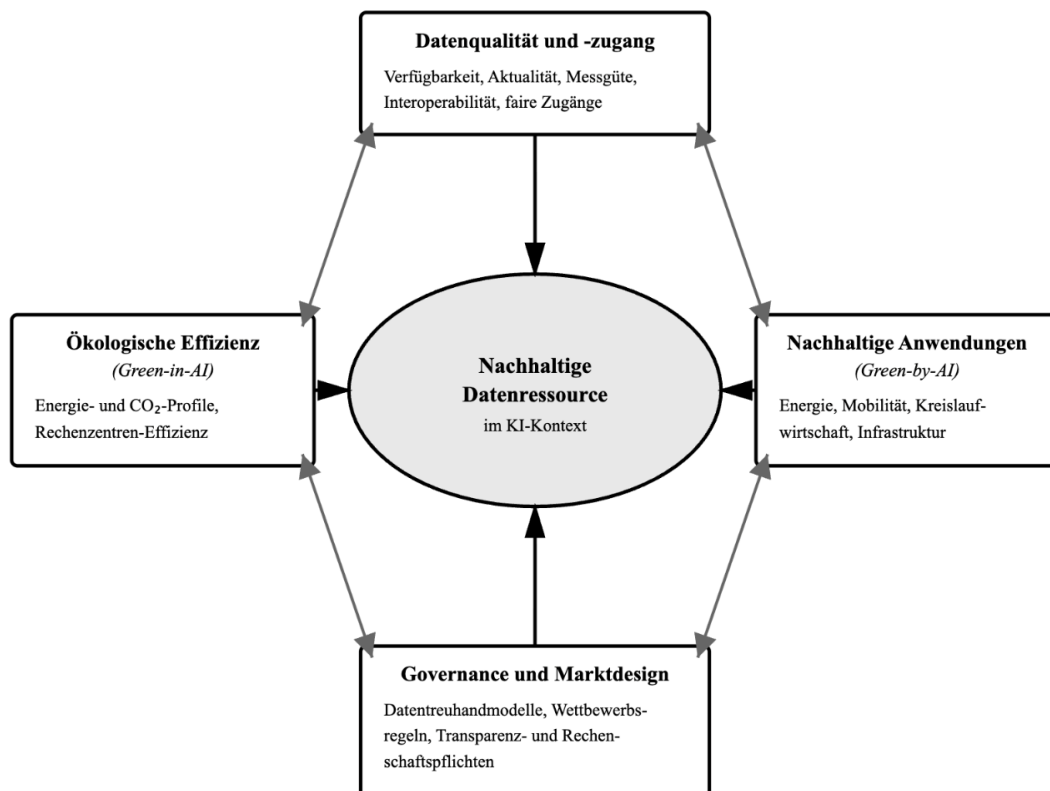


Abbildung 6: Vier Wertdimensionen nachhaltiger Datenressourcen im KI-Kontext
Quelle: Eigene Darstellung

5.2. Theoretische Implikationen

Hinsichtlich Forschungsfrage 1 verdeutlicht die Studie, dass klassische Ressourcenlogiken und neuere Konzepte wie Data Capital um Nachhaltigkeits- und Governanceperspektiven erweitert werden müssen. Datenwert ist nicht nur eine Funktion von Knappheit, Relevanz und Komplementaritäten, sondern auch von Energie- und Ressourceneinsatz, Fairness, Teilhabe und Machtverteilung (Schmidt & Keil, 2013; Galperti et al., 2024; Nishant et al., 2020). Der Beitrag schlägt damit vor, den Begriff „Daten als Ressource“ explizit als **nachhaltige Ressource** zu fassen, deren Wert nur sinnvoll bewertet werden kann, wenn ökologische, soziale und politische Effekte mitgedacht werden.

Zweitens ergänzt die Studie die Sustainable-/Green-AI-Literatur um eine explizite Datenperspektive. Während viele Arbeiten sich auf Modelle, Algorithmen und Hardware fokussieren (Schwartz et al., 2020; Bolón-Canedo et al., 2024; Eilam et al., 2023), zeigt das Review, dass green-in- und green-by-Effekte ohne systematische Betrachtung der Datenressource unvollständig bleiben. Datenqualität, Dokumentation, Zugangsrechte und Governance erweisen sich als zentrale Stellschrauben für nachhaltige KI-Effekte.

Drittens verknüpft der Beitrag Macht- und Governance-Analysen von Datafication, Überwachungskapitalismus und Plattformökonomien mit einer wertorientierten Perspektive auf Daten. Daten werden als Infrastruktur politischer Ökonomie sichtbar, in der Wettbewerbsregime, Zugangsregeln und institutionelle Arrangements darüber entscheiden, ob Datenkapital zu Innovation, Nachhaltigkeit und Teilhabe beiträgt oder primär Machtkonzentration und extraktive Geschäftsmodelle stabilisiert (Zuboff, 2019; Hartmann & Henkel, 2020; Basaure et al., 2025).

