



VISE

Virtuelles Institut Smart Energy

VISE Policy Brief

Q4 / 2024

**Smart Data: Mehrwertgenerierung durch Energiedaten –
Trends & Transformationsprozesse**

Definitive Grundlagen



Technology
Arts Sciences
TH Köln

RUHR
UNIVERSITÄT
BOCHUM



Autoren

Arne Lilienkamp (Universität zu Köln)
Nils Namockel (Universität zu Köln)
David Schulze (Ruhr-Universität Bochum)
Johanna Volk (Ruhr-Universität Bochum)

Kontakt



WISE

Virtuelles Institut Smart Energy

E-Mail: info@smart-energy.nrw

Website: www.smart-energy.nrw

Gefördert durch

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



Kurzfassung

Datengetriebene Geschäftsmodelle gewinnen in der Energiewirtschaft zunehmend an Bedeutung. Durch Digitalisierung, technologischen Fortschritt und eine Zunahme an Sensortechnik stehen mehr Daten zur Verfügung, die in Echtzeit erfasst, analysiert und genutzt werden können. Diese Daten sind entscheidend, um die Herausforderungen einer zunehmend dezentralen und komplexen Energieversorgung zu bewältigen, insbesondere im Kontext der Integration erneuerbarer Energien. Datengetriebene Geschäftsmodelle können dazu beitragen, die Effizienz zu steigern, Betriebskosten zu senken, Emissionen zu reduzieren und neue Marktpotenziale zu erschließen.

Durch diese Prozesse wird der wirtschaftliche Wert von Daten immer deutlicher. Energiedaten haben besondere Eigenschaften, die sie von anderen ökonomischen Gütern unterscheiden, wie etwa ihre Nicht-Rivalität und Kontextabhängigkeit. Dieser Policy Brief des VISE-D Projektes untersucht zunächst wie Daten als zentrale Ressource für neue Geschäftsmodelle in der Energiewirtschaft genutzt werden können. Dabei wird auf ihre besonderen Charakteristika und die Methoden zur Bewertung ihres wirtschaftlichen Wertes eingegangen, um ihre Rolle als immaterielle Vermögenswerte in diesem Sektor darzulegen.

Der Schwerpunkt der Analyse liegt auf der Kategorisierung innovativer Start-ups, die datengetriebene Geschäftsmodelle erfolgreich implementieren. Zwei unterschiedliche Clustering-Methoden wurden angewendet: ein algorithmisches Verfahren, das auf der automatisierten Analyse von Schlagwörtern basiert, und ein manuelles, taxonomie-basiertes Verfahren, das auf wissenschaftlich fundierten Kriterien beruht. Die Untersuchung umfasste über 500 Start-ups aus verschiedenen Bereichen der Energiewirtschaft, mit dem Ziel, zentrale Themenfelder und Schwerpunkte datengetriebener Geschäftsmodelle zu identifizieren.

Die Ergebnisse zeigen, dass datengetriebene Geschäftsmodelle in vielen Bereichen der energiewirtschaftlichen Wertschöpfungskette eine zentrale Rolle spielen. Dazu gehören unter anderem intelligentes Energiemanagement, prädiktive Wartung, erneuerbare Energien und Elektromobilität. Das algorithmische Clustering bietet eine breite Kategorisierung der Geschäftsmodelle, während das manuelle Clustering einen Bezug auf bestehende Forschungsergebnisse und theoretische Grundlagen erlaubt. Die Kombination der Ansätze ermöglicht eine differenzierte Betrachtung. Zusammengefasst wird gezeigt, dass Daten die Grundlage für neue Geschäftsmodelle in einem dynamischen Marktumfeld sein können. Die Nutzung der Daten kann dabei helfen, die Transformation der Energiewirtschaft hin zu mehr Nachhaltigkeit, Effizienz und Flexibilität voranzutreiben. Ohne ein klares Verständnis des Wertes erhobener Daten könnten Parteien jedoch zögerlicher sein, Daten offenzulegen, da ein erhebliches wirtschaftliches Risiko besteht.

1 Datengetriebene Geschäftsmodelle

In Zeiten der digitalen Transformation sind datengetriebene Geschäftsmodelle ein zentraler Faktor für die Wertschöpfung in vielen Branchen. Die systematische Erfassung, Analyse und Auswertung von Daten ermöglicht es Unternehmen, nicht nur innovative Geschäftsmodelle zu entwickeln, sondern auch Effizienzsteigerungen zu erzielen und Wettbewerbsvorteile zu generieren. In der Energiewirtschaft sind Daten ein Schlüssel zur erfolgreichen Transformation hin zu einem klimaneutralen Energiesystem. Mit dem Ziel den Anforderungen einer dezentralen und sektorengesetzten Energieversorgung gerecht zu werden, sind Flexibilität und Anpassungsfähigkeit entscheidend. Datengetriebene Geschäftsmodelle spielen hier eine wichtige Rolle, da sie Lösungen bieten, um die steigenden Anforderungen zu bewältigen.

Ein umfassendes Verständnis der einzigartigen Eigenschaften von Daten, die sie von klassischen ökonomischen Gütern unterscheiden, ist essenziell, um datengetriebene Geschäftsmodelle erfolgreich zu gestalten. Diese Einführung bietet daher einen Überblick über die charakteristischen Merkmale von Daten, beleuchtet Methoden zur Wertbestimmung und stellt dar, wie diese Daten als Grundlage für neue Geschäftsmodelle insbesondere im Energiesektor eingesetzt werden können. In Abschnitt 1.1 wird daher auf die besonderen Charakteristika von Daten im Vergleich zu anderen ökonomischen Gütern eingegangen. In Abschnitt 1.2 wird betrachtet, wie sich mit Daten Geld verdienen lässt. In Abschnitt 1.3 wird erläutert, wie sich der Wert von Daten bemessen lässt. Hier stehen verschiedene Bewertungsansätze zur Verfügung.

Das zweite Kapitel zeigt, wie Daten als Basis für neue datengetriebene Geschäftsmodelle in der Energiewirtschaft genutzt werden können und welche praktischen Anwendungen und Chancen dies für die Energiewirtschaft eröffnet. Diese theoretische Betrachtung bilden die Grundlage für die in den Kapiteln 3 und 4 des Berichts durchgeführte empirische Analyse von Start-ups, die datengetriebene Geschäftsmodelle bereits heute umsetzen. Die theoretischen Überlegungen zu den Charakteristika und der Wertschätzung von Daten sind somit direkt mit den realen Geschäftsmodellen der Start-ups verknüpft. In Kapitel 5 wird zum Schluss ein Fazit formuliert und ein Ausblick gegeben.

