

Energieverbrauch der modernen Produktionsinfrastruktur - Energieeffizienz durch Digitalisierung



Förderkennzeichen: 03ET1630A

Förderbereich: Energieeffizienz in Industrie und Gewerbe,
Handel und Dienstleistungen (GHD)

Verbundpartner

Technische Universität Darmstadt**

**Konsortialführer



Karlsruher Institut für Technologie



Im Unterauftrag

IREES GmbH



ETA-Solutions GmbH



Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Karlsruhe, den 29.11.2021

Projektleitung

Prof. Dr.-Ing. Eberhard Abele

Jessica Walther

Technische Universität Darmstadt

Institut für Produktionsmanagement, Technologie und Werkzeugmaschinen (PTW)

Eugen Kogon Straße 4

D – 64287 Darmstadt

Tel. + 49 (6151) 16 20478

Fax + 49 (6151) 16 20087

info@ptw.tu-darmstadt.de

Verfasser der vorliegenden Untersuchung:

Heiko Ranzau, Arthur Stobert

Kontakt:

Heiko Ranzau

Eugen-Kogon-Straße 4

64287 Darmstadt

06151 82 29720

h.ranzau@ptw.tu-darmstadt.de

Inhaltsverzeichnis

1.	Einleitung und Ansatz.....	1
2.	Digitalisierung in der Produktionsinfrastruktur	3
2.1.	Condition Monitoring und Predictive Maintenance	3
2.2.	Qualitätsmanagement.....	3
2.3.	Process Monitoring und die Prozessoptimierung	4
2.4.	Energy Monitoring und Energieeffiziente/-flexible Produktion.....	5
2.5.	Transparente datengetriebene Geschäftsmodelle.....	6
3.	Energieeffizienz durch Digitalisierung.....	9
4.	Relevante Grundlagen-Technologien	11
4.1.	GAIA-X	11
4.2.	Blockchain-Technologie	12
4.3.	Rechenzentren.....	13
4.4.	Künstliche Intelligenz	15
5.	Empfehlungen und Policy-Maßnahmen.....	16

1. Einleitung und Ansatz

Diese Untersuchung fokussiert die möglichen Auswirkungen der Digitalisierung auf die Energieeffizienz in modernen Produktionsinfrastrukturen. Da es sich bei der Digitalisierung um eine Querschnittstechnologie handelt, zeigen sich Auswirkungen in unterschiedlichen Einsatzbereichen. Die Analyseergebnisse werden deshalb anstelle der EduaR&D-Struktur nun anhand einer angepassten Gliederung dargestellt.

Generell sind durch die zunehmende Automatisierung und Konnektivität in der produzierenden Industrie Daten in einem noch nie dagewesenen Ausmaß in Produktionssystemen vorhanden und ihre Menge nimmt weiter stetig zu. Die Europäische Kommission erwartet, dass das globale Datenvolumen von 2018 bis 2025 um 530 % zunehmen wird. [1] Zu den produktionsrelevanten Daten gehören beispielsweise Sensordaten, Identifikationsnummern/Codes, Steuerungsdaten, Produktdaten und Bilddaten, die von Produktionsanlagen, Bedienern, der Lieferkette oder anderen Quellen stammen können [2]. Insbesondere bei Anwendungsfällen auf Maschinenebene können hochfrequente Daten hierbei schnell zu großen Datenmengen führen. Der Aufwand für die Datenintegration und -aufbereitung in modernen Produktionsinfrastrukturen ist aufgrund der Vielfalt der Datenquellen mit unterschiedlichen Strukturen und Semantiken und komplexen Aufgaben wie der Synchronisation oftmals komplex. Gleichzeitig müssen hohe Anforderungen an Betriebs- und Datensicherheit jederzeit erfüllt werden. Vielfach bieten datengestützte Verfahren jedoch potenziell direkte oder indirekte Auswirkungen auf die Energieeffizienz der Produktionsinfrastruktur:

- Datengestützte *Predictive Maintenance* Maßnahmen können eingesetzt werden, um drohende Ausfälle vorherzusagen, Maschinenstillstände zu minimieren und die Restnutzungsdauer von Maschinen oder Maschinenkomponenten zu bewerten [3].
- Die intelligente Optimierung von Bearbeitungsparametern führt zu gesteigerter Produktivität [4], Qualitätssicherung [5] und reduzierten Bearbeitungskosten und CO₂-Emissionen [6].
- Für industrielle Energiesysteme werden durch den Einsatz von Energiezählern Verbräuche transparent. Die gesteigerte Transparenz führt bereits häufig zu Energieeinsparungen. Zukünftig könnte durch die Optimierung der Versorgungsstrategie die Energieeffizienz zudem noch weiter gesteigert werden [7].
- Daten- und modellgestützte Prognosemodelle ermöglichen optimierten Energieeinkauf, die Reduzierung der Energiekosten durch Spitzenlastmanagement oder eine energieadaptive Produktionsplanung [8]. Langfristig kann dies nicht nur zu Energieeinsparungen, sondern auch zur Stabilisierung der Stromnetze beitragen.
- Neue, datengestützte Geschäftsmodelle wie *Pay-per-X* können einen Beitrag zur Energieeffizienz leisten. Einzelne leistungsbezogene Vergütungsmodelle (z. B. für Zahlung der verbrauchten Druckluft statt Kauf von Kompressoren) steigert sowohl die Transparenz der Verbräuche als auch die Anreize für verbrauchsarme Betriebsstrategien.

Digitale Zwillinge können den aktuellen Status des Systems widerspiegeln und Echtzeit-Optimierungen, Entscheidungsfindung und Predictive Maintenance entsprechend den erfassten Bedingungen ermöglichen [9]. Für den Einsatz *künstlicher Intelligenz (KI)* sind sie oftmals eine Voraussetzung. Dass künstliche Intelligenz ein zunehmend relevantes Werkzeug für die Industrie ist, zeigt eine Studie von Mittelstand-Digital, bei der über 80 % der befragten Experten angaben, dass sich der Einsatz von KI besonders für die Produktion eignet [10]. Zukünftige Trends wie *AutoML* und

Transfer-Learning zeigen gute Perspektiven auf, um die Automatisierung und Übertragbarkeit von KI-Methoden zukünftig weiter zu steigern.

Weiterhin ergeben sich Möglichkeiten für neue Produkte und Geschäftsmodelle durch Digitalisierungstrends wie die Automatisierung, Blockchain, Big-Data- oder Cloud-Lösungen. Bezüglich der Energieerzeugung wird zudem eine stärkere Vernetzung von Sektoren ermöglicht, wodurch die Systemflexibilität erhöht und die Notwendigkeit für Reserven verringert wird. Außerdem lässt sich in verschiedenen Branchen ein Trend zur *Dematerialisierung* erkennen. Beispiele hierfür sind unter anderem E-Books, Car-Sharing-Konzepte statt eines eigenen Fahrzeugs und Online-Konferenzen statt Flugzeugreisen. [11]

Insgesamt wird die Ableitung wertvoller Informationen durch die zunehmend verfügbare Datenquellen und durch leistungsfähigere IT erleichtert. So können transparente Prozesse geschaffen werden, die sich hinsichtlich ihrer (Energie-)Effizienz besser optimieren lassen.

Im nächsten Abschnitt wird zunächst ein Überblick über die generellen Einsatzbereiche der Digitalisierung im Produktionskontext gegeben, wobei die Rolle der Transparenzmachung anhand der Unterkapitel 2.4 und 2.5 vertieft wird. Anschließend werden in Abschnitt 3 allgemeine Aussagen zur Steigerung der Energieeffizienz hinsichtlich der einzelnen Einsatzbereiche und insgesamt durch Digitalisierung gegeben. Da sich auch zukünftig ein stark anhaltender Trend zur Digitalisierung in der Produktion erwarten lässt, werden in Abschnitt 4 aktuelle und zukünftig relevante *Enabler* der Digitalisierung und ihre jeweiligen energiebezogenen Eigenschaften diskutiert, wie etwa Rechenzentren, künstliche Intelligenz oder die Blockchain-Technologie. Schließlich wird in Abschnitt 5 ein Fazit gezogen und effektive Fördermaßnahmen vor dem Hintergrund der zusammengetragenen Informationen vorgeschlagen.

2. Digitalisierung in der Produktionsinfrastruktur

Die vielfältigen Auswirkungen der Digitalisierung in der Produktion werden durch die Breite an Anwendungsfeldern und spezifischen Anwendungsfällen deutlich, in denen aus verschiedenen Prozessen und Maschinen wiederum spezifische Daten und Informationen aufgenommen und verarbeitet werden.

2.1. Condition Monitoring und Predictive Maintenance

Condition Monitoring und Predictive Maintenance gewinnen in verschiedenen industriellen Anwendungen, aber auch bei Konsumgütern zunehmend an Bedeutung. In der Automobilindustrie beispielsweise wird die Überwachung von Fahrzeugsystemen eingesetzt, um Fahrzeugausfälle zu verhindern, die Gesamtbetriebskosten zu senken und die Fahrzeugverfügbarkeit zu erhöhen [12, 13]. In der diskreten Fertigungsindustrie kann die vorausschauende Instandhaltung eingesetzt werden, um drohende Ausfälle vorherzusagen, Maschinenstillstände zu verringern und die Restnutzungsdauer von Maschinen oder Maschinenkomponenten zu bewerten [3]. Insbesondere die Vorhersage des Werkzeugverschleißes erweist sich als praktikable Umsetzung für Predictive Maintenance. Hierbei ist eine prozessbegleitende Werkzeugverschleißüberwachung in Echtzeit mit internen Maschinendaten, externen Sensordaten sowie Bilddaten möglich. So können z. B. interne Maschinendaten mit externen Sensordaten eines sensorintegrierten Werkzeughalters kombiniert werden, um Regressionsmodelle zur Berechnung des Verschleißes von Maschinenkomponenten über deren gesamten Lebenszyklus zu erstellen [14]. Die Auswirkungen auf die Energieeffizienz sind hierbei nur qualitativ abschätzbar, so können beispielsweise Ressourcen eingespart werden, indem vorhandenes Equipment länger verwendet wird. Da auch die jeweiligen Ressourcen (bspw. Werkzeuge) aus vorgelagerten Produktionsprozessen stammen werden indirekte Einsparungen realisiert. Auch eine Erhöhung der Maschinenverfügbarkeit führt im Allgemeinen zu einer gesteigerten Energieeffizienz, da Stillstandszeiten verhindert werden, in denen ein unproduktiver Energieverbrauch stattfindet. Weil zudem durch Condition Monitoring eventuelle Produktionsfehler früher erkannt werden, kann potenziell Ausschuss verhindert und Ressourcen (und die damit verbundenen Vorprozesse) können eingespart werden.