5.3. Praktische Implikationen für Organisationen

Bezogen auf Forschungsfragen 2 und 3 lassen sich für Organisationen vier zentrale Handlungsfelder ableiten, die den Wert von Daten als nachhaltige Ressource konkretisieren. Erstens müssen Unternehmen ihr **Green-in-Portfolio** aktiv steuern: KI-Use-Cases, Modelle und Infrastruktur sollten systematisch hinsichtlich Energie- und Ressourcenprofil bewertet und über Effizienzmetriken (z. B. Energie pro Inferenz, CO₂-Emissionen pro Training, PUE-Werte von Rechenzentren) gemanagt werden (Bolón-Canedo et al., 2024; Liu et al., 2025).

Zweitens ist **Datenqualität und Dokumentation** als strategische Aufgabe zu verstehen. Datenmanagement umfasst nicht nur Speicherung und Zugriff, sondern Kuration, Metadaten, Provenienz, Transparenz über Erhebungslogik sowie Wiederverwendungspfade. Artefakte wie „Datasheets for Datasets“ und „Model Cards“ bieten hierfür konkrete Referenzpunkte und sollten in Governance-Prozesse und Entwicklungspraktiken integriert werden (Levitin & Redman, 1998; Gebru et al., 2021; Mitchell et al., 2019).

Drittens müssen Organisationen **Wettbewerb und Zugang** aktiv mitgestalten. In datengetriebenen Ökosystemen sind Interoperabilität, Datenportabilität und faire Zugangskonditionen entscheidend, um sowohl Innovation als auch nachhaltige Nutzung zu ermöglichen. Datentreuhandmodelle, Datenräume und kooperative Governance-Strukturen können helfen, Machtasymmetrien zu begrenzen und Wertschöpfung fairer zu verteilen (Rainie et al., 2017; Pan & Nishant, 2023; Basaure et al., 2025).

Viertens sollten Organisationen **Rebounds und Risiken** aktiv managen. Effizienzgewinne können zusätzlichen Verbrauch, neue datenintensive Geschäftsmodelle und steigenden Computer-Bedarf auslösen. Neben technischen KPIs sind daher Nachhaltigkeitsindikatoren und Risiko-Monitoring erforderlich, um unerwünschte Nebeneffekte frühzeitig zu erkennen und gegenzusteuern (Wright et al., 2025; Nishant et al., 2020).

5.4. Politik- und Regulierungsimplicationen

Hinsichtlich Forschungsfrage 4 unterstreicht die Analyse, dass Governance- und Regulierungsansätze den Wert von Daten als nachhaltige Ressource maßgeblich mitbestimmen. Ein zentrales Ergebnis ist, dass wettbewerbs-, daten- und energiepolitische Instrumente stärker integriert gedacht werden müssen. Rechtsrahmen wie Daten-Governance-Ansätze, KI-Regulierung und Initiativen zu Datenräumen definieren zentrale Bedingungen für Zugang, Interoperabilität, Haftung, Transparenz und Rechenschaftspflichten (Basaure et al., 2025; Dwivedi et al., 2021). Erstens machen die Befunde deutlich, dass **Datenzugangs- und Interoperabilitätsregime** zentral sind, um sowohl Innovation als auch Nachhaltigkeit zu ermöglichen. Vorgaben zu Datenportabilität, offene Schnittstellen und Standards für Datenräume können Markteintrittsbarrieren senken und die Wiederverwendung von Daten für Nachhaltigkeitszwecke erleichtern, erfordern aber sorgfältige Ausgestaltung, um Datenschutz, geistige Eigentumsrechte und Datensouveränität zu wahren (Rainie et al., 2017; Pan & Nishant, 2023).

Zweitens werden **risikoadaptive Governance-Mechanismen** für KI-Systeme zunehmend als notwendiger Standard sichtbar. Risikobasierte Einstufungen, unabhängige Audits und standardisierte Nachweisartefakte für Fairness, Robustheit und Energieprofile entlang des Lebenszyklus sind zentrale Hebel, um Vertrauen zu schaffen und negative Externalitäten zu begrenzen (Borges et al., 2021; Eilam et al., 2023).

Drittens zeigen die Befunde, dass **Energie- und Klimapolitik** für digitale Infrastrukturen konkretisiert werden muss. Mindeststandards für Rechenzentren, Energie- und CO₂-Reportingpflichten für KI-Workloads sowie Anreizsysteme für energieeffiziente Architekturen sind notwendig, um die green-in-Seite datenintensiver KI-Systeme in den Griff zu bekommen (Liu et al., 2025; Weihl et al., 2011).