1.1 Charakteristika von Daten verglichen mit anderen ökonomischen Gütern

Im Vergleich zu anderen wirtschaftlichen Gütern haben Daten spezifische Eigenschaften. Erstens sind sie nicht rivalisierend (Nguyen and Paczos, 2020; Coyle and Manley, 2022). Das bedeutet, dass die Nutzung eines Datenkonsumenten/-anbieters die anderer nicht ausschließt. Dennoch können Informationen, die aus Daten gewonnen werden, negative externe Effekte verursachen, zum Beispiel im Falle der Offenlegung von Geschäftsgeheimnissen an Wettbewerber. Darüber hinaus können Daten, sobald sie einer anderen Partei

Daten ermöglichen neue Geschäftsmodelle, steigern die Effizienz und bieten Wettbewerbsvorteile.

Daten sind oft kontextabhängig und bergen Risiken.

offengelegt werden, kopiert werden, und die Transaktion kann nicht widerrufen werden. Zweitens werden im rechtlichen oder buchhalterischen Kontext oft als immaterielle Vermögenswerte eingestuft, da sie nicht greifbar oder physisch sind, sondern einen wirtschaftlichen Wert in ihrer Nutzbarkeit, Analyse oder Monetarisierung haben. Das hat gesonderte Buchführungsverfahren zur Folge. Drittens unterliegen Daten bestimmten Regeln, die beispielsweise im Falle personenbezogener Daten eine besondere rechtliche Behandlung erfordern. Viertens sind Daten in der Regel stark kontextabhängig. Wie von Büchel et al. (2022) gezeigt, können kleine Datensätze wertvoller sein als große, wenn sie sich gut ergänzen.

1.2 Wie lässt sich mit Daten Geld verdienen?

Der Ansatz, mit Daten Geld zu verdienen, wird als datengetriebenes Geschäftsmodell bezeichnet. Datengetriebene Geschäftsmodelle basieren auf der systematischen Sammlung, Analyse und Nutzung von Daten, um wirtschaftlichen Mehrwert zu generieren. Sie sind ein zentrales Element der digitalen Transformation in vielen Branchen und ermöglichen es Unternehmen, durch datenbasierte Entscheidungen Wettbewerbsvorteile zu erzielen. Ein datengetriebenes Geschäftsmodell nutzt Daten als primäre Ressource, um durch datenbasierte Entscheidungen und Dienstleistungen Wert zu schaffen (Paukstadt et al., 2019). Diese Modelle können in verschiedenen Formen auftreten, beispielsweise als digitale Plattformen, die Verbrauchsdaten sammeln und auswerten, oder als prädiktive Analysesysteme, die Wartungsbedarfe von technischen Anlagen vorhersagen.

Ein wichtiges Merkmal datengetriebener Geschäftsmodelle ist ihre Fähigkeit, große Datenmengen zu verarbeiten und daraus wertvolle Erkenntnisse zu gewinnen. Diese Erkenntnisse können dann genutzt werden, um bestehende Prozesse zu optimieren, neue Produkte und Dienstleistungen zu entwickeln oder neue Marktchancen zu identifizieren. Datengetriebene Geschäftsmodelle sind daher besonders in dynamischen und wettbewerbsintensiven Märkten von Bedeutung, wo die schnelle Anpassung an sich verändernde Bedingungen entscheidend ist.

1.3 Wie lässt sich der Wert von Daten bemessen?

Daten schaffen wirtschaftlichen Wert in vier Schritten entlang einer Datenwertschöpfungskette (Li et al., 2019). Zunächst werden Daten gesammelt, gespeichert, anschließend analysiert und dann in datengetriebenen Geschäftsmodelle genutzt.

Es gibt drei allgemeine Methoden zur monetären Bewertung von Daten: die marktorientierte Methode, die einkommensorientierte Methode (auch wertorientierte Methode genannt) und die kostenorientierte Methode (Krotova et al., 2019; Bundesverband Digitale Wirtschaft, 2018; Heinemann and Deckert, 2021).

Markt-, einkommens-, oder kostenbasierte Bewertung.

Bei der Anwendung der **marktorientierten Methode** wird der Wert durch den Marktpreis vergleichbarer Daten auf reifen Datenmärkten bestimmt (Hatem et al., 2020). Obwohl dieser Ansatz der objektivste sein könnte, beruht er auf der Annahme, dass vergleichbare Datensätze existieren und auf Datenmärkten erwerbbar sind.

Die **einkommensorientierte Methode** weist einen Wert zu, indem zukünftige Cashflows geschätzt werden, die durch die Daten generiert werden. Obwohl dieser Ansatz auf der tatsächlichen Wertschöpfung basiert, lässt sich selten eine hohe Validität erzielen, insbesondere unter dynamischen und disruptiven Umständen. Zudem vernachlässigt diese Methode den Wert von Daten über diesen wirtschaftlichen Rahmen hinaus (z. B. die Verringerung der Unsicherheit zukünftiger Cashflows).

Schließlich konzentriert sich der **kostenorientierte Bewertungsansatz** auf die Kosten für die Datenerhebung, -speicherung und -verarbeitung (Heinemann und Deckert, 2021). Hier werden die Datenwerte berechnet, indem die durchschnittlichen Datenkosten um ein Markup angepasst werden. Dieser Ansatz basiert auf beobachtbaren Informationen und berücksichtigt die Kosten- und Wertseite der Daten. Jedoch enthält der kostenbasierte Wert keine Informationen über den zusätzlichen Geschäftswert von Daten und hängt nur von internen monetären Faktoren ab.

Die unterschiedlichen Ansätze zur Ermittlung des Werts von Daten machen deutlich, dass es noch kein „allgemein akzeptiertes Verständnis des Werts von Daten“ (Otto et al., 2019) gibt. Häufig genannte wertbestimmende Faktoren von Daten umfassen die Absichten des Datenkonsumenten, kombinatorische Eigenschaften, branchenspezifische und rechtliche Einschränkungen, Zugänglichkeit, Aggregationsniveaus, Granularität, Vertrauenswürdigkeit, Repräsentativität und Knappheit als wertbestimmende Eigenschaften von Daten (Nguyen und Paczos, 2020; Büchel et al., 2022; Krotova et al., 2019; Coyle und Manley, 2022). Ohne ein klares Verständnis des Wertes erhobener Daten könnten Parteien zögerlicher sein, Daten offenzulegen, da ein erhebliches wirtschaftliches Risiko besteht.

2 Daten in der Energiewirtschaft

2.1 Um welche Daten geht es?

Daten sind ein zentraler Bestandteil der modernen Energiewirtschaft und bilden die Grundlage für viele strategische und operative Entscheidungen. Laut Eurelectric (2016), Lied (2017) und der Thema Consulting Group (2017) lassen sich Energiedaten in drei nicht exklusive Gruppen unterteilen: Zählerdaten, Netzdaten und Marktdaten. Zählerdaten werden von Energieverbrauchern über vernetzte fortschrittliche Zählerinfrastrukturen (Advanced Metering Infrastructure, AMI) gemessen und umfassen Daten zu Verbrauch, Produktion und Stammdaten. Netzdaten umfassen technische Daten, die von Sensoren

**Drei exklusive
Gruppen für Daten
in der Energiewirtschaft**

in Energienetzen erfasst werden. Marktdaten beinhalten alle anderen Daten, die innerhalb des Energieökosystems generiert werden, insbesondere solche, die in kommerziellen Prozessen erhoben werden. Darüber hinaus nutzt der Energiesektor zunehmend Daten aus anderen Bereichen, einschließlich Wetter und Mobilität (Eurelectric, 2016).