2.2. Qualitätsmanagement

Die genannten Auswirkungen ergeben sich ebenfalls durch ein datengetriebenes Qualitätsmanagement. Gerade die Erfassung von Hochfrequenzdaten eröffnet neue Perspektiven für das Qualitätsmanagement. In der Zerspanung erfolgt die Qualitätssicherung typischerweise nach der Bearbeitung, etwa durch manuelle Kontrolle, die Selbsteinschätzung des Bedieners mit einfachen Messmitteln oder mit Koordinatenmessgeräten. Durch Digitalisierungsmaßnahmen existiert ein neuer Trend hin zu datenbasierten Ansätzen. Die industrielle Bildverarbeitung bietet beispielsweise eine kostengünstige Methode für die Inline-Qualitätskontrolle und ermöglicht eine stückweise Qualitätsprüfung ohne großen Zeitverlust. Für die prozessbegleitende Qualitätskontrolle sind bildverarbeitungsorientierte Methoden jedoch aufgrund von Störfaktoren oft nicht anwendbar. Zeitreihendaten überwinden diese Einschränkung und ermöglichen eine prozessbegleitende Qualitätssicherung und Qualitätskontrolle in Echtzeit. So kann beispielsweise die prozessbegleitende Erkennung von Werkstückfehlern durch die Verwendung von hochfrequenten maschineninternen Daten ermöglicht werden [15]. Neben der Qualitätssicherung, die eine passive Methode zur Erkennung von Anomalien in der Produktion ist, bietet die autonome Qualitätskontrolle eine

präventive Qualitätssicherung durch Erkennung von Unregelmäßigkeiten und ein Eingreifen in Echtzeit durch Anpassung von Prozess- oder Steuerungsparametern [16].

2.3. Process Monitoring und die Prozessoptimierung

Das Process Monitoring und die Prozessoptimierung bei der Bearbeitung werden in der Regel durch manuelle Aufgaben und kontinuierliche Verbesserungsprozesse sichergestellt. Konventionelle Fertigungssysteme weisen starre Prozesse auf, während aktuelle Trends wie die Produktindividualisierung flexiblere Produktionssysteme erfordern [17]. Aus diesem Grund wird die adaptive Prozessplanung und -steuerung eine wesentliche Rolle in der zukünftigen Fertigung einnehmen. Der Bearbeitungsprozess kann hinsichtlich Produktivität, Qualität und Effizienz optimiert werden. Einen weit verbreiteten Anwendungsfall stellt die intelligente Optimierung von Bearbeitungsparametern dar, wie z. B. die Optimierung der Vorschubgeschwindigkeit zur Minimierung der Bearbeitungszeit [6], die adaptive Steuerung zur Rattervermeidung und Steigerung der Produktivität [4], die selbstoptimierende Steuerung zur Sicherung der Produkt- und Werkzeugqualität [5] und optimierte Schnittbedingungen [6] zur Steigerung der Prozesseffizienz. Durch zunehmend verfügbare hochfrequente Bilddaten, Prozessdaten und Computer-Aided Manufacturing (CAM) wird eine autonome Planung von produktspezifischen Prozessparametern und der Werkzeugbahnoptimierung ermöglicht [17, 18]. Darüber hinaus erlauben sensorintegrierte Werkzeugmaschinen eine prozessbegleitende Überwachung und Steuerung durch Echtzeitdatenverarbeitung.

Wie bereits in den Themen Condition Monitoring und Predictive Maintenance, sowie dem Qualitätsmanagement sind auch im Bereich der Prozessoptimierung somit indirekte Energieeffizienzsteigerungen erwartbar. Die Optimierung der Einzelprozesse garantiert jedoch keine optimal betriebene Prozesskette [19]. Auch durch die Optimierung des gesamten Produktionsablaufs sind Energieeinsparungen erwartbar. Die Planung und Abfolge der Auftragsbearbeitung an verschiedenen Maschinen kann jedoch aufgrund komplexer und stochastischer Produktionsplanungsprobleme eine große Herausforderung darstellen. Infolgedessen wird die Produktionsplanung und -steuerung üblicherweise heuristisch durchgeführt, was zu suboptimalen Lösungen führt. Datengestützte simulationsbasierte Optimierungsansätze ermöglichen eine Echtzeit-Entscheidungsfindung in Abhängigkeit vom aktuellen Systemzustand. Zu diesem Zweck ist ein gut strukturierter Datenaustausch zwischen Shopfloor, MES und ERP erforderlich. Dabei bildet das MES die zentrale Datendrehscheibe bei der Berechnung optimierter Dispositionsregeln [20]. Intelligente Algorithmen (bspw. genetische Algorithmen) werden häufig für Optimierungsprobleme in der Fertigung eingesetzt, wie z. B. für die verteilte Prozessplanung [21], die Minimierung der Produktionszeit, der Produktionskosten und des Gesamtausschusses [22], die Reihenfolge der Arbeitsabläufe [23], oder die Optimierung der Schnittparameter beim CNC-Schaftfräsen [24].

Neben der Produktionsplanung und -steuerung können datengesteuerte Ansätze auch bereits laufende Produktionslinien optimieren [25]. Darüber hinaus können Produktionsdaten in Echtzeit analysiert und visualisiert werden, um Abweichungen frühzeitig zu erkennen und die Prozesstransparenz zu erhöhen. Auf der Grundlage von Digitalen Zwillingen können historische Daten verwendet werden, um den aktuellen Wertstrom in Bezug auf jeden KPI, in diesem Fall die Zykluszeit, zu bewerten und Empfehlungen für Verbesserungen zu generieren. [26]

2.4. Energy Monitoring und Energieeffiziente/-flexible Produktion

Energy Monitoring und energieeffiziente/-flexible Produktion sind weitere Bereiche, in denen Digitalisierung und Datenanalyse neue Potenziale eröffnen. Gerade große Unternehmen mit komplexen industriellen Energiesystemen stehen vor der Herausforderung, beide Ziele zu erfüllen: Energetische Effizienz und ökologische Nachhaltigkeit. In Energiesystemen sind die benötigten Daten zunehmend verfügbar, zum Beispiel durch Energiezähler [8]. Dies ist dadurch begünstigt, dass zunehmend Energiemanagementsysteme nach ISO 50001 zum Einsatz kommen. Unternehmen müssen dabei unter anderem durch einen Vergleich von Energiedaten zwischen Bezugszeitraum und Berichtszeitraum beweisen können, dass es zu einer Verbesserung der energiebezogenen Leistung gekommen ist. Dabei zeigt sich, dass eine Vielzahl von Unternehmen durch Energiemanagementsysteme mehr als 10 % ihres Energieverbrauches einsparen konnten, wobei sich über die direkten Spareffekte bei den Energiekosten hinaus auch Einsparmöglichkeiten bei Steuern und Umlagen ergeben [27, 28]. Dies deckt sich mit Untersuchungen aus Privathaushalten, bei denen der Stromverbrauch durch verschiedene Transparenzmaßnahmen um bis zu 20 % gesenkt werden konnte. Als besonders effektiv haben sich dabei direkte Feedback-Methoden (bspw. die Anzeige des aktuellen Stromverbrauchs) und andere Abrechnungsmodelle (Stichwort „Pay-as-you-go“, monatliche Abrechnung nach dem wirklichen Verbrauch) ergeben. [29]

Eine kostengünstige Umsetzung der Energietransparenz kann dabei durch virtuelle Energiemesspunkte unterstützt werden, die die Daten zur Vorhersage des Energie- und Ressourcenbedarfs nutzen [30]. Datengestützte Modelle können Prozess- und zusätzliche Zustandsdaten wie SPS-Daten, NC-Kerndaten und Daten von dezentralen Steuereinheiten als Modelleingaben verwenden, um Energiebedarfe zu prognostizieren. Fortgeschrittene Signalverarbeitungs- und KI-Techniken ermöglichen weitere Methoden, wie z. B. die kurzfristige Lastprognose von Produktionsmaschinen [31]. Auch Prognosen mit kurzfristigerem Zeithorizont können dabei Mehrwerte bieten, beispielsweise beim Spitzenlastmanagement oder eine energieadaptive Produktionsplanung, wodurch Energieeinsparungen im zweistelligen Prozentbereich möglich sind [8]. Implementierungen der energieadaptiven Produktionsplanung und der optimierten Steuerung industrieller Energieversorgungssysteme werden mit verschiedenen Optimierungstechniken wie genetischen Algorithmen oder Deep Reinforcement Learning realisiert [32, 33]. Da letztgenannte Methode eine große Menge an Daten erfordert, wird empfohlen, die neuronalen Netze durch die Verwendung digitaler Zwillinge in Simulationsumgebungen zu trainieren [7].

Den einzelnen Anwendungsfeldern sind in Abbildung 1 die abgeleiteten Digitalisierungsbedarfe und geschätzten Auswirkungen auf die Energieeffizienz gegenübergestellt. Durch die bereits weite Verbreitung und die hohen, oftmals direkt messbaren Energieeinsparungen zeigen sich vor allem im Bereich des Energiemonitorings vielversprechende Potenziale bei gleichzeitig moderatem Digitalisierungsbedarf.



Anwendungsfeld	Anwendungsfall	Daten und Informationen	Objekt der Digitalisierung	Digitalisierungsbedarf	Auswirkung auf Energieeffizienz
Condition Monitoring & Predictive Maintenance	Vorhersage von Verschleiß und Stillstandszeiten, Reduzierung der Wartungskosten, ...	Energieverbrauch, Temperatur, Vibrationen, ...	Werkzeug, Maschine	●●●	Mittel
Qualitätsmanagement	Überprüfung prozessspezifischer Qualitätsparameter, Optimierung der Qualitätssicherheit, Guttteil / Schlechtteil Klassifikation, ...	(Hochfrequente) Prozessdaten, Produktdaten, ...	Werkzeug, Produkt, Wertstrom, Maschine	●●	Niedrig
Process Monitoring und Prozessoptimierung	Produktspezifische Parameteroptimierung einzelner Prozessschritte, Wertstromanalyse, Prozessstabilität und Produktivitätssteigerung, ...	(Hochfrequente) Bilddaten, Prozessdaten, CAD/CAM	Maschine, Wertstrom	●●	Mittel
Energy Monitoring	Transparenzmachung von Energieströmen (Elektrisch, Pneumatisch, Kühlung/Heizung)	Temperaturen, Wärmemengen, elektrische Leistungen, Prognosen	Maschine, Versorgungstechnik	●●	Hoch
Energieeffiziente und -flexible Produktion	Optimierte Steuerung der Produktion / Versorgungsanlagen	Stellsignale der Maschinen, Systemzustände verschiedener Anlagen und Komponenten	Maschine, Versorgungstechnik	●●	Mittel

- = Digitalisierungsmaßnahmen notwendig, aber großteils vorhanden (Sensoren teilweise bereits integriert oder leicht nachzurüsten)
- = Digitalisierungsmaßnahmen sind notwendig und erfordern einen mittleren Integrationsaufwand
- = Umfangreiche Digitalisierungsmaßnahmen und F&E Aufwand notwendig

Abbildung 1: Anwendungsfälle von Digitalisierungsmaßnahmen

2.5. Transparente datengetriebene Geschäftsmodelle

Nicht nur diese technischen Anwendungsfelder werden im Kontext der modernen Produktion jedoch stark durch die Digitalisierung beeinflusst, sondern sie ermöglicht auch neue Geschäftsmodelle und Vertriebswege wie bspw. *Pay-per-X*, welche die klassischen Modelle verdrängen oder ergänzen können. Diese zeichnen sich oftmals durch einen höheren Grad an Transparenz aus, der sich in den Bezahlmodellen widerspiegelt. Aus diesem Grund wird in diesem Abschnitt hinsichtlich Transparenzschaffung sowie Energie- und Ressourceneffizienz an konkreten Anwendungsbeispielen aus der Industrie genauer auf solch datengetriebene Geschäftsmodelle eingegangen.