5.5. Zentrale Spannungsfelder

Bezogen auf Forschungsfrage 3 werden mehrere strukturelle Spannungsfelder sichtbar, die die nachhaltige Nutzung von Daten im KI-Kontext prägen. Ein erstes Spannungsfeld besteht zwischen **Offenheit und Souveränität**. Einerseits erhöhen offene Daten und Datenräume die Chancen, nachhaltige Anwendungen zu skalieren; andererseits erfordern Datenschutz, Gemeinwohlinteressen und kollektive Souveränität differenzierte Zugriffsregime und Datentreuhandmodelle (Rainie et al., 2017; Pan & Nishant, 2023). Zudem ist Offenheit kein Selbstzweck, sondern muss über Governance-Lösungen so gestaltet werden, dass sie Teilhabe ermöglicht, ohne Schutzinteressen zu unterlaufen.

Ein zweites Spannungsfeld liegt zwischen **Effizienz und Rebound**. Effizienzgewinne durch KI können den Ressourcenverbrauch senken, aber gleichzeitig zusätzliche Nachfrage, neue datenintensive Services induzieren (Wright et al., 2025). Effizienzmetriken allein genügen nicht, eine nachhaltige Steuerung erfordert explizites Rebound-Management über Geschäftsmodelle, Preissignale und regulatorische Leitplanken.

Ein drittes Spannungsfeld ergibt sich aus **Zentralisierung versus Dezentralität**. Zentralisierte Plattformen und Cloud-Strukturen bieten Skaleneffekte und koordinierte Governance, verstärken aber die Konzentration von Daten- und Modellkapital und damit Marktmacht (Hartmann & Henkel, 2020). Dezentralere Modelle – etwa föderierte Datenräume oder Datenkooperativen – verteilen Kontrolle und Wertschöpfung breiter, sind aber koordinations- und governanceintensiver (Pan & Nishant, 2023). Nachhaltige Datennutzung wird weniger eine technische als eine institutionelle Gestaltungsaufgabe, die spezifische Hybridformen aus Zentralisierung und Dezentralität erfordert. *Abbildung 7* systematisiert diese drei strukturellen Spannungsfelder und verdeutlicht, dass nachhaltige Lösungen jeweils im Gestaltungsraum zwischen den Polen liegen müssen.