2.2 Wie verdient man in der Energiewirtschaft Geld mit Daten?

In der Energiewirtschaft eröffnen datengetriebene Geschäftsmodelle vielfältige Möglichkeiten zur Steigerung von Effizienz und zur Nutzung neuer Einnahmequellen. Einerseits ermöglichen präzise Datenanalysen die Optimierung von Netzsteuerung und Ressourcenmanagement in Echtzeit. Durch sogenannte Smart Grids und den Einsatz intelligenter Zählerinfrastrukturen kann die Energienachfrage besser vorhergesagt und gesteuert werden, was besonders im Hinblick auf die schwankende Verfügbarkeit erneuerbarer Energien relevant ist. Für Netzbetreiber bietet diese Datenanalyse einen enormen Wert durch die Verringerung von Unsicherheiten, da sie die Stabilität des Systems erhöht und Kosten bei der Strombereitstellung senkt.

Daten schaffen zudem die Basis für innovative Geschäftsmodelle, wie etwa dynamische Stromtarife, die auf Nachfrage und Energieerzeugungskosten basieren. Diese flexiblen Tarife können Verbraucherinnen dazu motivieren, ihren Energieverbrauch in Zeiten niedriger Nachfrage zu verlagern, was nicht nur das Netz entlastet, sondern auch die Gesamtkosten reduziert. Ein weiteres Beispiel ist der Bereich Elektromobilität, wo Daten eine Schlüsselrolle spielen. Intelligente Ladesysteme passen den Ladeprozess von Elektrofahrzeugen an die Netzlast und die Anforderungen der Nutzerinnen an. Solche datenbasierten Ladelösungen sind entscheidend, um die wachsende Zahl an Elektrofahrzeugen in das bestehende Energiesystem zu integrieren, ohne die Netzstabilität zu gefährden.

Zusätzlich zu diesen Einsparungspotenzialen fördert die Nutzung von Daten in der Energiewirtschaft auch die Umsetzung einer Kreislaufwirtschaft. Durch eine datenbasierte Planung von Recycling- und Wiederverwendungsprozessen, beispielsweise von Batterien aus Elektrofahrzeugen, lassen sich Ressourcen effizienter nutzen und neue, nachhaltige Geschäftsbereiche erschließen.

2.3 Was ist der Wert von Daten in der Energiewirtschaft?

Der Wert von Daten in der Energiewirtschaft liegt primär in ihrer Fähigkeit, Unsicherheiten zu verringern, Prozesse zu optimieren und neue Marktpotenziale zu erschließen. Durch die Reduzierung der Unsicherheiten – etwa durch genaue Verbrauchs- und Netzdaten – tragen Daten dazu bei, die Kosten der Energieversorgung zu senken und die Versorgungssicherheit zu erhöhen. Eine exaktere Vorhersage von Verbrauch und Erzeugung ist von unschätzbarem Wert, insbesondere da erneuerbare Energien durch ihre Volatilität schwer

Die Nutzung von Daten in der Energiewirtschaft ist vielfältig

Verringerung von Unsicherheit als eine Möglichkeit der Mehrwertgenerierung

vorherzusagen sind. Studien zeigen, dass eine höhere Datenpräzision, die durch den Einsatz smarter Messtechnologien erreicht wird, signifikante Einsparungen bringen kann (Chhachhi und Teng, 2021).

Darüber hinaus haben Daten in der Energiewirtschaft oft einen Kontextwert: Sie sind am wertvollsten, wenn sie für spezifische, anwendungsorientierte Analysen genutzt werden. In Smart Grids beispielsweise können detaillierte Verbrauchsdaten zur Erhöhung der Transparenz und Effizienz beitragen, indem sie die Netzplanung verbessern und auf lokale Schwankungen reagieren. Der Wert von Daten hängt hier maßgeblich von Faktoren wie der Genauigkeit, Repräsentativität und Verfügbarkeit ab, da diese Aspekte die Aussagekraft der Analysen steigern.

Daten in der Energiewirtschaft haben also nicht nur monetäre, sondern auch strategische Bedeutung. Der Mehrwert liegt in der Fähigkeit, präzise und kontextspezifische Informationen bereitzustellen, die es ermöglichen, Verbrauchsgewohnheiten zu verstehen, individuelle Angebote zu gestalten und letztlich das gesamte Energiesystem resilienter und effizienter zu machen.

Inwiefern datengetriebene Geschäftsmodelle in der Energiewirtschaft bereits heute umgesetzt werden, soll die nachfolgende Analyse beantworten

3 Systematische Einordnung von datengetriebenen Geschäftsmodellen

Im Kontext der Nutzung von Daten zur Erschließung neuer Geschäftsmodelle spielen Start-ups eine besondere Rolle. Sie zeichnen sich durch Agilität und Risikobereitschaft aus, welche notwendig ist, um datengetriebene Ansätze schnell und kreativ umzusetzen. Laut Neubert (2018) und Hervé et al. (2020) sind Start-ups oft Pioniere bei der Anwendung digitaler Technologien und datenbasierter Modelle, die ihnen erlauben, in neuen Marktbereichen schnell Fuß zu fassen. Ihre Fähigkeit, Markttrends frühzeitig zu erkennen und datenbasierte Entscheidungen zu treffen, bietet wertvolle Einblicke in die aktuellen Dynamiken und Herausforderungen der Energiewirtschaft. Eine systematische Analyse der von Start-ups genutzten datengetriebenen Geschäftsmodelle ist daher essenziell, um ein besseres Verständnis der aktuellen Marktdynamiken zu erhalten.

Nachfolgend werden innovative Start-ups im Bereich der globalen Energiewende und des Klimaschutzes analysiert, die auf datengestützte Geschäftsmodelle setzen. Ziel dieser Analyse ist es, zentrale Themenfelder und Schwerpunkte datengetriebener Geschäftsmodelle herauszuarbeiten, um zukünftige Entwicklungen und Trends in der Energiewirtschaft zu identifizieren. In Verbindung mit dem in Kapitel 1 beschriebenen theoretischem Wert und Nutzen von Energiedaten soll gezeigt werden, in welchen Bereichen Energiedaten bereits genutzt werden. Zur Durchführung dieser Analyse werden zwei unterschiedliche Clusterverfahren verwendet.

Die Untersuchung basiert auf einer zweigeteilten Analyse unter Verwendung der Start-up-Datenbank der Deutschen Energie-Agentur (dena), die rund 500 deutsche und internationale Start-ups aus den verschiedensten Bereichen der Energiewirtschaft umfasst. Dieser Datensatz wird zunächst gefiltert und beinhaltet nur Start-up Beschreibungen, die Wörter wie „Daten“, AI“, „Plattform“, oder „Smart“ enthalten. Der reduzierte Datensatz beinhaltet dann noch 425 Start-ups. Zwei methodische Ansätze werden verfolgt: das algorithmische Clustering und das manuelle, taxonomie-basierte Clustering.