Die zunehmende Relevanz von Daten für Organisationen [34] sowie der wachsende Fokus auf das Konzept von Geschäftsmodellen in Bezug auf die Gestaltung und Analyse von Organisationen [35] als zwei zentrale Trends im digitalen Zeitalter werden in datengetriebenen Geschäftsmodellen vereint [36]. Dabei liegt das Bestreben von Unternehmen darin traditionelle Geschäftsmodelle mit datengetriebenen Elementen anzureichern oder völlig neue Geschäftsmodelle zu entwickeln und so das Potenzial von Daten zur Aufrechterhaltung bestehender bzw. Generierung neuer Wettbewerbsvorteile zu nutzen [37]. Eine Studie des Massachusetts Institute of Technology (MIT) zeigt, dass datengetriebene Modelle z. B. in der Entscheidungsfindung zu höherer Produktivität und Profitabilität führen [38]. In datengetriebenen Geschäftsmodellen schaffen Daten also einen Mehrwert in der Wertschöpfung und werden so zur Schlüsselressource von Unternehmen [39].

In diesem Zusammenhang ist ein immer häufiger verwendetes Geschäftsmodell das Pay-Per-Use Modell. Dem Pay-Per-Use (dt. Bezahlen nach Benutzung) liegen nutzungsabhängige Preissysteme zugrunde, bei denen das Entgelt in Abhängigkeit der Nutzungsintensität des Kunden berechnet wird [40]. In der Praxis und der Literatur wird der Begriff Pay-Per-Use oft auch als Synonym für andere Preissysteme und -modelle wie dem *Solution Selling*, *ergebnisabhängige Preissysteme*, *Subscription Modelle* oder dem *Performance-based Contracting* [41] verwendet [40]. Da sich diese teilweise aber stark vom klassischen Pay-Per-Use unterscheiden und Unternehmen oft eigene Bezeichnungen für ihre Modelle einführen, wird in diesem Dokument der Begriff *Pay-Per-X* als allgemeiner Überbegriff für die datengetriebene leistungsgerechte Abrechnung nach Nutzen verwendet, wobei das X als Platzhalter für den Nutzen in den konkreten Anwendungsfällen (z. B. *Pay-Per-Part*, *Pay-Per-Mile*) dient.

Bei Pay-Per-X Modellen kaufen Kunden industrielle Güter wie Maschinen nicht, sondern bezahlen stattdessen für die Nutzung derer, welche von eindeutig definierten und messbaren Indikatoren der Anwendungsfälle abhängt [42]. Für Kunden bietet dies vor allem zwei entscheidende Vorteile. Zum einen fallen Investitionssummen, die sonst beim Kauf anfallen würden, weg und führen zu weniger Kapitalbindung. Zum anderen wird das Ausfallrisiko vom Kunden auf den Hersteller übertragen, der die Verfügbarkeit seiner Anlagen garantiert. Da nur für die tatsächliche Nutzung bezahlt wird, können außerdem Stückkosten einfacher kalkuliert und die Produktion sicherer und flexibler geplant werden. Der Hersteller erhält durch die leistungsgerechte Abrechnung nach Nutzen Zugriff auf Sensor- und Maschinendaten und kann so die Anlagen während des Produktionsprozesses verbessern und durch optimierte Wartungs- und Instandhaltungsprozesse deren Verfügbarkeit steigern. Aus den Betriebsdaten können Erkenntnisse über die Nutzung der Anlagen und das Verschleißverhalten von Bauteilen abgeleitet und in zukünftigen Produktentwicklungsprozessen genutzt werden. [43] Dies führt zu einer Maximierung des Produktlebenszyklus einerseits und zu einer Einsparung von Ressourcen und somit zu einer höheren Effizienz andererseits. Um Kosten zu sparen, führt die transparente Abrechnung auf Kundenseite zu einer verantwortungsbewussteren – und somit ebenfalls nachhaltigeren und effizienteren – Nutzung. Eine Studie der Delft University of Technology [44] zeigt, dass Pay-Per-Use Modelle einen positiven Einfluss auf die nachhaltige Nutzung haben. Am Beispiel von Waschmaschinen mit einer von der Anzahl an Waschgängen und deren Waschtemperatur abhängigen Abrechnung führt dies zu einer signifikanten Reduktion von Waschgängen und -temperaturen, insbesondere bei denjenigen Nutzern, die zuvor hohe Temperaturen verwenden.

Als Beispiel aus der Industrie zählt Rolls Royce als Pionier der Pay-Per-X Modelle. Unter dem 1962 eingeführten Geschäftsmodell *Power-by-the-Hour* verkauft der Flugzeugturbinenhersteller nicht mehr seine Triebwerke selbst, sondern deren Flugleistungsstunden [45]. Im aktuellen zirkulären Geschäftsmodell *TotalCare* bleiben die Triebwerke im Besitz von Roll-Royce und damit auch die Verantwortung für Wartung und Instandhaltung über den kompletten Produktlebenszyklus, welche im fixen Preis pro Flugstunde enthalten ist. Durch das Zustandsmonitoring der Triebwerke und das Sammeln von Daten in Kombination mit Data Analytics Anwendungen erlauben eine optimale Planung und Durchführung von Wartungsarbeiten und maximieren so die Verfügbarkeit. Service Intervalle zwischen Triebwerksüberholungen können so um 25 % verlängert werden. Außerdem können bis zu 95 % der Komponenten eines Triebwerks wiederverwertet werden. Dadurch müssen weniger neue Teile produziert werden, wodurch Ressourcen eingespart werden. [46]

Beim Betreiber-Modell *SIGMA AIR UTILITY* von KAESER KOMPRESSOREN kaufen Kunden nicht mehr ihre eigene Druckluftstation, sondern beziehen die Druckluft stattdessen zum vertraglich vereinbarten Kubikmeterpreis. Auch hier liegt die Verantwortung für die Druckluftanlage komplett beim Hersteller. Dabei steht diese unter ständiger Kontrolle der Servicezentrale und wird technisch und energetisch immer auf den neuesten Stand gehalten, was für höchst energieeffizienten und zuverlässigen Betrieb sorgt. [47] In einem Referenzprojekt bei BASF Coatings am Standort Münster mit einem jährlichen Primärenergieverbrauch von 130.000 MWh in Form von Strom und Gas konnte durch die Anwendung des *SIGMA AIR UTILITY* Modells eine jährliche Einsparung von 30.000 € erzielt werden [48].

BASF und der Hersteller für Autolackieranlagen Dürr bieten ein Modell an, bei dem nach fixen Preisen pro komplett lackierter Karosserie, anstatt nach Mengeneinheit des Autolacks abgerechnet wird. Somit liegt nicht nur die Verantwortlichkeit der Betriebsbereitschaft der Anlage beim Hersteller, sondern auch die Verfügbarkeit an benötigten Ressourcen. Durch optimierte Wartungs- und

Instandhaltungsprozesse und der daraus resultierenden optimierten Nutzung der Anlagen und Ressourcen konnte der Lackverbrauch pro Karosserie um 20 % reduziert werden. [49, 50]

Abbildung 2 zeigt weitere Beispiele von Pay-Per-X Modellen verschiedener Unternehmen.


















AIRCRAFT TURBINES	PRINT	COMPRESSED AIR	TRUCKS	MACHINE TOOL
<p>POWER-BY-THE-HOUR</p> <p>As a pioneer Rolls-Royce changed the entire market.</p> <p>Instead of turbines flight hours are paid.</p>   	<p>PAY-PER-PRINT, PAY-PER-COPY</p> <p>Heidelberg und Xerox are the forerunners in the printing business.</p> <p>The new business model enables a win-win situation.</p>  	<p>AIR-AS-A-SERVICE</p> <p>Only the consumed compressed air is paid.</p> <p>Investment, maintenance and other service costs for the systems are already priced in.</p>  	<p>PAY-PER-MILE</p> <p>PAY-AS-YOU-DRIVE,</p> <p>Manufacturers and lessors offer telematics-based financing options.</p> <p>Operators only pay for the miles/km driven and turn fixed costs into variable ones.</p>    	<p>PAY-PER-MINUTE/HOUR/PART</p> <p>The customer only pays for the produced units or the total working time of the machine. Maintenance, spare parts, etc. are included in the price.</p>       

Abbildung 2: Übersicht von Unternehmen verschiedener Branchen und deren Pay-Per-X Modelle [51]

3. Energieeffizienz durch Digitalisierung

Aufgrund der Breite des Themenfeldes lassen sich nur schwer quantitative Aussagen zur Effektivität einzelner Digitalisierungsmaßnahmen treffen. Insgesamt lässt sich jedoch festhalten, dass in der Diskussion um eine Steigerung der Energieeffizienz die Rolle digitaler Technologien zunehmend in den Fokus rückt. So nimmt die Digitalisierung beispielsweise eine zentrale Rolle ein in der nationalen Nachhaltigkeitsstrategie der Bundesregierung, der Energieeffizienzstrategie 2050, dem Klimazielplan 2030, sowie dem European Green Deal. [11]

Im starken Kontrast dazu steht jedoch, dass aktuell nur wenige Studien zu den konkreten Effekten der Digitalisierung auf die Energieeffizienz existieren. Die Auswirkungen zur Steigerung der Energieeffizienz sind nicht eindeutig geklärt. Begründbar ist dies unter anderem durch

- fehlende Standards und Schnittstellen zur Datenerfassung,
- sehr unternehmens- und prozessabhängigen Einsparpotentialen,
- einen fehlenden langfristigen Planungshorizont für Effizienzinvestitionen auf Unternehmensebene sowie
- berechtigte Vorbehalte bezüglich Cybersicherheit und Datenschutz.