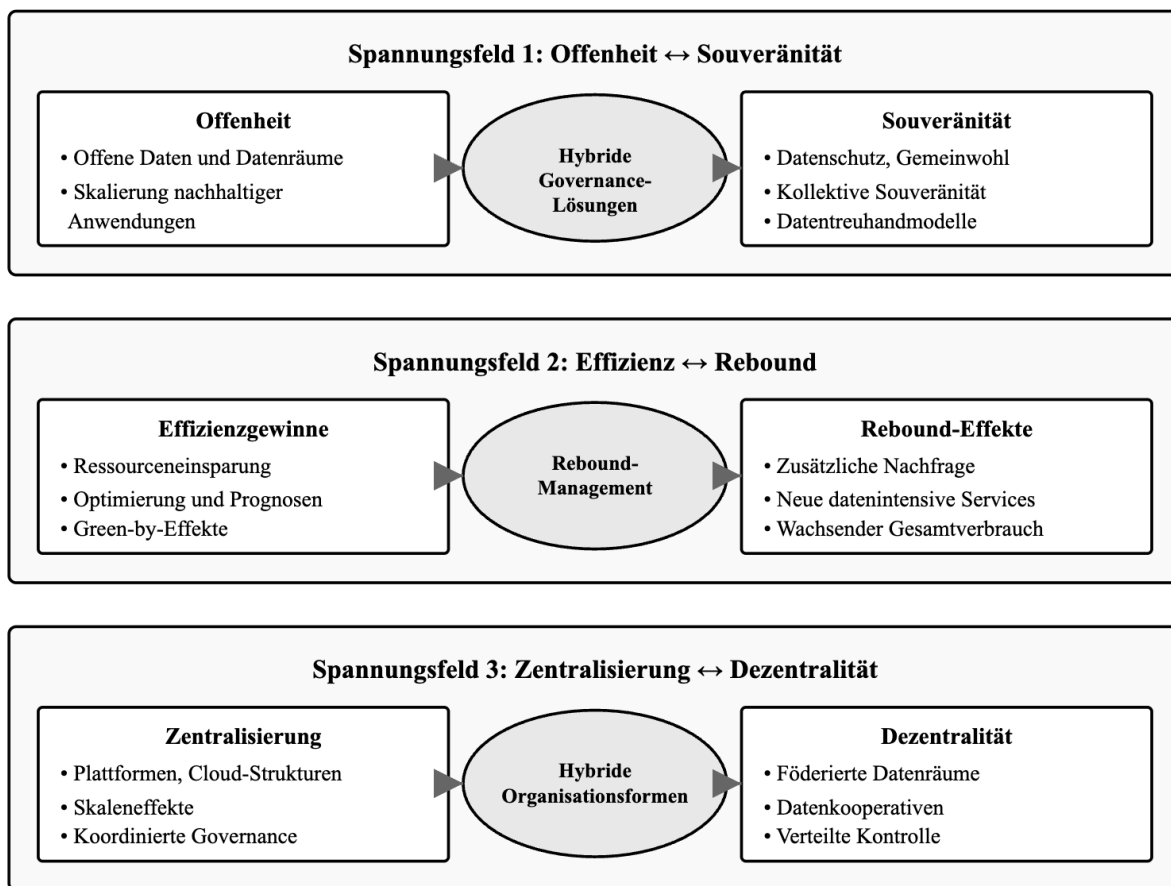


Abbildung 7: Zentrale Spannungsfelder nachhaltiger Datennutzung
Quelle: Eigene Darstellung

5.6. Kontext- und Rahmenbedingungen nachhaltiger Datennutzung

Die Beantwortung der Forschungsfragen zeigt, dass der Wert von Daten als nachhaltige Ressource stark von sektoralen, räumlichen und institutionellen Kontextbedingungen abhängt. In Sektoren mit klaren Nachhaltigkeitsindikatoren und hohen Hebeln – etwa Energie, Mobilität und urbane Infrastruktur – lassen sich green-by-Effekte datengetriebener KI-Systeme vergleichsweise gut erfassen und steuern (Nishant et al., 2020). In fragmentierten, datenarmen oder politisch sensiblen Domänen – etwa Teilen der öffentlichen Verwaltung oder im Gesundheitsbereich – sind Datengrundlagen, Governance-Arrangements und Legitimationsanforderungen deutlich komplexer.

Hinzu kommen Unterschiede zwischen hochdigitalisierten Ökonomien und Kontexten des Globalen Südens. In entwickelten Ländern sind zwar digitale Infrastrukturen und Datenvolumina hoch, zugleich aber Rebound-Risiken und Lock-in-Effekte ausgeprägt. In Entwicklungs- und Schwellenländern stehen häufig Basiskapazitäten, Datenzugänge und Machtasymmetrien zwischen lokalen Akteuren und globalen Plattformen im Vordergrund (Couldry & Mejias, 2019; Kshetri, 2021). Nachhaltige Datennutzung im KI-Kontext erfordert daher differenzierte Lösungsansätze, die lokale Governance-Fähigkeiten, Infrastrukturniveaus und rechtliche Rahmenbedingungen berücksichtigt.

Schließlich spielen institutionelle Rahmenbedingungen – etwa Wettbewerbspolitik, Datenschutzrecht, Energie- und Klimapolitik sowie Sektorregulierung – eine zentrale Rolle. Sie bestimmen, ob Datenräume, Datentreuhandmodelle und nachhaltige Geschäftsmodelle überhaupt entstehen oder skaliert werden können (Basaure et al., 2025; Rainie et al., 2017). Ob Daten im KI-Kontext als nachhaltige Ressource wirken, ist weniger eine Frage einzelner technischer

Lösungen, sondern das Ergebnis kontextspezifischer Konfigurationen aus Regulierung, Institutionen, Infrastruktur und organisationalen Fähigkeiten.

5.7. Implikationen für die Forschungsagenda

In Bezug auf alle vier Forschungsfragen ergibt sich eine Reihe von Forschungslücken, die über den bestehenden Stand der Literatur hinausweisen. Erstens besteht Bedarf an **empirischen Studien zu Messkonzepten des Datenwerts unter Nachhaltigkeitsbedingungen**. Während ökonomische Arbeiten ex-ante- und ex-post-Datenwert formal modellieren (Galperti et al., 2024; Schmidt & Keil, 2013), fehlen belastbare Operationalisierungen, die ökologische und soziale Effekte systematisch einbeziehen. Zukünftige Forschung sollte hier interdisziplinäre Bewertungsrahmen und Kennzahlen entwickeln und in realen Daten- und KI-Projekten testen.

Zweitens sind **Longitudinalstudien zu Rebound-Effekten und Netto-Nachhaltigkeitseffekten von KI-Systemen** erforderlich. Bisherige Arbeiten weisen zwar auf Rebound-Risiken hin (Wright et al., 2025), es fehlen jedoch systematische, datengestützte Analysen, wie sich Effizienzgewinne und Nachfrageeffekte über Zeit und Sektoren hinweg konkret auswirken.