3.1 Algorithmisches textbasiertes Clustering

Das algorithmische Clustering basiert auf der thematischen Gruppierung von Start-ups anhand von Schlagwörtern, die durch ein Sprachmodell generiert werden. Jede Kurzbeschreibung der Start-ups in der Datenbank wird analysiert und Schlagwörter, die das Geschäftsmodell charakterisieren, werden identifiziert. Diese Schlagwörter werden dann verwendet, um die Start-ups in unterschiedliche Cluster zu kategorisieren.

Der TF-IDF-Score (Term Frequency-Inverse Document Frequency) wird genutzt, um die Relevanz der Schlagwörter zu bestimmen (Manning et al., 2008). Auf Basis dieser Gewichtungen erfolgt das Clustering mittels eines K-means-Algorithmus. Es werden fünf Cluster gebildet, da diese Anzahl als optimal für eine klare Differenzierung und Aussagekraft identifiziert wurde. Jedes Cluster wird durch die am häufigsten auftretenden Schlagwörter beschrieben, und diese Schlagwörter werden einem Sprachmodell übergeben, das einen passenden Titel für das Cluster generiert.

3.2 Manuelles taxonomie-basiertes Clustering

Um die Ergebnisse des algorithmischen Clusterings zu validieren und mit der Forschungsliteratur zum Thema datengestützte Geschäftsmodelle vergleichbar zu machen, wurden verschiedene Taxonomien zusammengeführt und auf den gleichen Datensatz von Unternehmen angewandt. Jedes Unternehmen wurde manuell anhand von 67 Attributen, die in 10 Hauptgruppen unterteilt sind, kategorisiert. Diese Attribute umfassen Themen wie Leistungsversprechen, lokale Energiemärkte, Austauschpartner*innen und die Position in der Wertschöpfungskette. Durch die manuelle Zuordnung der Attribute wird eine fundierte theoretische Basis geschaffen, die es ermöglicht, spezifischere und detailliertere Kategorien zu identifizieren. Auch hier wird nach der Kategorisierung ein K-means-Clustering angewendet, um die Ergebnisse mit dem algorithmischen Ansatz zu vergleichen.

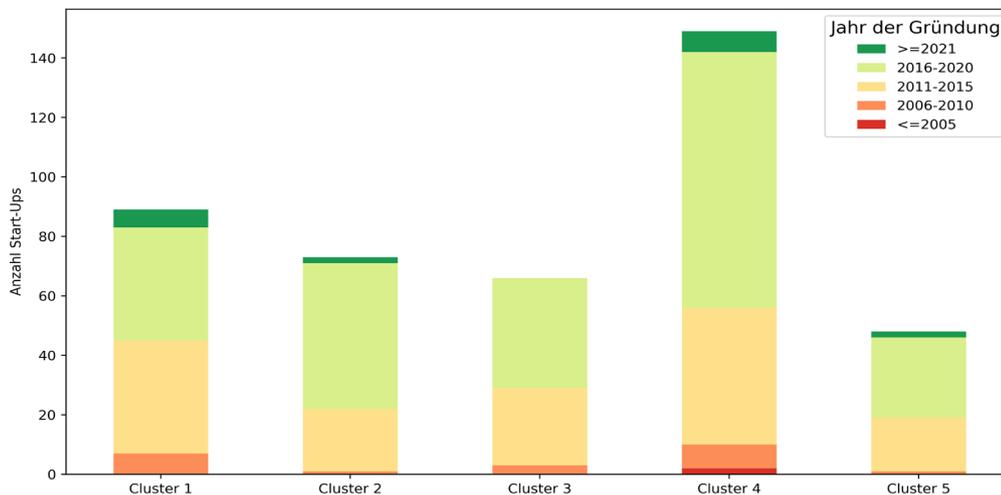
Start-ups werden anhand von Schlagwörtern in Cluster kategorisiert.

Unternehmen werden nach 67 Attributen manuell kategorisiert.

4 Ergebnisse der Clustering-Analyse

4.1 Ergebnisse des algorithmischen Clustering

Die Ergebnisse des algorithmischen Clustering sind in der Abbildung 1 dargestellt.



Fünf Cluster zeigen verschiedene Schwerpunkte für datengetriebene Geschäftsmodelle.

Abbildung 1: Anzahl der pro Jahr gegründeten Start-ups je Cluster

Die Cluster ergeben sich wie folgt:

Cluster 1 - Solarenergie und netzferne Lösungen: Dieser Cluster konzentriert sich auf die Bereitstellung von Solarenergie und Off-Grid-Lösungen, die oft durch digitale Plattformen und innovative Finanzierungsmodelle wie Pay-As-You-Go unterstützt werden. Zu den Anwendungen gehören Solaranlagen für Kühlketten, die Elektrifizierung ländlicher Gebiete und nachhaltige Energieinfrastrukturen. Daten werden verwendet, um den Betrieb von Solaranlagen zu überwachen, die Energieeffizienz zu optimieren und Projekte zu finanzieren. Diese Lösungen fördern den Zugang zu sauberer Energie in abgelegenen und unterversorgten Regionen.

Cluster 2 - KI-gestützte Dekarbonisierung und digitales Energiemanagement: Hier liegt der Fokus auf digitalen Lösungen für die Energiewende, die stark auf Künstliche Intelligenz, IoT und digitale Zwillinge setzen. Anwendungen umfassen KI-gestützte Wartung, Energieoptimierung, Emissionsverfolgung und Plattformen für den CO₂-Ausgleich. Datengesteuerte Entscheidungsfindung und Simulationen tragen dazu bei, Energieeffizienz zu steigern und den CO₂-Fußabdruck in verschiedenen Sektoren wie Immobilien, Transport und Energieerzeugung zu reduzieren.

Cluster 3 - Dezentrale Energiesysteme und intelligente Netze: Dieser Cluster zielt auf die Optimierung und Verwaltung dezentraler Energiesysteme wie Microgrids und intelligente Netzlösungen ab. Cloud-basierte Plattformen

und IoT-Technologien ermöglichen eine Echtzeitüberwachung und -steuerung von Energieflüssen. Daten spielen eine zentrale Rolle in der Verwaltung von intelligenten Netzen, erneuerbaren Energieressourcen und der Energieplanung, um die Integration dezentraler Energiequellen zu fördern.

Cluster 4 - Kreislaufwirtschaft und CO₂-Rückgewinnung: Der Fokus liegt hier auf Technologien, die den Übergang zu einer kohlenstoffarmen Wirtschaft und Kreislaufwirtschaft unterstützen, wie z. B. CO₂-Abscheidung, Abfall-zu-Energie-Lösungen und die Wiederverwendung von Biomaterialien. Datengestützte Plattformen helfen dabei, Emissionen zu reduzieren und Ressourcen effizient zu verwalten. Anwendungen reichen von der Wasseraufbereitung bis hin zur Wiederverwendung von Kunststoffen und Abfallstoffen zur Energieerzeugung.