Zudem gibt es teils sehr widersprüchliche Aussagen bezüglich der Energieeffizienzauswirkungen. Auf der einen Seite existieren Schätzungen, wonach die IT-Branche insgesamt derzeit das 1,5-fache ihres eigenen CO₂-Fußabdrucks reduziert und dass sich dieser Wert bis 2030 auf fast das Zehnfache erhöhen könnte. [52] Im Gegensatz dazu kommt eine aktuelle, umfassende Studie zu dem Ergebnis, dass die Digitalisierung bislang mit einem erhöhten Energieverbrauch einhergeht, da verbrauchssteigernde Effekte stärker ausfallen als senkende Effekte. [53] Zu den verbrauchssteigernden Effekten zählen demnach:

- ↑ Gesteigertes Wirtschaftswachstum durch die Steigerung der Arbeits- und Energieproduktivität
- ↑ Direkte Auswirkungen durch den erhöhten Bedarf an Informations- und Kommunikationstechnologien, die hergestellt und betrieben werden müssen

Demgegenüber werden die folgenden senkenden Effekte herausgestellt:

- ↓ Steigerung der Energieeffizienz der digitalisierten Prozesse oder durch digitalisierte Prozesse
- ↓ Sektoraler Wandel / Tertiarisierung durch die Zunahme von IKT-Dienstleistungen (s. bspw. Abschnitt 2.5)

Eine Unternehmensbefragung des ZEW Mannheim ergab zudem, dass digitale Technologien zur Senkung des Energieverbrauchs bisher eher zögerlich eingesetzt und deren Potenziale noch nicht voll ausgeschöpft werden. Zudem ist Energieeinsparung der am seltensten genannte Grund für die Umsetzung von Digitalisierungsmaßnahmen im verarbeitenden Gewerbe (s. Abbildung 3). [11] Dies deutet darauf hin, dass weitere Förder-, Steuer-, oder Aufklärungsmaßnahmen notwendig sein könnten, um die Auseinandersetzung der Unternehmen mit dem Mittel der Digitalisierung zur Energieeffizienzsteigerung zu incentivieren.

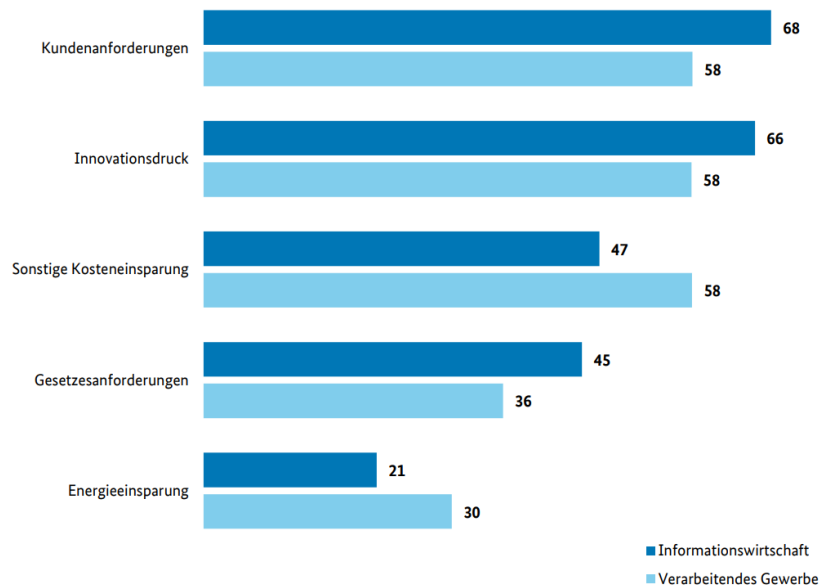


Abbildung 3: Gründe für die Umsetzung von Digitalisierungsmaßnahmen in Informationswirtschaft und Gewerbe [11]

Auch eine Umfrage, die im Rahmen des Projekts durch die Kuratoren der verschiedenen Forschungsfelder ausgefüllt wurde, bestätigt dieses Bild. In jedem Forschungsfeld werden dabei sowohl der Grad der Digitalisierung als auch die Affinität zur Digitalisierung als überwiegend niedrig eingeschätzt.

	Forschungsfeld	Hochtemperatur-supraleitung	Chemische Verfahrenstechnik	Tribologie	Metallerzeugung und -verarbeitung	Abwärmenutzung
Condition Monitoring & Predictive Maintenance	Affinität zu Digitalisierung	Mittel	Mittel	Niedrig	Niedrig	Niedrig
	Grad der Digitalisierung in Betrieben	Mittel	Niedrig	Niedrig	Mittel	Niedrig
	In Anwendung	Ja	Ja	Nein	Nicht bekannt	Nicht bekannt
	Digitalisierungsbedarf im Vergleich zum aktuellen Zustand	Mittel	Hoch	k. A.	k. A.	k. A.
	Affinität zur Umsetzung	Mittel	Niedrig	k. A.	k. A.	k. A.
Qualitätsmanagement	Geschätzte Kosten zur Umsetzung	Mittel	Hoch	k. A.	k. A.	k. A.
	Geschätzte Auswirkungen auf die Energieeffizienz	Niedrig	Hoch	k. A.	k. A.	k. A.
	In Anwendung	Ja	Ja	Ja	Ja	Nicht bekannt
	Digitalisierungsbedarf im Vergleich zum aktuellen Zustand	Mittel	Mittel	Niedrig	Nicht bekannt	k. A.
	Affinität zur Umsetzung	Mittel	Hoch	Niedrig	Mittel	k. A.
Process Monitoring und Prozessoptimierung	Geschätzte Kosten zur Umsetzung	Mittel	Mittel	Niedrig	Mittel	k. A.
	Geschätzte Auswirkungen auf die Energieeffizienz	Niedrig	Hoch	k. A.	Niedrig	k. A.
	In Anwendung	Ja	Ja	Nein	Ja	Nicht bekannt
	Digitalisierungsbedarf im Vergleich zum aktuellen Zustand	Mittel	Hoch	k. A.	Mittel	k. A.
	Affinität zur Umsetzung	Mittel	Mittel	k. A.	Mittel	k. A.
Energy Monitoring	Geschätzte Kosten zur Umsetzung	Mittel	Hoch	k. A.	Mittel	k. A.
	Geschätzte Auswirkungen auf die Energieeffizienz	Niedrig	Hoch	k. A.	Niedrig	k. A.
	In Anwendung	Nein	Ja	Nein	Ja	Nicht bekannt
	Digitalisierungsbedarf im Vergleich zum aktuellen Zustand	k. A.	Mittel	k. A.	Mittel	k. A.
	Affinität zur Umsetzung	k. A.	Hoch	k. A.	Mittel	k. A.
Energieeffiziente und -flexible Produktion	Geschätzte Kosten zur Umsetzung	k. A.	Mittel	k. A.	Mittel	k. A.
	Geschätzte Auswirkungen auf die Energieeffizienz	k. A.	Hoch	k. A.	Niedrig	k. A.
	In Anwendung	Nein	Ja	Nein	Ja	Nicht bekannt
	Digitalisierungsbedarf im Vergleich zum aktuellen Zustand	k. A.	Niedrig	k. A.	Mittel	k. A.
	Affinität zur Umsetzung	k. A.	Hoch	k. A.	Mittel	k. A.

Tabelle 1: Ergebnisse der Umfrage zur Digitalisierung in den Forschungsfeldern

4. Relevante Grundlagen-Technologien

Da sich auch zukünftig ein stark anhaltender Trend zur Digitalisierung in der Produktion erwarten lässt, werden in diesem Abschnitt aktuell bereits verbreitete und zukünftig relevante „Enabler“ der Digitalisierung und ihre jeweiligen energiebezogenen Eigenschaften diskutiert.

4.1. GAIA-X

Daten und digitale Infrastrukturen spielen eine Schlüsselrolle in der Wirtschaft. Aktuell fehlt es oftmals an Transparenz der gespeicherten und verarbeiteten Daten und der zugrunde liegenden Infrastruktur oder den geltenden Rechtssystemen. Auch fehlende, allgemein zugängliche Anwendungsprogrammierschnittstellen (APIs) deuten auf isoliert stattfindende Entwicklungsprozesse hin, was wiederum die Entwicklung einer gemeinsamen Infrastruktur hemmt. Die Initiative GAIA-X soll diese Hindernisse beseitigen, indem ein Daten- und Infrastruktur-Ökosystem geschaffen wird, das den europäischen Werten und Standards entspricht. GAIA-X stützt sich auf Datenschutz, Offenheit und Transparenz, Authentizität und Vertrauen, digitale Souveränität und Selbstbeschränkung, freien Marktzugang und Wertschöpfung, Modularität und Interoperabilität sowie Benutzerfreundlichkeit, um ein föderiertes Ökosystem aufzubauen. [54] Es wird auf bestehenden offenen Standards aufbauen, um innovative Dienste zu ermöglichen. Nutzende und Anbietende werden einen gleichberechtigten Zugang zum GAIA-X-Ökosystem haben. GAIA-X soll eine beschleunigte und breite Nutzung von sicheren und vertrauenswürdigen Datendiensten ermöglichen, wobei der Schwerpunkt auf der Einbindung kleiner und mittlerer Unternehmen (KMU) in innovationsfördernde Ökosysteme liegt. [54]

Aus Benutzerperspektive sollen dabei folgende Ziele verfolgt werden [55]:

- Offenheit, niedrige Barrieren für KMU, Modularität, Benutzerfreundlichkeit
- Dezentralisierung, fairer Wettbewerb zwischen allen Marktteilnehmern, keine digitalen Oligopole
- Schaffung eines Marktplatzes (entsprechende Anreize) für den Datenaustausch zwischen verschiedenen Akteuren
- Datensouveränität als Grundlage: GAIA-X-Nutzer sollen entscheiden können, welche ihrer Daten mit welchen Zugriffsrechten für welche anderen Nutzer und zu welchen Zwecken bereitgestellt werden sollen
- Sicherer Datenaustausch, z.B. über ein einheitliches, standardisiertes und offenes Identitätsmanagement,
- Vertrauenswürdigkeit
- Einheitliche Definition von Schutzklassen für Daten und Dienste
- Interoperabilität über Domänen und Anwendungen hinweg

Im Kontext der Energieeffizienz ist hierbei gerade die angestrebte Einbindung der KMUs von Relevanz, da diese typischerweise einen niedrigeren Digitalisierungsstand aufweisen als Großunternehmen. Die Hürden, auf das jeweilige Unternehmen spezialisierte Softwarelösungen zu erwerben oder zu entwickeln sind für KMUs ungleich höher. Liegen dezentrale und offene Standards und Lösungen (bspw. im Kontext des Energiemanagements) nach dem GAIA-X Standard bereit, die bedarfsbezogen eingekauft werden können, so könnte dies für KMUs ein entscheidendes Innovationshemmnis beseitigen.