Drittens sollten **Governance- und Marktdesign-Ansätze für Datenräume und Datentreuhandmodelle** stärker empirisch untersucht werden. Aktuelle Konzepte sind häufig normativ oder konzeptionell (Rainie et al., 2017; Pan & Nishant, 2023; Basaure et al., 2025). Zukünftige Forschung kann hier durch Fallstudien, Vergleichsanalysen und Design-Science-Ansätze aufzeigen, welche Governance-Formen in welchen Kontexten tragfähig, skalierbar und gerecht sind.

Viertens ergibt sich eine Agenda im Bereich **„Data Forgetting“ und nachhaltiges Datenlebenszyklus-Management**. Erste Arbeiten diskutieren technische und organisatorische Ansätze zum gezielten Vergessen von Daten (Rico et al., 2025), doch die Implikationen für Datenwert, Compliance und Nachhaltigkeit sind bislang kaum empirisch erforscht. Hier bietet sich ein Forschungsprogramm an, das technische, rechtliche und ökonomische Perspektiven integriert.

Schließlich wäre fünftens eine stärkere **Verknüpfung von Sustainable-AI- und Entrepreneurship-/Innovationsforschung** sinnvoll. Studien zu digitaler Nachhaltigkeit und nachhaltigem Unternehmertum betonen die Rolle digitaler Plattformen und datengetriebener Geschäftsmodelle (Holzmann & Gregori, 2023; Bickley et al., 2025). Künftige Forschung sollte systematisch untersuchen, wie Start-ups und etablierte Unternehmen Datenwert, Nachhaltigkeit und Governance in Innovationsprozessen balancieren und welche Erfolgsfaktoren sich daraus ableiten lassen.

5.8. Limitationen und zukünftige Forschung

Die Studie unterliegt mehreren Limitationen. Erstens handelt es sich um eine systematisch angelegte, aber von einer Person durchgeführte Literaturübersicht. Künftige Forschung könnte auf einem mehrköpfigen Review-Team, formalen Qualitätsschemata und gegebenenfalls Metaanalysen aufbauen (Tranfield et al., 2003; Okoli, 2015).

Zweitens fokussiert der Review auf englischsprachige, peer-reviewte Literatur aus ausgewählten Datenbanken. Regionale, sprachliche und graue Literatur – etwa Policy-Reports, technische Whitepaper oder nicht indizierte Journals – sind nur begrenzt abgedeckt. Dies kann zu Verzerrungen in Bezug auf Regionen, Sektoren und Regulierungsansätze führen (Gusenbauer & Haddaway, 2020).

Drittens ist das Feld dynamisch: Neue technische Entwicklungen, Governance-Modelle und Regulierungsvorhaben verändern den Kontext datengetriebener KI-Nutzung in kurzer Taktung. Die Ergebnisse sind daher als Momentaufnahme zu verstehen, die regelmäßige Aktualisierung verlangt (Nishant et al., 2020; Wright et al., 2025).

6. Fazit

Der Beitrag zeigt, dass Daten im Kontext von KI nicht als neutrale technische Artefakte, sondern als sozio-technische Ressourcen zu verstehen sind, deren Wert, Risiken und Wirkungen durch menschliche Praktiken, institutionelle Regeln und gesellschaftliche Aushandlungen geprägt werden. Auf Basis der systematisch angelegten Literaturübersicht wurden vier Wertdimensionen herausgearbeitet, entlang derer sich der Wert von Daten als nachhaltige Ressource im KI-Kontext strukturieren lässt:

- (1) **Datenqualität und Datenzugang,**
- (2) **ökologische Effizienz der KI-Systeme („green-in“),**
- (3) **nachhaltige Anwendungsfelder und Wirkungen („green-by“)**
- (4) **Governance-, Markt- und Machtstrukturen.**

Hinsichtlich dieser vier Dimensionen wird deutlich, dass Daten und KI beträchtliche Potenziale für ökologische Effizienz, soziale Innovation und organisatorische Resilienz eröffnen. In Bereichen wie Energie, Mobilität, urbanen Infrastrukturen, Kreislaufwirtschaft und nachhaltigem Unternehmertum können datengetriebene KI-Systeme dazu beitragen, Ressourcenverbräuche zu senken, Emissionen zu reduzieren und komplexe Nachhaltigkeits Herausforderungen besser zu verstehen und zu steuern. Gleichzeitig macht die Auswertung deutlich, dass dieselben Mechanismen, die Wert schaffen, auch erhebliche Risiken erzeugen: energieintensive Infrastrukturen und Rebound-Effekte, algorithmische Verzerrungen und Ungleichbehandlung, intransparente Entscheidungslogiken, asymmetrische Datenzugänge sowie die Konzentration von Daten- und Modellkapital bei wenigen Akteuren.