Cluster 5 - Elektromobilität und smarte Ladeinfrastruktur: Dieser Cluster umfasst innovative Lösungen für Elektromobilität, einschließlich Ladeinfrastruktur und Batterie-Swapping-Systeme. Daten und digitale Plattformen optimieren Ladeprozesse und die Integration von erneuerbaren Energien in das Ladeökosystem. Durch datengetriebene Ansätze werden Elektromobilitätslösungen zugänglicher, während gleichzeitig die Ladeeffizienz und das Flottenmanagement verbessert werden.

Es lässt sich kein klarer Trend bezogen auf das Gründungsjahr und den inhaltlichen Fokus der Geschäftsmodelle feststellen. In den letzten acht Jahren ist die Entwicklung datengetriebener Geschäftsmodelle verstärkt in den Vordergrund gerückt (z. B. in Cluster 4). Eine wichtige Voraussetzung für diese Entwicklung ist oft der Smart-Meter-Rollout. Besonders in Cluster 1 und 3 sind zuletzt viele Start-ups hinzugekommen, da hier diese Technologien keine zwingende Voraussetzung darstellen.

4.2 Ergebnisse des manuellen Clusterings

Den Ergebnissen der taxonomie-basierten manuellen Auswertung zufolge sind die Geschäftsmodelle der überwiegenden Mehrheit der Unternehmen in der Datenbank auf Effizienz und Kostenersparnis ausgerichtet. Dabei arbeiten sie vor allem mit anderen Unternehmen (business-to-business (B2B), vor allem in der Fertigung) und weniger mit Privatkund*innen zusammen. Hauptangebote sind IT-Systeme und Optimierung von Geschäftsprozessen. In der Wertschöpfungskette befinden sich die Unternehmen überwiegend im Bereich der Distribution und dem Verbrauch von Energie.

Das nachträgliche Clustering der Taxonomie-Zuordnung ergab zwischen zwei und acht optimalen Clustern (Silhouette¹, Elbow² und Gap Statistic Method³). Bei der Durchführung eines K-Means-Clustering mit K = 5 ergeben sich vier Cluster, die sich wie folgt einordnen können: (1) Unternehmen im Bereich IT-

Breite Ausrichtung auf Effizienz und Kostensenkung.

¹ Rousseeuw, P. J. (1987)

² Thorndike, R. L. (1953).

³ Tibshirani, R., Walthers, G., & Hastie, T. (2001).

Systeme und Software mit einem Fokus auf Transparenz, (2) Unternehmen im Bereich Hardware, B2B und Effizienz, (3) Dienstleistungsunternehmen im Haushaltssegment mit Fokus auf Einsparungen und (4) Unternehmen im Bereich IT-Systeme für Stromnetze mit Fokus auf Flexibilität.

Ab dem vierten Cluster lassen sich die weiteren Cluster inhaltlich nicht mehr eindeutig von den vorherigen abgrenzen. Die Cluster sind nicht stark unterschiedlich repräsentiert in der Datenbank.

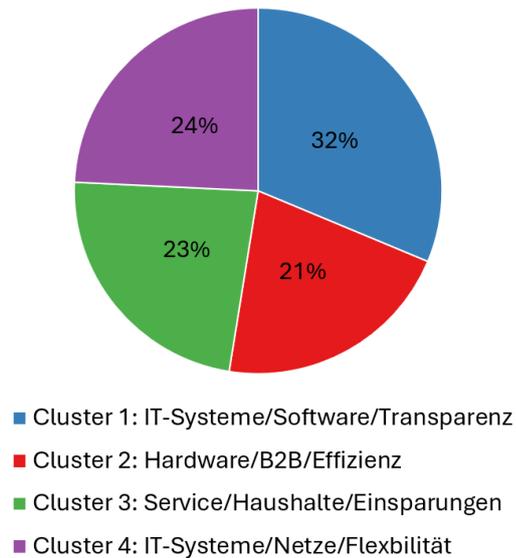


Abbildung 2: Cluster-Häufigkeit manuelles Verfahren

Veranschaulichung des manuellen Clustering-Verfahrens

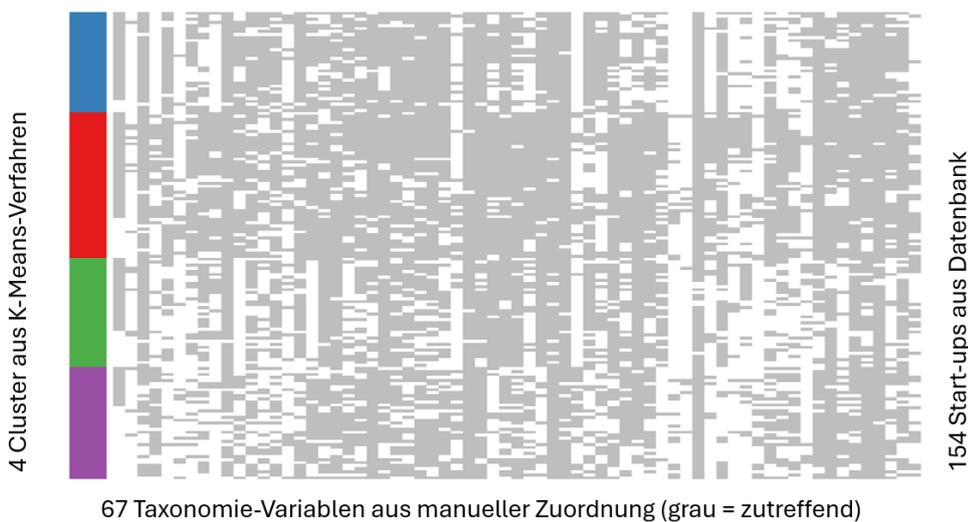


Abbildung 3: Veranschaulichung des manuellen Clusterings

4.3 Gemeinsamkeiten und Unterschiede der beiden Clustering-Verfahren

Sowohl beim algorithmischen als auch dem manuellen Clustering zeigt sich, dass datengetriebene Geschäftsmodelle in sehr verschiedenen Bereichen der Energiewirtschaft vertreten sind. Beide Ansätze zeigen die Bandbreite der Geschäftsmodelle im Bereich B2B, Industrie, Haushalte, Software und Hardware. Die Start-ups fokussieren sich häufig auf Effizienzsteigerungen, Transparenz, Kostensenkungen und die Integration von Technologien wie KI und IoT zur Optimierung von Prozessen und Systemen. Ein gemeinsamer Trend ist auch der verstärkte Einsatz von Plattformen zur dezentralen Energieerzeugung und -verteilung sowie der Schwerpunkt auf nachhaltigen und umweltfreundlichen Lösungen.

Effizienz und Kostensenkung als Hauptthemen.