4.2. Blockchain-Technologie

Bei der Blockchain-Technologie handelt es sich um die bekannteste Ausprägung der Distributed-Ledger-Technologien (DLT). Über DLT werden Rechner vernetzt, die einen Konsens über die Reihenfolge von durchgeführten Transaktionen bilden und diesen Zustand speichern und fortlaufend aktualisieren. Auf diese Weise entstehen Transaktionsdatenbanken, die eine Verwaltung von Daten ohne eine zentrale Plattform erlauben. Die einzelnen Rechner des Netzwerks, die sogenannten Nodes, verfügen jeweils über eine aktuelle Kopie der Datenbank und können ausgehend davon neue Transaktionen erfassen, teilen und synchronisieren. In der Blockchain werden diese Transaktionen und deren Datensätze mittels kryptografischer Verfahren durch sogenannte Blöcke kontinuierlich miteinander verkettet. Damit ist die Blockchain ein Informationsprotokoll und dezentral organisiertes Datenregister, welches durch die spezifischen Eigenschaften Transparenz, Sicherheit, Unveränderlichkeit, Robustheit und Multi-Stakeholder-Partizipation geprägt ist und somit eine Vertrauensbasis für Parteien mit sehr unterschiedlichen Interessen erzeugen kann. [56, 57]

Der bekannteste Vertreter der Blockchain Technologie ist die Kryptowährung Bitcoin, welche wegen seines hohen Energieverbrauchs in der Kritik steht und wodurch oft – fälschlicherweise – die Blockchain Technologie im Allgemeinen klimapolitisch in Frage gestellt wird. Grund dafür ist der Konsensmechanismus *Proof of Work* für die Erstellung neuer Blöcke. Da die Blockchain dezentral, also ohne zentrale Vertrauensinstanz, funktioniert, stellt der Konsensmechanismus eine Art Regelprotokoll für die gemeinsame Entscheidungsfindung der Nodes über das Prüfen und Speichern von Transaktionen. Um die Transaktion in einem Block der Blockchain anhängen zu dürfen, müssen durch Aufwendung von Rechenleistung mathematische Operationen gelöst werden, was als Mining bezeichnet wird. Der Anreiz für das Lösen besteht in einer Belohnung in Form der Kryptowährung, die auf der jeweiligen Blockchain basiert. Für jede Transaktion finden dadurch weltweit viele Millionen dieser energieintensiven Rechenoperationen gleichzeitig statt, von denen aber nur eine einzige die Aufgabe löst und somit die Rechenleistung und die damit verbrauchte Energie verwirft. [58, 59]

Der tatsächliche Energiebedarf von *Proof of Work* Blockchains ist nur schwer genau zu bestimmen, da die Effizienz der Miner (die Rechner, welche das Mining durchführen) stark variiert. Die University of Cambridge schätzt den aktuellen Energiebedarf der Bitcoin Blockchain auf ca. 112,99 TWh pro Jahr [60]. Außerdem werden theoretische untere und obere Schranken für den Energiebedarf geschätzt, welche nicht auf der Rechenleistung basieren, sondern rein vom Strompreis abhängen. Dem zu Grunde liegt die Annahme, dass bei steigenden Strompreisen die Anzahl an älterem - und damit weniger energieeffizienten - Mining Equipment abnimmt und die Rechenleistung langfristig hauptsächlich von weniger Rechnern, die aber eine höhere Energieeffizienz aufweisen, durchgeführt wird. [58, 59]

Neben dem *Proof of Work* Mechanismus bestehen zahlreiche Alternativen. Allen gemeinsam ist, dass beim Erstellen neuer Blöcke keine Parallelarbeit stattfindet und immer nur ein einziger Rechner die notwendige Rechenleistung aufbringt. Die bekannteste Alternative ist der *Proof of Stake* Mechanismus. Um hierbei Blöcke verifizieren zu können, wird eine Art Kautions hinterlegt. Die Höhe dieser Kautions bestimmt die Reihenfolge der Miner und die entsprechende Belohnung für das Mining. Wird gegen die Regeln zur Entscheidungsfindung des Konsensmechanismus verstoßen, geht die hinterlegte Kautions verloren. Die Verschlüsselung bzw. Sicherheit des Mechanismus wird dadurch nicht beeinträchtigt. Der Energiebedarf von *Proof of Stake* Blockchains reduziert sich damit aber lediglich auf die Speicherung der Blockchain auf den Nodes. Eine Umstellung der Bitcoin Blockchain

auf den *Proof of Stake* Mechanismus würde so den jährlichen Energiebedarf theoretisch auf ca. 0,01 TWh reduzieren. Beispiele für Blockchains, die den Proof of Stake Mechanismus verwenden sind Polkadot [61], Cardano [62], Eos [63] sowie die zukünftige Umstellung von Ethereum auf Ethereum 2.0 [64]. [58, 59]

Während *Proof of Stake* und *Proof of Work* Blockchains öffentlich zugänglich und nach außen vollständig transparent sind, werden im Kontext von Konsortien im privaten als auch im öffentlichen Sektor häufig zugangsbeschränkte Blockchains verwendet. Diese konsortialen Blockchains verwenden wahlbasierte Konsensmechanismen wie *Proof of Authority*, bei denen nur ein ausgewähltes Konsortium zum Verifizieren von Blöcken berechtigt ist. Ein Beispiel für *Proof of Authority* Blockchains ist VeChain [65]. Neben den genannten Konsensmechanismen sind auch Abwandlungen und Kombinationen der verschiedenen Mechanismen möglich. [58, 59]

Die Anwendung der Blockchain Technologie beschränkt sich nicht nur auf Kryptowährungen. Eine Studie der dena [56] zufolge kann der Einsatz der Blockchain in einzelnen energiewirtschaftlichen Anwendungsfeldern unter regulatorischen, technologischen und wirtschaftlichen Aspekten einen Mehrwert für Unternehmen darstellen [66]. Insbesondere durch die die spezifischen Eigenschaften Transparenz, Sicherheit, Unveränderlichkeit und Robustheit eignet sich die Blockchain als Basistechnologie bzw. Buchhaltung für Industrie 4.0. Da die validierten Transaktionen einer Blockchain nachträglich nicht manipulierbar sind, löst sie das fundamentale Problem des mangelnden Vertrauens und dient als System für Existenzbeweise oder die Zertifizierung von Daten. Dies spielt vor allem in der Qualitätskontrolle und der gesamten Supply Chain eine wichtige Rolle und kann z. B. Plagiate von Bauteilen und die damit verbunden Schäden unterbinden. Zusätzlich löst die Blockchain das Problem der Datensicherheit bei hohen Datenströmen zwischen Maschinen und IoT Anwendungen bspw. im Produktionsumfeld. In Kombination mit sogenannten *Smart Contracts* – Computerprogramme, die Verträge abbilden und automatisiert abwickeln – können Geschäftsprozesse, wie z. B. Zahlungsvorgänge, und vor allem datengetriebene Geschäftsmodelle wie Pay-Per-X vollständig automatisiert werden. Durch die Kombination verschiedener Smart Contracts entstehen im Extremfall ausschließlich von Computern gesteuerte Unternehmen, sogenannte Dezentralisierte Autonome Organisationen (DAO). [67–71]

Rein technisch betrachtet vermag die Verwendung von Blockchain Technologie selbst nicht die energieeffizienteste Lösung sein. Letztendlich kommt es aber darauf an, welche Einsparungen durch den Einsatz der Technologie in Digitalisierung und Automatisierung erzielt werden können. Potenziale für den Klimaschutz müssen von der Politik erkannt und von der Wirtschaftsinformatik quantifiziert werden. Forschung im Bereich technischer Verbesserung der Technologie hinsichtlich Energieeffizienz, aber auch zu Einsatzgebieten und Nutzungsanwendungen können die genannten Potenziale steigern. [59]

4.3. Rechenzentren

Das weltweit generierte Datenvolumen steigt exponentiell an. Durch die zunehmende Digitalisierung in der Industrie stehen zusätzlich große Datenmengen zur Verfügung, die über Netzwerke übertragen und ausgewertet werden müssen. Moderne Produktionsmaschinen besitzen beispielsweise eine Vielzahl interner Sensoren, die teils hochfrequente Daten bereitstellen. Innerhalb kürzester Zeit entstehen so potenziell große Datenmengen und der Bedarf nach mehr Rechenleistung. Immer mehr Software-Services werden mittlerweile als Cloud-Lösungen angeboten, wobei die Dienste nicht lokal im Unternehmen, sondern in Rechenzentren ausgeführt werden. Bereits heute verbrauchen

Rechenzentren etwa 1 % des weltweiten Stromverbrauchs [72], in den USA sogar 2 %. Global wird von einem Energiebedarf von 200 TWh für Rechenzentren ausgegangen. [73]

Insgesamt steigt weltweit der Energieverbrauch durch Rechenzentren, Datenströme und private Endgeräte prozentual sogar stärker als der gesamte Energieverbrauch, sodass einzelne Prognosen für das Jahr 2030 von einem Anteil der IKT am globalen Stromverbrauch von 20 % ausgehen (vgl. Abbildung 4) [52].

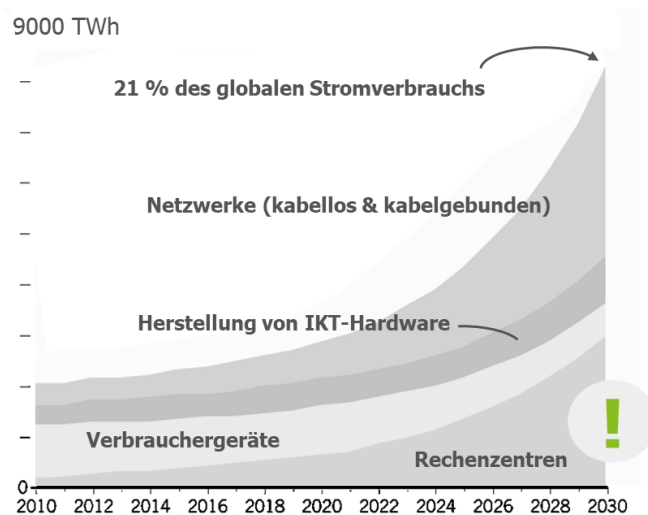


Abbildung 4: Stromverbrauch durch IKT, Prognose [52]

Durch sogenannte Hyperscale-Rechenzentren lässt sich die Energieeffizienz deutlich steigern. Diese sind stark optimiert und weisen eine verbesserte PUE (engl.: *Power Usage Effectiveness*) auf, sodass sich bereits aktuell ein Trend hin zu Hyperscale Rechenzentren beobachten lässt [52]. Bei der Optimierung der Energieeffizienz von Rechenzentren sind beispielsweise die Server-Virtualisierung und die Ermöglichung höherer Zulufttemperaturen effektive Energiesparmaßnahmen [74].