Damit ist der Wert von Daten als nachhaltige Ressource im KI-Kontext kein technisches Faktum, sondern das Ergebnis bewusster Gestaltung. Organisationen müssen Datenmanagement, Datenqualität und Dokumentation als strategische Aufgaben begreifen, ihre KI-Portfolios entlang von Energie-, Ressourcen- und Rebound-Kriterien steuern und Governance-Strukturen etablieren, die Fairness, Transparenz und Rechenschaftspflichten absichern. Politik und Regulierung stehen vor der Aufgabe, Wettbewerbs-, Daten- und Energiepolitik zu integrieren, Datenräume und Datentreuhandmodelle handlungsfähig auszugestalten und geeignete Rahmenbedingungen für verantwortliche, nachhaltige Datennutzung zu schaffen. Die Forschung ist gefordert, Bewertungsrahmen, Messkonzepte und Governance-Designs weiterzuentwickeln, die Datenwert, Nachhaltigkeit und Machtverhältnisse systematisch zusammenführen.

Ob Daten im Kontext von KI künftig zum Hebel einer nachhaltigen Transformation oder zum Verstärker bestehender ökologischer, sozialer und politischer Ungleichheiten werden, hängt letztlich nicht von der Technik allein ab, sondern davon, wie konsequent Datenqualität und Zugangsrechte, ökologische Effizienz, Governance-Regime und Marktdesign in der Praxis konkret ausgestaltet, durchgesetzt und weiterentwickelt werden.

Literaturverzeichnis

- Bandara, W., Furtmueller, E., Gorbacheva, E., Miskon, S., & Beekhuyzen, J. (2015). Achieving rigor in literature reviews: Insights from qualitative data analysis and tool-support. *Communications of the Association for Information Systems*, 37, 154–204. <https://doi.org/10.17705/1cais.03708>
- Basaure, A., Töyli, J., & Mähönen, P. (2025). Regulating data platforms from a value of data approach. *Digital Policy, Regulation and Governance*, 27(3), 369–385. <https://doi.org/10.1108/DPRG-06-2024-0119>
- Bergemann, D., & Ottaviani, M. (2021). Information markets and nonmarkets. *Handbook of Industrial Organization*, 4(1), 593–672. <https://doi.org/10.1016/bs.hesind.2021.11.008>

- Bickley, S. J., Macintyre, A., & Torgler, B. (2025). Artificial intelligence and big data in sustainable entrepreneurship. *Journal of Economic Surveys*, 39(1), 103–145. <https://doi.org/10.1111/joes.12611>
- Bolón-Canedo, V., Morán-Fernández, L., Cancela, B., & Alonso-Betanzos, A. (2024). A review of green artificial intelligence: Towards a more sustainable future. *Neurocomputing*, 599, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.128096>
- Borges, A. F. S., Laurindo, F. J. B., Spínola, M. M., Gonçalves, R. F., & Mattos, C. A. (2021). The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. *International Journal of Information Management*, 57, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102225>
- Briscoe, S., Bethel, A., & Rogers, M. (2020). Conduct and reporting of citation searching in Cochrane systematic reviews: A cross-sectional study. *Research Synthesis Methods*, 11(2), 169–180. <https://doi.org/10.1002/jrsm.1355>
- Broadway, E., Lee, J. K. L., & Weiland, M. (2024). Sustainable AI: Experiences, challenges & recommendations. *Proceedings of SC 2024-W: Workshops of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis*, 1805–1814. <https://doi.org/10.1109/SCW63240.2024.00227>
- Couldry, N., & Mejias, U. A. (2019). Data colonialism: Rethinking Big Data's relation to the contemporary subject. *Television and New Media*, 20(4), 336–349. <https://doi.org/10.1177/1527476418796632>
- Cruz, L., Fernandes, J. P., Kirkeby, M. H., Martínez-Fernández, S., Sallou, J., Anwar, H., Barba Roque, E., Bogner, J., Castaño, J., Castor, F., Chasmawala, A., Cunha, S., Feitosa, D., González, A., Jedlitschka, A., Lago, P., Muccini, H., Oprescu, A., Rani, P., & Yamshchikov, I. P. (2025). Greening AI-enabled systems with software engineering: A research agenda for environmentally sustainable AI practices. *ACM SIGSOFT Software Engineering Notes*, 50(3), 14–23. <https://doi.org/10.1145/3743095.3743099>
- De Loecker, J., & Syverson, C. (2021). An industrial organization perspective on productivity. *Handbook of Industrial Organization*, 4(1), 141–223. <https://doi.org/10.1016/bs.hesind.2021.11.003>
- Dennehy, D., Griva, A., Pouloudi, N., Mäntymäki, M., & Pappas, I. (2023). Artificial intelligence for decision-making and the future of work. *International Journal of Information Management*, 69, 1–4. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102574>
- Dijck, J. van. (2014). Datafication, dataism and dataveillance: Big Data between scientific paradigm and ideology. *Surveillance & Society*, 12(2), 197–208. <https://doi.org/10.24908/ss.v12i2.4776>
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A., Galanos, V., Ilavarasan, P. V., Janssen, M., Jones, P., Kar, A. K., Kizgin, H., Kronemann, B., Lal, B., Lucini, B., & Williams, M. D. (2021). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 1–42. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
- Eilam, T., Bello-Maldonado, P. D., Bhattacharjee, B., Costa, C., Lee, E. K., & Tantawi, A. (2023). Towards a methodology and framework for AI sustainability metrics. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Sustainable Computer Systems* (pp. 1–7). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3604930.3605715>