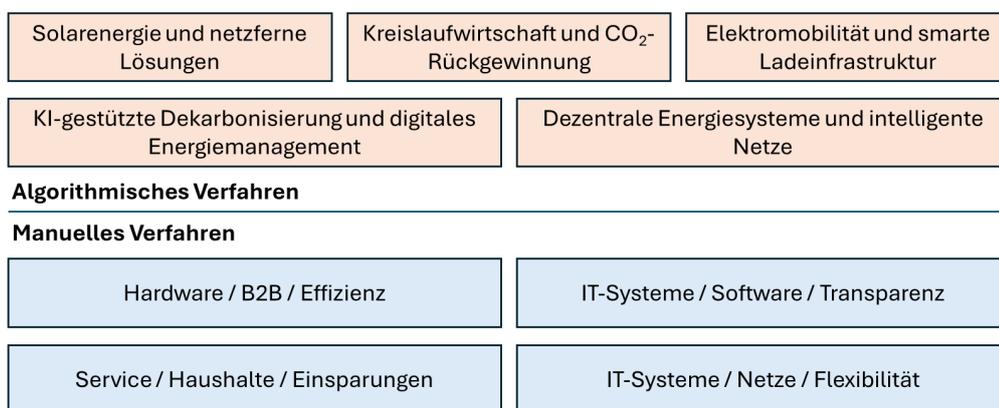


Abbildung 4: Übersicht Ergebnisse der zwei Clustering-Ansätze

Die Ergebnisse zeigen auch, dass sich viele Start-ups in den liberalisierten Bereichen der Energiewertschöpfungsstufen ansiedeln, bspw. im Bereich der CO₂-Verarbeitung, der Hausautomatisierung oder neuen Mobilitätslösungen. In diesem Kontext werden neue Datenquellen erschlossen, mit denen neue, datengetriebene Geschäftsmodelle etabliert werden. In stärker regulierten Bereichen, in denen es natürliche Monopole gibt, wie bspw. dem Netzbetrieb, siedeln sich weniger neue Start-ups an.

Trotz der Gemeinsamkeiten in den Ergebnissen gibt es auch signifikante Unterschiede zwischen den beiden Clustering-Methoden. Das algorithmische Clustering berücksichtigt eine breite Auswahl an möglichen Clustern, da es nicht durch die Vorauswahl einer Taxonomie eingeschränkt ist. So zeigen sich hier spezielle Trends wie Solarenergie und Anwendungen im landwirtschaftlichen Bereich sehr deutlich. Das manuelle Clustering hingegen bietet eine tiefere theoretische Fundierung und Validität, indem es auf validierten wissenschaftlichen Taxonomien basiert. Dadurch können spezifischere und detailliertere Kategorien erstellt werden, die möglicherweise im algorithmischen Ansatz übersehen werden, eventuell, aber nicht mehr den aktuellen Stand der Entwicklung abbilden, da sie auf vergangenen Beobachtungen basieren.

Algorithmisches Clustering erkennt breitere Trends.

5 Fazit und Ausblick

Datengetriebene Geschäftsmodelle sind entscheidend für die Transformation der Energiewirtschaft hin zu höherer Effizienz, Nachhaltigkeit und Dezentralisierung. Dieser Policy Brief identifiziert vielfältige Ansatzpunkte für eine profitable Datennutzung in diesem Sektor und betont das Potenzial datenbasierter Innovationen. Die Ergebnisse der systematischen Analysen von Geschäftsmodellen zeigen jedoch auch, dass viele datengetriebene Modelle primär im liberalisierten Teil der energiewirtschaftlichen Wertschöpfungskette angesiedelt sind, in der die Datennutzung Vorteile im Wettbewerb bringen können.

Ein Grund dafür liegt in den teils monopolistischen Strukturen der Energiewirtschaft, wie sie insbesondere bei Netzbetreibern vorherrschen. Die Datenhoheit ist hier meist auf bestimmte Akteure beschränkt, und die aktuelle Regulierung schafft wenig Anreiz, das Datenpotenzial zur Mehrwertgenerierung im Sinne des Wettbewerbs zu nutzen (vgl. EWI (2024)). Daten werden primär zur internen Prozessoptimierung eingesetzt, ohne dass Netzbetreiber einen wirtschaftlichen Anreiz haben, beispielsweise Daten von Smart Metern weitergehend zu erschließen.

In jenen Bereichen der Energiewirtschaft, in denen der Wettbewerb durch Liberalisierung ermöglicht wird, gestalten sich die Interaktionen der Akteure entlang der Wertschöpfungskette besonders komplex. Diese komplexen Beziehungsstrukturen können potenzielle Markteintrittsbarrieren für neue Akteure schaffen und führen zu zusätzlichen regulatorischen Herausforderungen. Der Aufbau neuer Datenaustauschstrukturen wird dadurch erheblich erschwert.

Folglich bleiben vor allem Nischen, in denen sich Start-ups unabhängig von komplexen Interaktionen mit Akteuren der etablierten energiewirtschaftlichen Wertschöpfungskette ansiedeln können. Hier wäre es jedoch entscheidend, Schnittstellen zwischen bestehenden und neuen Strukturen zu schaffen, um durch datengetriebene Geschäftsmodelle zusätzlichen Wert zu generieren.

Die Bewertung des ökonomischen Wertes solcher neuer Datenpools gestaltet sich jedoch oft als schwierig. Ohne ein klares Verständnis des Datenwerts zögern viele Akteure, Daten offenzulegen. In Kapitel 1 wurde gezeigt, dass eine umfassende Analyse des Datenwertes im Kontext der Energiewirtschaft entscheidend ist, um die wirtschaftliche und strategische Bedeutung der Daten zu verstehen. Unterschiedliche Bewertungsmethoden, wie markt- und einkommensorientierte Ansätze, könnten hier genutzt werden; die Zurückhaltung der Akteure erschwert jedoch deren Anwendung.

Für Entscheidungsträger – ob in Start-ups, bei Energieversorgern oder in der Regulierung – ist ein Verständnis des ökonomischen Wertes von Daten essenziell. Dieses Verständnis könnte die Bereitschaft zur Offenlegung und Nutzung von Daten als Ressource fördern und zur stärkeren Integration datengetriebener Geschäftsmodelle in die Wertschöpfungskette beitragen.

Datengetriebene Geschäftsmodelle sind zentral für die Energiewende.

In monopolistischen Strukturen besteht wenig Anreiz Daten offenzulegen

Datenaustausch wird durch komplexe Strukturen erschwert.