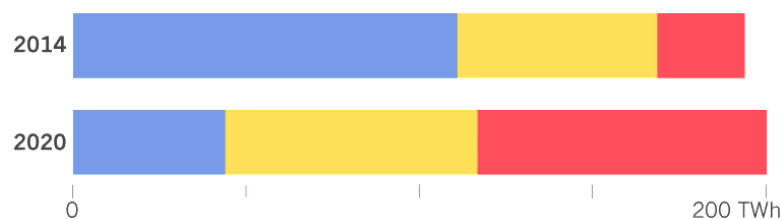


Abbildung 5: Anteile an traditionellen Rechenzentren (blau), Cloud-Rechenzentren (gelb) und Hyperscale-Rechenzentren (rot) [52]

Weiterhin lassen sich auch durch die Abwärmenutzung von Rechenzentren große Energieeffizienzpotenziale realisieren. Der Großteil des Strombedarfs von Rechenzentren wird in Abwärme umgewandelt, die sich jedoch in den meisten Fällen aufgrund eines niedrigen Temperaturniveaus nur schwierig weiterverwenden lässt. Durch verschiedene Maßnahmen lässt sich das Temperaturniveau anheben, bspw. das Abführen der Abwärme durch Wasserkühlungen oder die Erhöhung des Abwärmeebeneaus durch Wärmepumpen. [75] Zudem existieren Firmen, die sich auf Abwärmenutzung durch Rechenzentren spezialisiert haben (z. B. [Cloud&Heat GmbH](#)).

Nicht in jedem Fall ist jedoch die Verlagerung der Datenverarbeitung auf Rechenzentren sinnvoll. Bei der Entscheidung, ob diese on Premise oder in der Cloud stattfinden soll, sind meist eher technische

Umstände ausschlaggebend. Vor allem die Komplexität der Datenauswertung oder die Anforderungen an die Latenz sind ausschlaggebend [76].

4.4. Künstliche Intelligenz

In der Industrie kann der Zweck des Einsatzes von KI technisch, geschäftlich oder kompetenzbasiert sein. Aus technischer Sicht besteht eine typische Aufgabe darin, Produktionsausfälle durch vorausschauende Wartung zu reduzieren. Eine Aufgabe aus betriebswirtschaftlicher Sicht ist die Schaffung von Mehrwert durch z. B. eine beschleunigte Markteinführung [77]. Kompetenzbasierte KI-Aufgaben entlasten die Mitarbeiter, z.B. durch Assistenzsysteme. Die wichtigsten KI-Aufgaben aus technischer Sicht in der Fertigung sind die Steigerung der Effizienz/Produktivität, die Reduzierung der Betriebskosten und die Verbesserung der Produktqualität [78].

Techniken des maschinellen Lernens bieten geeignete Instrumente, um die Datenanalyse für komplexe Anwendungen einzusetzen. Sie können in *Supervised*, *Unsupervised* und *Reinforcement Learning* unterteilt werden. *Supervised Learning Methoden* lernen aus Trainingsdaten, die sowohl Eingabedaten als auch die entsprechenden Ausgabedaten, auch *Labels* genannt, umfassen, während *Unsupervised Learning Methoden* Klassen innerhalb der Eingabedaten entdecken, die Verteilung bestimmen oder die Dimensionalität reduzieren, ohne irgendwelche Ausgabedaten in der Lernphase zu verwenden [79]. Die Technik des *Reinforcement Learning* versucht, durch Versuch und Irrtum eine sinnvolle Strategie für eine vordefinierte Aufgabe zu finden, um langfristig eine bestimmte Zielgröße zu maximieren [80].

Die notwendige Rechenleistung beim Einsatz der verschiedenen Methoden ist je nach Aufgabe sehr unterschiedlich und nur schwer prognostizierbar. Einzelne Studien gehen von einer etwa linearen Korrelation zwischen Energiebedarf und Modellkomplexität (bspw. der Anzahl künstlicher Neuronen und der Netztopologie) aus [81]. Im Allgemeinen wird in der aktuellen KI-Forschung die Effizienz weitgehend vernachlässigt, da sich sehr hohe Modellkomplexitäten für eine Vielzahl von Aufgaben als nützlich erwiesen haben und Unternehmen und Institutionen, die über einen umfangreichen Zugang zu Rechenressourcen verfügen, dies nutzen können, um sich einen Wettbewerbsvorteil zu verschaffen. Für einzelne Demonstrations-Fälle wurden dabei teilweise Energiebedarfe im GWh-Bereich abgerufen [73]. Einmal trainierte Modelle sind hingegen ohne großen Energieaufwand ausführbar und benötigen anders als bspw. mathematische Optimierungsstrategien wie Model Predictive Control (MPC) nicht kontinuierlich größere Rechenleistung.

Es existieren zudem Ansätze, um die Effizienz der Berechnungen zu steigern:

- Unter dem Stichwort *Approximate Computing* werden Maßnahmen betrachtet, den Energieverbrauch deutlich zu reduzieren, wobei Genauigkeitseinbußen in Kauf genommen werden. Dies ist durch Anpassungen von Software oder Hardware möglich. So kann beispielsweise die Bittiefe der Berechnungen herabgesenkt werden [82].
- Außerdem gibt es verschiedene Ansätze, die *Sample Efficiency* („wie viel Erkenntnis lässt sich aus der gleichen Datenmenge ableiten?“) von DRL-Algorithmen zu erhöhen. Dies ist ein genereller, bereits länger verfolgter Ansatz der KI-Forschung (Stichwort *Experience Replay* beim DQN-Algorithmus). Hierzu existieren Ansätze zur Kombination von modellfreien Methoden wie DRL mit modellbasierten Ansätzen (MPC) [83].
- Weiterhin gibt es einen Trend zu Hardware, die speziell auf das Training künstlicher neuronaler Netze ausgelegt ist. Hierbei wird eine starke Parallelisierung der Rechenprozesse

gesetzt und der Trend geht von Berechnungen auf CPUs (Central Processing Unit) hin zu Berechnungen auf GPUs (Graphics Processing Unit) oder spezialisierten TPUs (Tensor Processing Unit).

5. Empfehlungen und Policy-Maßnahmen

Vor dem Hintergrund der betrachteten Technologien lassen sich folgende Entwicklungen erwarten, Probleme identifizieren und Lösungen vorschlagen:

- Der Bedarf an Rechenleistung wird weiter stark ansteigen. Dies wird unter anderem durch das stark wachsende Datenaufkommen in der Produktion verstärkt. Um die Vorteile der Digitalisierungsmaßnahmen hinsichtlich der Energieeffizienz nicht durch den erhöhten Energieverbrauch der IKT zu negieren, sollte auf effiziente Recheninfrastrukturen geachtet werden. Wo möglich und sinnvoll, sollten rechenintensive Prozesse in Hyperscale-Rechenzentren ausgelagert werden. Bei sicherheits- oder latenzkritischen Berechnungen werden vermutlich on-Premise Rechenzentren bevorzugt. Da ein Großteil der hierfür eingesetzten Energie in Abwärme gewandelt wird, sind Maßnahmen zur Abwärmenutzung empfehlenswert, sodass diese beispielsweise zur Gebäudeheizung dienen kann.
 - Datengetriebene Prozesse und KI werden in der Produktion der Zukunft eine stärkere Rolle einnehmen. Intelligente Datenauswertung kann hierbei auch Potentiale zur Energieeffizienzsteigerung aufzeigen. Damit die notwendigen Werkzeuge nicht nur Großunternehmen, sondern auch KMUs zur Verfügung stehen, sollten Aufklärungs- und Weiterbildungsangebote ausgebaut werden. In diesem Kontext kann auch die Festlegung gemeinsamer Standards, wie bspw. durch GAIA-X vorgesehen, eine wichtige Rolle spielen.
 - Auch Geschäftsmodelle werden sich weiter digitalisieren und der Trend zu Service-basierten Vertriebsmodellen wie Pay-per-X wird sich verstärken. Zuverlässige und schnelle Datenverbindungen sind hierfür eine Grundvoraussetzung.
 - Die Blockchain-Technologie bietet vielversprechende Entwicklungspotentiale. Wie auch im Bereich der KI existieren zu dieser Technologie nur wenige konkrete Anwendungsfälle, anhand derer ein zentraler Mehrwert für Produktionsinfrastrukturen deutlich wird. Die Technologie ist neu und es gibt nur wenig Expertise in Betrieben zu diesem Thema. An dieser Stelle können Förderprogramme helfen, Pilotprojekte zu realisieren, die Potentiale konkretisieren und quantifizieren können. Die Blockchain-Technologie kann somit dazu beitragen, in der Breite Prozesse hinsichtlich ihrer Wertschöpfungsgeschwindigkeit zu optimieren, wodurch auch Energieeffizienzgewinne zu erwarten sind.
 - Die Energie-Einsparpotentiale durch Digitalisierung sind sehr unternehmens- und prozessabhängig. Hierdurch werden Investitionsentscheidungen der Unternehmen erschwert. Hilfreich wäre es, langfristig öffentliche Datenbanken aufzubauen, in denen (anonymisierte) Anwendungsfälle ihren jeweiligen Energieeinsparungen entgegengestellt werden. Auch hierfür könnten die GAIA-X Prinzipien angewendet werden.
 - Das Thema Cyber- und Datensicherheit besitzt zwar nur einen indirekten Bezug zur Energieeffizienz, es handelt sich hierbei jedoch um einen zentralen Punkt, der Unternehmen vom stärkeren Einsatz von Digitalisierungsmaßnahmen abhält. Auch bei diesem Thema könnte ein Ausbau der Weiterbildungsangebote einen positiven Effekt, gerade in Bezug auf KMUs aufweisen.
-

Insgesamt kommt auch den Lösungsanbietern und den Unternehmen des produzierenden Gewerbes eine aktive Rolle zu. Von zentraler Bedeutung ist es seitens der Lösungsanbieter, auf eine möglichst Nutzerfreundliche Implementierung und Verwendbarkeit der entwickelten Lösungen zu achten. Seitens der Unternehmen ist die Stärkung der Weiterbildungskultur von zentraler Bedeutung, da digitalisierte Prozesse insgesamt eine höhere Innovationsgeschwindigkeit aufweisen als klassische Technologien. Auch dem Aufbau einer geeigneten (und meist kostspieligen) IT-Infrastruktur mit innovationsfreundlichen Datenschutzkonzepten sollte eine hohe Priorität eingeräumt werden.