- Galperti, S., Levkun, A., & Perego, J. (2024). The value of data records. *Review of Economic Studies*, 91(2), 1007–1038. <https://doi.org/10.1093/restud/rdad044>
- Geburu, T., Morgenstern, J., Vecchione, B., Vaughan, J. W., Wallach, H., Daumé, H., & Crawford, K. (2021). Datasheets for datasets. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.09010>
- Goodhue, D. L., Quillard, J. A., & Rockart, J. F. (1988). Managing the data resource: A contingency perspective. *MIS Quarterly*, 373–392. <https://doi.org/10.2307/249204>
- Gusenbauer, M., & Haddaway, N. R. (2020). Which academic search systems are suitable for systematic reviews or meta-analyses? *Research Synthesis Methods*, 11(2), 181–217. <https://doi.org/10.1002/jrsm.1378>
- Haftor, D. M., Costa-Climent, R., & Ribeiro-Navarrete, S. (2024). Firms' use of predictive artificial intelligence for economic value creation and appropriation. *International Journal of Information Management*, 79, 1–33. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2024.102836>
- Hartmann, P., & Henkel, J. (2020). The rise of corporate science in AI: Data as a strategic resource. *Academy of Management Discoveries*, 6(3), 359–381. <https://doi.org/10.5465/amd.2019.0043>
- Hiniduma, K., Byna, S., & Bez, J. L. (2025). Data readiness for AI: A 360-degree survey. *ACM Computing Surveys*, 57(9), 1–33. <https://doi.org/10.1145/3722214>
- Holzmann, P., & Gregori, P. (2023). The promise of digital technologies for sustainable entrepreneurship: A systematic literature review and research agenda. *International Journal of Information Management*, 68, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102593>
- Heil, J. E. (2021). *Methode der systematischen Literaturrecherche*. Justus-Liebig-Universität Giessen. <https://doi.org/10.22029/jlupub-17189>
- Kaiser, C., Stocker, A., Viscusi, G., Fellmann, M., & Richter, A. (2021). Conceptualising value creation in data-driven services: The case of vehicle data. *International Journal of Information Management*, 59, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102335>
- Kraus, S., Breier, M., & Dasí-Rodríguez, S. (2020). The art of crafting a systematic literature review in entrepreneurship research. *International Entrepreneurship and Management Journal*, 16(3), 1023–1042. <https://doi.org/10.1007/s11365-020-00635-4>
- Kshetri, N. (2021). Blockchain and sustainable supply chain management in developing countries. *International Journal of Information Management*, 60, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102376>
- Levitin, A. V., & Redman, T. C. (1998). Data as a resource: Properties, implications, and prescriptions. *Sloan Management Review*, 40(1), 89–101.
- Lim, C., Kim, K. H., Kim, M. J., Heo, J. Y., Kim, K. J., & Maglio, P. P. (2018). From data to value: A nine-factor framework for data-based value creation in information-intensive services. *International Journal of Information Management*, 39, 121–135. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.007>
- Liu, F. H. M., Lai, K. P. Y., Seah, B., & Chow, W. T. L. (2025). Decarbonising digital infrastructure and urban sustainability in the case of data centres. *npj Urban Sustainability*, 5(15), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s42949-025-00203-1>