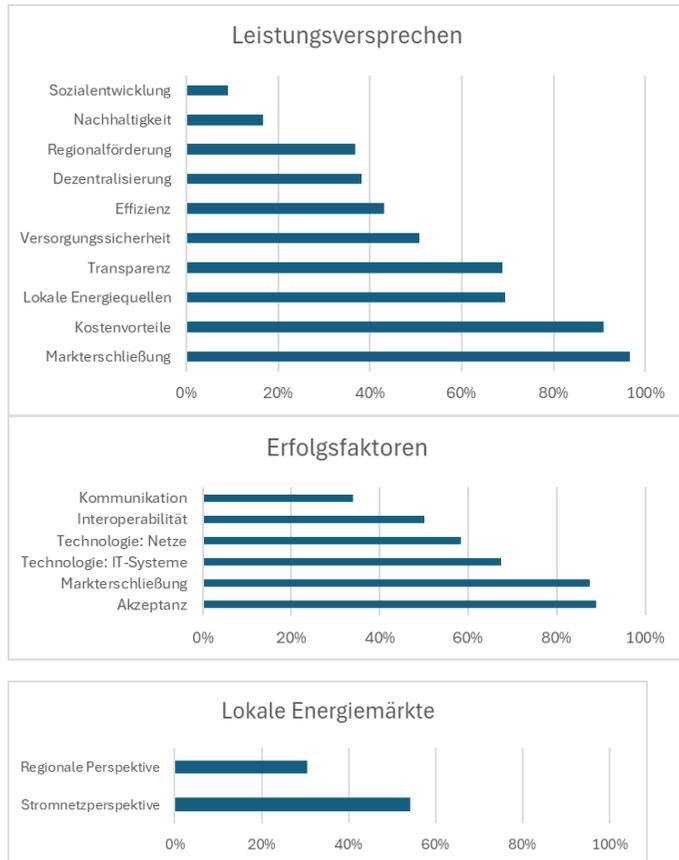
Bemessung des Wertes von Daten in der Energiewirtschaft oft nicht klar.

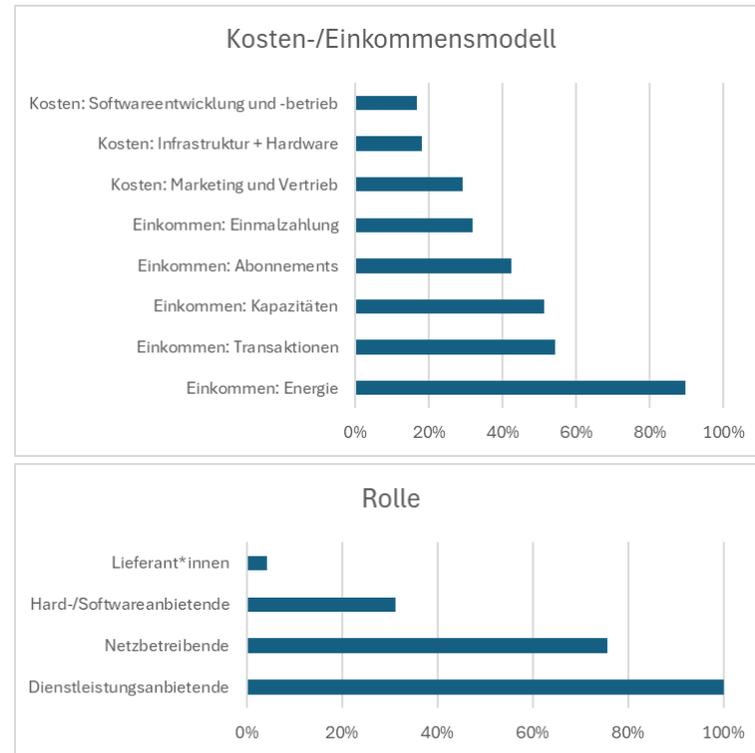
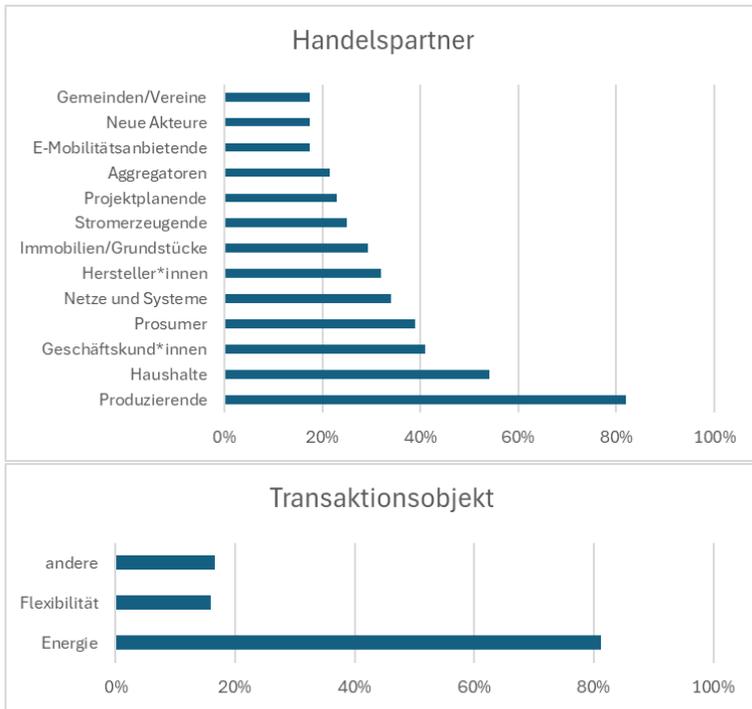
Gleichzeitig gilt es, Rahmenbedingungen zu schaffen, die das wirtschaftliche Risiko beim Datenaustausch minimieren und neuen Akteuren den Zugang zu diesen Geschäftsmodellen erleichtern.

An die Ergebnisse dieses Policy Brief lässt sich mit weiterer Forschung anknüpfen. Auf Grundlage der identifizierten Cluster datengetriebener Geschäftsmodelle gilt es in einem nächsten Schritt mögliche Problematiken im Kontext der bestehenden regulatorischen Rahmenbedingungen zu diskutieren. Spezifische regulatorische Herausforderungen können z.B. der Datenschutz, Nutzung von Smart Meters oder rechtliche Rahmenbedingungen darstellen. Ein Ziel ist die Identifikation von Hemmnissen, die eine Nutzung der verfügbaren Datenströme zur Wertschöpfung erschweren. In dem Forschungsprojekt Virtuelles Institut Smart Energy werden diese Themen aktuell bearbeitet. Die Arbeiten im Forschungsprojekt VISE-D sollen auch dazu beitragen, den Wert energiewirtschaftlicher Daten zu bestimmen. Ergänzend dazu wird im Projekt VISE-S untersucht, welche Präferenzen kleine und mittlere Unternehmen für die Adoption von Smart-Meter-Technologie haben, damit Daten auch für Geschäftskunden nutzbar gemacht werden können und eine Grundlage für entsprechende Geschäftsmodelle entstehen kann. Datengetriebene Geschäftsmodelle basieren auf der Verfügbarkeit von Daten. Daher ist es essenziell, die Bereitschaft von Haushalten, ihre Daten im Energiesystem zur Verfügung zu stellen, zu untersuchen. Dabei liegt der Fokus darauf, die Präferenzen von Haushalten zu verstehen und zu analysieren, welche Anreize Einfluss auf die Bereitschaft Daten zu teilen haben.

Weitere Forschung zum Umgang mit Energiedaten ist notwendig.