Literaturverzeichnis

- [1] EUROPEAN COMMISSION: *European data strategy : Making the EU a role model for a society empowered by data*. URL <https://ec.europa.eu/info/strategy/priorities-2019-2024/europe-fit-digital-age/european-data-strategy> – Überprüfungsdatum 2020-06-23
- [2] WESTROM, Dave: *Data Driven Manufacturing: Benefits, Challenges, and Strategies*. URL <https://www.machinemetrics.com/blog/data-driven-manufacturing>. – Aktualisierungsdatum: 2020-07-02 – Überprüfungsdatum 2020-08-21
- [3] DELOITTE: *Predictive maintenance and the smart factory : Predictive maintenance connects machines to reliability professionals through the power of the smart factory*. URL <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/process-and-operations/us-cons-predictive-maintenance.pdf> – Überprüfungsdatum 2020-08-25
- [4] FRAUNHOFER IPA, DR. WIESELHUBER & PARTNER GMBH: *Geschäftsmodell-Innovation durch Industrie 4.0 : Chancen und Risiken für den Maschinen- und Anlagebau* (2015). URL https://www.wieselhuber.de/migrate/attachments/Geschaeftsmodell_Industrie40-Studie_Wieselhuber.pdf – Überprüfungsdatum 2020-06-03
- [5] PARK, Hong-seok ; TRAN, Ngoc-Hien: *Development of a smart machining system using self-optimizing control*. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 74 (2014), 9-12, S. 1365–1380
- [6] WANG, Lihui ; WANG, Wei ; LIU, Dawei: *Dynamic feature based adaptive process planning for energy-efficient NC machining*. In: *CIRP Annals* 66 (2017), Nr. 1, S. 441–444
- [7] PANTEN, Niklas; ABELE, Eberhard (Mitarb.); HANSON, Jutta (Mitarb.) : *Deep Reinforcement Learning zur Betriebsoptimierung hybrider industrieller Energienetze*. Düren : Shaker Verlag, 2019 (Schriftenreihe des PTW: "Innovation Fertigungstechnik")
- [8] WEIGOLD, Matthias ; ABELE, Eberhard ; PANTEN, Niklas ; GROSCH, Benedikt: *Datengestützte Verfahren für einen energieeffizienten und flexiblen Betrieb von Produktions- und Versorgungstechnik (Teil 4) : Künstliche Intelligenz, Maschinendaten, Algorithmen, Effizienz, Geschäftsmodelle*. In: *WB Werkstatt + Betrieb* (2019). URL <https://www.werkstatt-betrieb.de/fachinformationen/e-only/artikel/teil-4-datengestuetzte-verfahren-fuer-einen-energieeffizienten-und-flexiblen-betrieb-von-produktions-9710809.html> – Überprüfungsdatum 2020-05-29
- [9] NEGRI, Elisa ; FUMAGALLI, Luca ; MACCHI, Marco: *A Review of the Roles of Digital Twin in CPS-based Production Systems*. In: *Procedia Manufacturing* 11 (2017), S. 939–948. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2351978917304067>
- [10] LUNDBORG, Martin: *Künstliche Intelligenz im Mittelstand* (2019) – Überprüfungsdatum 2020-05-24
- [11] BUNDESMINISTERIUM FÜR WIRTSCHAFT UND ENERGIE: *Schwerpunktstudie Digitalisierung und Energieeffizienz : Erkenntnisse aus Forschung und Praxis*. 2020
- [12] VALLDORF, Jürgen ; GESSNER, Wolfgang: *Advanced Microsystems for Automotive Applications 2005*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005 (Advanced Microsystems for Automotive Applications 2005)
-

- [13] ROBERT BOSCH GMBH: *Predictive Diagnostics : Reliably prevents breakdowns with Smart Data*. URL <https://www.bosch-mobility-solutions.com/en/products-and-services/mobility-services/predictive-diagnostics/>. – Aktualisierungsdatum: 2020-08-21 – Überprüfungsdatum 2020-08-24
- [14] STANULA, Patrick ; PRAETZAS, Christopher ; KOHN, Oliver ; METTERNICH, Joachim ; WEIGOLD, Matthias ; BUCHWALD, Arne: *Stress-oriented, data-based payment model for machine tools*. In: *CIRP Conference on Manufacturing Systems* 53 (2020)
- [15] BAUERDICK, Christoph; ABELE, Eberhard (Mitarb.); ANDERL, Reiner (Mitarb.) : *Methodische Entwicklung einer in-Prozess Qualitätsüberwachung bei der Drehbearbeitung basierend auf maschineninternen Daten*. Düren : Shaker Verlag, 2020 (Schriftenreihe des PTW: "Innovation Fertigungstechnik")
- [16] FRAUNHOFER IPT: *Entwicklung eines flexiblen mechatronischen Spannsystems zur Selbstoptimierung eines Fräsprozess durch aktive Schwingungsdämpfung : Industrie 4.0 im Fräsprozess: Geringere Schwingungen durch aktive Dämpfung und angepasste Drehzahlen*. URL <https://www.ipt.fraunhofer.de/de/kompetenzen/Prozesstechnologie/Projekte/fixtronic.html> – Überprüfungsdatum 2020-05-28
- [17] DITTRICH, Marc-Andre ; DENKENA, Berend ; BOUJNAH, Haythem ; UHLICH, Florian: *Autonomous Machining : Recent Advances in Process Planning and Control*. In: *Journal of Machine Engineering* 19 (2019), Nr. 1, S. 28–37
- [18] KLANCNIK, S. ; BREZOCNIK, M. ; BALIC, J.: *Intelligent CAD/CAM System for Programming of CNC Machine Tools*. In: *International Journal of Simulation Modelling* 15 (2016), Nr. 1, S. 109–120
- [19] DENKENA, B. ; HENJES, J. ; HENNING, H.: *Simulation-based dimensioning of manufacturing process chains*. In: *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology* 4 (2011), Nr. 1, S. 9–14
- [20] FRAZZON, Enzo M. ; KÜCK, Mirko ; FREITAG, Michael: *Data-driven production control for complex and dynamic manufacturing systems*. In: *CIRP Annals* 67 (2018), Nr. 1, S. 515–518
- [21] Ji, Wei ; YIN, Shubin ; WANG, Lihui: *A big data analytics based machining optimisation approach*. In: *Journal of Intelligent Manufacturing* 30 (2019), Nr. 3, S. 1483–1495
- [22] MORAD, N. ; ZALZALA, A.: *Genetic algorithms in integrated process planning and scheduling*. In: *Journal of Intelligent Manufacturing* (1999), Nr. 2, S. 169–179
- [23] HUA, Guang-ru ; ZHOU, Xiong-hui ; RUAN, Xue-yu: *GA-based synthesis approach for machining scheme selection and operation sequencing optimization for prismatic parts*. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 33 (2007), 5-6, S. 594–603
- [24] KONDAYYA, D. ; KRISHNA, A. Gopala: *An integrated evolutionary approach for modelling and optimisation of CNC end milling process*. In: *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* 25 (2012), Nr. 11, S. 1069–1084
- [25] URNAUER, Christian ; METTERNICH, Joachim: *Die digitale Wertstrommethode: Process Mining als digitale Stütze der Wertstromanalyse*. In: *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 114 (2019), Nr. 12, S. 855–858

- [26] FRICK, Nicholas ; URNAUER, Christian ; METTERNICH, Joachim: *Echtzeitdaten für das Wertstrommanagement*. In: *ZWF Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 115 (2020), Nr. 4, S. 220–224
- [27] LEE, Dasheng ; CHENG, Chin-Chi: *Energy savings by energy management systems: A review*. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 56 (2016), S. 760–777
- [28] ENERGIEAGENTUR.NRW GMBH: *Energiemanagement gemäß DIN EN ISO 50001 : Information*. URL https://www.energieagentur.nrw/energieeffizienz/energieaudit__energiemanagement/din-iso – Überprüfungsdatum 2021-11-02
- [29] DARBY, Sarah: *The Effectiveness of Feedback on Energy Consumption*. In: *A Review for DEFRA of the Literature on Metering, Billing and direct Displays* 486 (2006)
- [30] JOHANNES SOSENHEIMER ; OLIVER VETTER ; EBERHARD ABELE ; MATTHIAS WEIGOLD: *Hybrid virtual energy metering points – a low-cost energy monitoring approach for production systems based on offline trained prediction models*. In: *Procedia CIRP* (2020)
- [31] WALTHER, Jessica ; DIETRICH, Bastian ; ABELE, Eberhard: *Generic Machine Learning Approach For Very Short Term Load Forecasting Of Production Machines*. 2019
- [32] KOHNE, Thomas ; RANZAU, Heiko ; PANTEN, Niklas ; WEIGOLD, Matthias: *Comparative study of algorithms for optimized control of industrial energy supply systems*. In: *Energy Informatics* 3 (2020), S1, S. 1–19. URL <https://energyinformatics.springeropen.com/articles/10.1186/s42162-020-00115-7>
- [33] WEIGOLD, Matthias ; RANZAU, Heiko ; SCHAUMANN, Sarah ; KOHNE, Thomas ; PANTEN, Niklas ; ABELE, Eberhard: *Method for the application of deep reinforcement learning for optimised control of industrial energy supply systems by the example of a central cooling system*. In: *CIRP Annals* 70 (2021), Nr. 1, S. 17–20
- [34] CHEN ; CHIANG ; STOREY: *Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact*. In: *MIS Quarterly* 36 (2012), Nr. 4, S. 1165
- [35] VEIT, Daniel ; CLEMONS, Eric ; BENLIAN, Alexander ; BUXMANN, Peter ; HESS, Thomas ; KUNDISCH, Dennis ; LEIMEISTER, Jan Marco ; LOOS, Peter ; SPANN, Martin: *Business Models*. In: *Business & Information Systems Engineering* 6 (2014), Nr. 1, S. 45–53
- [36] STRAHRINGER, Susanne ; WIENER, Martin: *Datengetriebene Geschäftsmodelle: Konzeptuelles Rahmenwerk, Praxisbeispiele und Forschungsausblick*. In: *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik* 58 (2021), Nr. 3, S. 457–476
- [37] WIENER, Martin ; SAUNDERS, Carol ; MARABELLI, Marco: *Big-data business models: A critical literature review and multiperspective research framework*. In: *Journal of Information Technology* 35 (2020), Nr. 1, S. 66–91
- [38] BRYNJOLFSSON, Erik ; HITT, Lorin M. ; KIM, Heekyung Hellen: *Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decisionmaking Affect Firm Performance?* In: *SSRN Electronic Journal* (2011)
- [39] ARBEITSGRUPPE FÜR SUPPLY CHAIN SERVICES DES FRAUNHOFER IIS: *Erfolgreiche zukünftige Geschäftsmodelle basieren auf Daten*. URL <https://www.scs.fraunhofer.de/de/forschungsfelder/datengetriebene-geschaeftsmodelle.html> – Überprüfungsdatum 2021-11-25
-