- Liu, S. (2025). Green management promotes long-term business competitive advantage through the resource-based view. *Total Quality Management and Business Excellence*, 36(9), 946–973. <https://doi.org/10.1080/14783363.2025.2499142>
- Lnenicka, M., Nikiforova, A., Wang, D., & Bernardini, F. (2025). UX competitive analysis of smart city open data portals: Usability framework, design recommendations, and a road-map for sustainable data ecosystems. *Telematics and Informatics*, 100, 1–32. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2025.102284>
- Mamonov, S., & Triantoro, T. M. (2018). The strategic value of data resources in emergent industries. *International Journal of Information Management*, 39, 146–155. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.004>
- Mitchell, M., Wu, S., Zaldivar, A., Barnes, P., Vasserman, L., Hutchinson, B., Spitzer, E., Raji, I. D., & Gebru, T. (2019). Model cards for model reporting. In *Proceedings of the 2019 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 220–229). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3287560.3287596>
- Nilashi, M., Keng Boon, O., Tan, G., Lin, B., & Abumalloh, R. (2023). Critical data challenges in measuring the performance of sustainable development goals: Solutions and the role of big-data analytics. *Harvard Data Science Review*, 5(3), 1–24. <https://doi.org/10.1162/99608f92.545db2cf>
- Nishant, R., Kennedy, M., & Corbett, J. (2020). Artificial intelligence for sustainability: Challenges, opportunities, and a research agenda. *International Journal of Information Management*, 53, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104>
- Okoli, C. (2015). A guide to conducting a standalone systematic literature review. *Communications of the Association for Information Systems*, 37(1), 879–910. <https://doi.org/10.17705/1cais.03743>
- Pan, S. L., Carter, L., Tim, Y., & Sandeep, M. S. (2022). Digital sustainability, climate change, and information systems solutions: Opportunities for future research. *International Journal of Information Management*, 63, 1–4. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102444>
- Pan, S. L., & Nishant, R. (2023). Artificial intelligence for digital sustainability: An insight into domain-specific research and future directions. *International Journal of Information Management*, 72, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102668>
- Petticrew, M., & Roberts, H. (2006). *Systematic reviews in the social sciences: A practical guide*. Blackwell Publishing. <https://doi.org/10.1002/9780470754887>
- Rainie, S. C., Schultz, J. L., Briggs, E., Riggs, P., & Lynn Palmanteer-Holder, N. (2017). Data as a strategic resource. *The International Indigenous Policy Journal*, 8(2), 1–29. <https://doi.org/10.2307/48767521>
- Rico, R., Siebes, A., & Velegrakis, Y. (2025). New trends in data forgetting for sustainable data management. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 18(12), 5472–5476. <https://doi.org/10.14778/3750601.3750697>
- Schmidt, J., & Keil, T. (2013). What makes a resource valuable? Identifying the drivers of firm-idiosyncratic resource value. *Academy of Management Review*, 38(2), 206–228. <https://doi.org/10.5465/amr.2010.0404>
- Schwartz, R., Dodge, J., Smith, N. A., & Etzioni, O. (2020). Green AI. *Communications of the ACM*, 63(12), 54–63. <https://doi.org/10.1145/3381831>

- Shen, Y. (2018). Data sustainability and reuse pathways of natural resources and environmental scientists. *New Review of Academic Librarianship*, 24(2), 136–156.
<https://doi.org/10.1080/13614533.2018.1424642>
- Toorajipour, R., Oghazi, P., & Palmié, M. (2024). Data ecosystem business models: Value propositions and value capture with artificial intelligence of things. *International Journal of Information Management*, 78, 1–20. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2024.102804>
- Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management*, 14(3), 207–222. <https://doi.org/10.1111/1467-8551.00375>
- Tsolakis, N., Schumacher, R., Dora, M., & Kumar, M. (2023). Artificial intelligence and blockchain implementation in supply chains: A pathway to sustainability and data monetisation? *Annals of Operations Research*, 327(1), 157–210.
<https://doi.org/10.1007/s10479-022-04785-2>
- Tu, X., Chen, D., Han, K., Altintas, O., & Wang, H. (2025). GreenAuto: An automated platform for sustainable AI model design on edge devices. 1–12. <https://doi.org/10.1145/3708468>
- Wang, X., Lin, X., & Shao, B. (2022). How does artificial intelligence create business agility? Evidence from chatbots. *International Journal of Information Management*, 66, 1–13.
<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102535>
- Watson, R. T., & Webster, J. (2020). Analysing the past to prepare for the future: Writing a literature review—A roadmap for release 2.0. *Journal of Decision Systems*, 29(3), 129–147. <https://doi.org/10.1080/12460125.2020.1798591>
- Weihl, B., Teetzel, E., Clidaras, J., Malone, C., Kava, J., & Ryan, M. (2011). Sustainable data centers. *XRDS: Crossroads, The ACM Magazine for Students*, 17(4), 8–12.
<https://doi.org/10.1145/1961678.1961679>
- Wright, D., Igel, C., Samuel, G., & Selvan, R. (2025). Efficiency is not enough: A critical perspective on environmentally sustainable AI. *Communications of the ACM*, 68(7), 62–69. <https://doi.org/10.1145/3724500>
- Zhu, H., & Keong, N. W. (2018). Sustainable data management strategies and systems in un-trust cloud environments. *ACM International Conference Proceeding Series*, 163–167.
<https://doi.org/10.1145/3301551.3301608>
- Zuboff, S. (2019). *The age of surveillance capitalism*. PublicAffairs.

Web resources were last accessed on 31 March 2026.