6 Anhang Verteilung der Variablen im taxonomie-basierten manuellen Clustering





Manuelles Clustering nach einer literaturbasierten Taxonomie, Datenbasis 500 Unternehmen aus der Start-up-Datenbank der Deutschen Energie-Agentur (dena)

7 Literaturverweis

Baeza-Yates, R., & Ribeiro-Neto, B. (1999). Modern information retrieval. Addison-Wesley. pp. 29-30.

Büchel, J., Demary, V., Engels, B. (2022): Anreizsystem und Ökonomie des Data Sharings. Handlungsfelder des unternehmensübergreifenden Datenaustausches und Status quo der deutschen Wirtschaft. Cologne: Institut der deutschen Wirtschaft (IW). URL: <https://ieds-projekt.de/wp-content/uploads/2022/03/IEDS-Whitepaper-1.pdf>.

Bundesverband Digitale Wirtschaft (2018): Data Economy: Datenwertschöpfung und Qualität von Daten. Berlin: Bundesverband Digitale Wirtschaft e.V. (BVDW). URL: https://www.bvdw.org/fileadmin/bvdw/upload/publikationen/data_economy/BVDW_Datenwertschoepfung_2018.pdf.

Chhachhi, S. and Teng, F. (2021). Market value of differentially-private smart meter data. In: 2021 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), pp. 1-5. IEEE. URL: <https://doi.org/10.1109/ISGT49243.2021.9372228>.

Coyle, D. and Manley, A. (2022): What is the value of data? A review of empirical methods. Cambridge: Bennett Institute for Public Policy. URL: <https://apo.org.au/sites/default/files/resource-files/2022-07/apo-nid318640.pdf>.

Deutsche Energieagentur (dena) (2024): The SET100 Database. URL: <https://www.startup-energy-transition.com/set100-database/>

Eurelectric (2016): The power sector goes digital - Next generation data management for energy consumers: A Eurelectric report. Brussels: Union of the Electricity Industry (Eurelectric). URL: https://www.eurelectric.org/media/2029/joint_retail_dso_data_report_final_11may_as-2016-030-0258-01-e.pdf.

EWI (2024) Anreizverzerrungen in der Netzregulierung - Ein Überblick und Diskussion von Reformoptionen. Philipp Artur Kienscherf, Amir Hour Novirdoust, Antonie Reincke. Energiewirtschaftliches Institut an der Universität zu Köln. 2024. URL: https://www.kopernikus-projekte.de/lw_resource/datapool/system-files/cbox/4772/live/lw_datei/ewi_kurzstudie_anreizverzerrungen_final.pdf

Hatem, L., Ker, D. and Mitchel, J. (2020): A roadmap toward a common framework for measuring the digital economy. Paris: Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). URL: <https://www.oecd.org/sti/roadmap-toward-a-common-framework-for-measuring-the-digital-economy.pdf>.

Heinemann, A. & Deckert, M. (2021): Datenkommerzialisierung in der Energiewirtschaft: Wie Unternehmen das wirtschaftliche Potenzial ihrer Daten ermitteln können. Aachen: umlaut energy GmbH. URL: https://www.umlaut.com/uploads/documents/210802_umlaut_Whitepaper_DataPricing.pdf.

Hervé, A., Schmitt, C., & Baldegger, R. (2020). Digitalization, entrepreneurial orientation, and internationalization of micro-, small-, and medium-sized enterprises. Technology Innovation Management Review, 10(4), 5-17. <https://doi.org/10.22215/timreview/1343>

Hitschler, Werner; and Kellermann, Dieter. (2020). DT: HUB - Etablierte und Start-ups machen Zukunft. Realisierung Utility 4.0 Band 1: Praxis der digitalen Energiewirtschaft von den Grundlagen bis zur Verteilung im Smart Grid, 131-140.

Krotova, A., Rusche, C. and Spiekermann, M. (2019): Die ökonomische Bewertung von Daten: Verfahren, Beispiele und Anwendungen. In: IW-Analysen, 129. URL: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/201759/1/1670731022.pdf>.

- Li, W. C., Nirei, M. and Yamana, K. (2019):** Value of data: there's no such thing as a free lunch in the digital economy. In: RIETI Discussion Paper Series. 19-E-022. URL: <https://www.rieti.go.jp/jp/publications/dp/19e022.pdf>.
- Lied, A. (2017):** Studie zur Digitalisierung der Energiewirtschaft. München: Becker Büttner Held Consulting AG. URL: https://www.die-bbh-gruppe.de/fileadmin/user_upload/Aktuelles/Studien/bbh_studie_digitalisierung_2017_ONLINE.pdf.
- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008).** Introduction to information retrieval. Cambridge University Press.
- Mengelkamp, Esther; Schlund, David; and Weinhardt, Christof, (2019).** "Development and real-world application of a taxonomy for business models in local energy markets." Applied energy 256, 2019: 113913.
- Neubert, M. (2018).** The impact of digitalization on the speed of internationalization of lean global startups. Technology Innovation Management Review, 8(5), 44-54. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3394507>
- Nguyen, D., and M. Paczos (2020):** Measuring the economic value of data and cross-border data flows: A business perspective. In: OECD Digital Economy Papers, No. 297. URL: <https://doi.org/10.1787/6345995e-en>.
- OpenAI. (2024).** ChatGPT (Mai 4o) [Large language model]. <https://chat.openai.com>
- Otto, B., Steinbuß, S., Teuscher, A., Lohmann, S., Auer, S., Bader, S., ... and Bastiaansen, H. (2019):** IDS Reference Architecture Model Industrial Data Space. Version3.0. Dortmund: International Data Space Association. URL: <https://internationaldataspaces.org/wp-content/uploads/IDS-Reference-Architecture-Model-3.0-2019.pdf>.
- Paukstadt, Ute; Gollhardt, Torsten; Blarr, Maria; Chasin, Friedrich; and Becker, Jörg, (2019).** "A taxonomy of consumer-oriented smart energy business models". In Proceedings of the 27th European Conference on Information Systems (ECIS), Stockholm & Uppsala, Sweden, June 8-14, 2019. https://aisel.aisnet.org/ecis2019_rp/111
- Robertson, S. (2004).** "Understanding inverse document frequency: On theoretical arguments for IDF". Journal of Documentation. 60 (5): 503–520. doi:10.1108/00220410410560582.
- Rousseeuw, P. J. (1987).** Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. Journal of computational and applied mathematics, 20, 53-65.
- Thema Consulting Group (2017):** Data Exchange in Electric Power Systems: European State of Play and Perspectives. Oslo: Thema Consulting Group. URL: https://www.entsoe.eu/Documents/News/THEMA_Report_2017-03_web.pdf.
- Thorndike, R. L. (1953).** Who belongs in the family? Psychometrika 18 (4): 267–276.
- Tibshirani, R., Walther, G., & Hastie, T. (2001).** Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 63(2), 411-423.
- Virtuelles Institut Smart Energy (VISE) (2024).** Smart Data: Mehrwertgenerierung durch Energiedaten – Trends & Transformationsprozesse. URL: <https://smart-energy-nrw.web.th-koeln.de/vise-d-smart-data/>.