- [40] STOPPEL, Eduard: *Nutzungsabhängige Preissysteme auf industriellen Märkten*. Wiesbaden : Springer Gabler, 2016 (SpringerLink Bücher)
- [41] GLAS, Andreas: *Public Performance-based Contracting : Ergebnisorientierte Beschaffung und leistungsabhängige Preise im öffentlichen Sektor*. Wiesbaden : Springer Gabler, 2012 (SpringerLink Bücher)
- [42] WOLFGANG KRENZ, Daniel Kronenwett: *Is "Pay-Per-Use" The Future In Manufacturing Industries?* URL <https://www.oliverwyman.com/our-expertise/insights/2019/nov/perspectives-on-manufacturing-industries-vol-14/manufacturing-in-a-changing-world/is-pay-per-use-the-future-in-manufacturing-industries.html> – Überprüfungsdatum 2021-11-25
- [43] CHRISTIAN LERCH, Spomenka Maloca: *Digitale Geschäftsmodelle - Modethema oder Wettbewerbsfaktor? : Wie Produkthersteller die digitalen Wertschöpfungsmöglichkeiten nutzen können*. URL https://www.isi.fraunhofer.de/content/dam/isi/dokumente/modernisierung-produktion/erhebung2015/PI_75_Digitale%20Gesch%C3%A4ftsmodelle.pdf – Überprüfungsdatum 2021-11-25
- [44] BOCKEN, Nancy M.P. ; MUGGE, Ruth ; BOM, Colin A. ; LEMSTRA, Hidde-Jan: *Pay-per-use business models as a driver for sustainable consumption: Evidence from the case of HOMIE*. In: *Journal of Cleaner Production* 198 (2018), S. 498–510
- [45] ROLLS-ROYCE: *Rolls-Royce celebrates 50th anniversary of Power-by-the-Hour*. URL <https://www.rolls-royce.com/media/press-releases-archive/yr-2012/121030-the-hour.aspx> – Überprüfungsdatum 2021-11-25
- [46] ROLLS-ROYCE: *Power by the Hour*. URL <https://www.rolls-royce.com/media/our-stories/discover/2017/totalcare.aspx> – Überprüfungsdatum 2021-11-25
- [47] KAESER KOMPRESSOREN: *Betreibermodell: SIGMA AIR UTILITY*. URL <https://www.kaeser.de/produkte/betreibermodell-sigma-air-utility/> – Überprüfungsdatum 2021-11-25
- [48] KAESER KOMPRESSOREN: *Farbe bekennen – auf KAESER setzen und sparen*. URL <https://www.kaeser.de/loesungen/referenzprojekte/druckluft-contracting-fuer-basf.aspx> – Überprüfungsdatum 2021-11-25
- [49] SIMON, Hermann: *Preismanagement : Strategie - Analyse - Entscheidung - Umsetzung*. 4., vollst. neubearb. Aufl. 2016. Wiesbaden : Springer Gabler, 2016 (SpringerLink Bücher)
- [50] ZOE OBRIEN: *IoT Pay-Per-Use Models: The New Revenue Stream?* URL <https://theworldwecreate.net/insights/iot-pay-per-use-models-the-new-revenue-stream> – Überprüfungsdatum 2021-11-25
- [51] FINDUSTRIAL GMBH: *Pay-Per-Use is not a new concept!* URL <https://findustrial.io/de/pay-per-use-is-not-a-new-concept/> – Überprüfungsdatum 2021-11-25
- [52] JONES, Nicola: *How to stop data centres from gobbling up the world's electricity*. In: *Nature* 561 (2018), Nr. 7722, S. 163–166. URL <https://www.nature.com/articles/d41586-018-06610-y>
- [53] LANGE, Steffen ; POHL, Johanna ; SANTARIUS, Tilman: *Digitalization and energy consumption. Does ICT reduce energy demand?* In: *Ecological Economics* 176 (2020), S. 106760. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921800919320622>

- [54] BUNDESMINISTERIUM FÜR WIRTSCHAFT UND ENERGIE: *Project GAIA-X : A Federated Data Infrastructure as the Cradle of a Vibrant European Ecosystem*. 2019
- [55] BUNDESMINISTERIUM FÜR WIRTSCHAFT UND ENERGIE: *GAIA-X: The European project kicks off the next phase*. 2020
- [56] DEUTSCHE ENERGIE-AGENTUR GMBH: *Blockchain in der integrierten Energiewende*. URL https://www.dena.de/fileadmin/dena/Publikationen/PDFs/2019/dena-Studie_Blockchain_Integrierte_Energiewende_DE4.pdf – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [57] FRAUNHOFER-INSTITUT FÜR PRODUKTIONSANLAGEN UND KONSTRUKTIONSTECHNIK: *Vertrauen 4.0 : Die Hyperledger Fabric-Blockchain sorgt für Datensicherheit in der additiven Fertigung*. URL <https://www.ipk.fraunhofer.de/de/publikationen/futur/futur-online-exklusiv/vertrauen40.html> – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [58] FABIAN REETZ: *Warum die nationale Blockchain-Strategie Innovations- und Klimapolitik zusammenbringen sollte*. URL https://www.stiftung-nv.de/sites/default/files/blockchain_und_das_klima.pdf – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [59] SEDLMEIR, Johannes ; BUHL, Hans Ulrich ; FRIDGEN, Gilbert ; KELLER, Robert: *Ein Blick auf aktuelle Entwicklungen bei Blockchains und deren Auswirkungen auf den Energieverbrauch*. In: *Informatik Spektrum* 43 (2020), Nr. 6, S. 391–404
- [60] *Cambridge Bitcoin Electricity Consumption Index (CBECI)*. URL <https://ccaf.io/cbeci/index> – Überprüfungsdatum 2021-11-26.422Z
- [61] DR. GAVIN WOOD: *POLKADOT: VISION FOR A HETEROGENEOUS MULTI-CHAIN FRAMEWORK*. URL <https://polkadot.network/PolkaDotPaper.pdf> – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [62] CHARLES HOSKINSON: *WHY WE ARE BUILDING CARDANO*. URL <https://whitepaper.io/document/581/cardano-whitepaper> – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [63] BLOCK.ONE: *EOS.IO Technical White Paper v2*. URL <https://github.com/EOSIO/Documentation/blob/master/TechnicalWhitePaper.md> – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [64] ETHEREUM: *Ethereum 2.0 : Upgrading Ethereum to radical new heights*. URL <https://ethereum.org/en/eth2/> – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [65] VECHAIN FOUNDATION: *VeChain Whitepaper 2.0*. URL https://www.vechain.org/whitepaper/#bit_65sv8 – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [66] DEUTSCHE ENERGIE-AGENTUR GMBH: *Blockchain in der integrierten Energiewende*. URL <https://www.dena.de/newsroom/publikationsdetailansicht/pub/blockchain-in-der-integrierten-energiewende/> – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [67] ZIMMERMANN, Guido: *Blockchain – Basistechnologie der Industrie 4.0*. URL https://www.it-production.com/wp-content/uploads/dlm_uploads/2018/06/epaper_i40_blockchain_juni18.pdf – Überprüfungsdatum 2021-11-26
- [68] DR. ALEXANDER DUISBERG: *Smart Contracts, Blockchain und das Recht*. In: *IT&Production* 06/2018, S. 72–73
-

- [69] CHRISTINA SEIFERT: Wie Blockchain und die Industrie zusammenpassen. In: *IT&Production* 06/2018, S. 70–71
- [70] STEFANO MARMONTI: Blockchain und Datensicherheit. In: *IT&Production* 06/2018, S. 74–75
- [71] ARSALAN MINHAS: Blockchain-Bündnis will Lieferketten revolutionieren. In: *IT&Production* 06/2018, S. 76–77
- [72] MASANET, Eric ; SHEHABI, Arman ; LEI, Nuo ; SMITH, Sarah ; KOOMEY, Jonathan: *Recalibrating global data center energy-use estimates*. In: *Science (New York, N.Y.)* 367 (2020), Nr. 6481, S. 984–986
- [73] KNIGHT, Will: *AI Can Do Great Things—if It Doesn't Burn the Planet*. In: *WIRED* (2020-01-21)
- [74] BLESL, Markus ; KESSLER, Alois: *Energieeffizienz in der Industrie*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2017
- [75] OLTMANN, Johannes ; SAUERWEIN, David ; DAMMEL, Frank ; STEPHAN, Peter ; KUHN, Christoph: *Potential for waste heat utilization of hot-water-cooled data centers: A case study*. In: *Energy Science & Engineering* 8 (2020), Nr. 5, S. 1793–1810
- [76] DENG, Ruilong ; LU, Rongxing ; LAI, Chengzhe ; LUAN, Tom Hao ; LIANG, Hao: *Optimal Workload Allocation in Fog-Cloud Computing Towards Balanced Delay and Power Consumption*. In: *IEEE Internet of Things Journal* 3 (2016), Nr. 6, S. 1
- [77] BUXMANN, Peter ; SCHMIDT, Holger: *Künstliche Intelligenz*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2019
- [78] OLAF SAUER ; JÜRGEN JASPERNEITE: *Artificial Intelligence For Manufacturing*. URL <https://www.iosb.fraunhofer.de/servlet/is/98264/8-Seiter%20Artificial%20Intelligence.pdf?command=downloadContent&filename=8-Seiter%20Artificial%20Intelligence.pdf> – Überprüfungsdatum 2020-10-01
- [79] BISHOP, Christopher M.: *Pattern recognition and machine learning*. Corrected at 8th printing 2009. New York, NY : Springer, 2009 (Information science and statistics)
- [80] SUTTON, R. S. ; BARTO, A. G.: *Reinforcement Learning: An Introduction* : MIT Press, 2018 (Adaptive computation and machine learning series)
- [81] STRUBELL, Emma ; GANESH, Ananya ; MCCALLUM, Andrew: *Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP*. 2019
- [82] MOONS, Bert ; VERHELST, Marian: *A 0.3-2.6 TOPS/W Precision-Scalable Processor for Real-Time Large-Scale ConvNets*. 16.06.2016
- [83] AMOS, Brandon ; RODRIGUEZ, Ivan Dario Jimenez ; SACKS, Jacob ; BOOTS, Byron ; KOLTER, J. Zico: *Differentiable MPC for End-to-end Planning and Control*. 31.10.2018