

Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen im Zeitalter künstlicher Intelligenz

Johannes Kriebel, Institut für Kreditwesen, Westfälische Wilhelms-Universität Münster, Universitätsstr. 14-16, 48143 Münster, johannes.kriebel@wiwi.uni-muenster.de,
Telefon: +49 251 83 22 692

Mai 30, 2022

Künstliche Intelligenz im Allgemeinen und maschinelles Lernen im Besonderen gehören wohl derzeit zu den spannendsten Themen bei der Anpassung von Geschäftsmodellen und deren wissenschaftlicher Analyse. Künstliche Intelligenz beschreibt allgemein, dass Maschinen in der Lage sind kognitive Funktionen wie Wahrnehmen, Vorhersagen und Entscheidungsfindung durchzuführen. Maschinelles Lernen beschreibt flexible Methoden, die in großen Datensätzen Muster erkennen, die für die Verbesserung von Wahrnehmungen, Vorhersagen und Entscheidungen nützlich sind.

Ich möchte den Impulsvortrag an dieser Stelle mit einem Blick auf GPT-3, einer aktuellen Technologie im Bereich Natural Language Processing, einleiten. GPT-3 wurde Ende Mai 2020 durch ein Forschungspapier der Firma OpenAI vorgestellt, die GPT-3 entwickelt hat (Brown et al. 2020). GPT-3 ist ein neuronales Netzwerk, das 175 Milliarden trainierte Parameter umfasst. Mit diesem neuronalen Netzwerk lassen sich dann insbesondere auf Basis von kurzen Textstücken grammatikalisch und inhaltlich sinnvolle Texte automatisch verfassen. GPT-3 kann unter anderem dazu verwendet werden, sehr authentische Chatbots zu entwickeln, Texte zu übersetzen oder Texte zusammenzufassen. Eine Illustration der Funktionsweise von GPT-3 ist in Abbildung 1 dargestellt. Auf Basis einer Eingabe, die den Kontext vorgibt, ergänzt GPT-3 eine Beschreibung, worum es sich bei diesem Modell handelt (grün markiert).

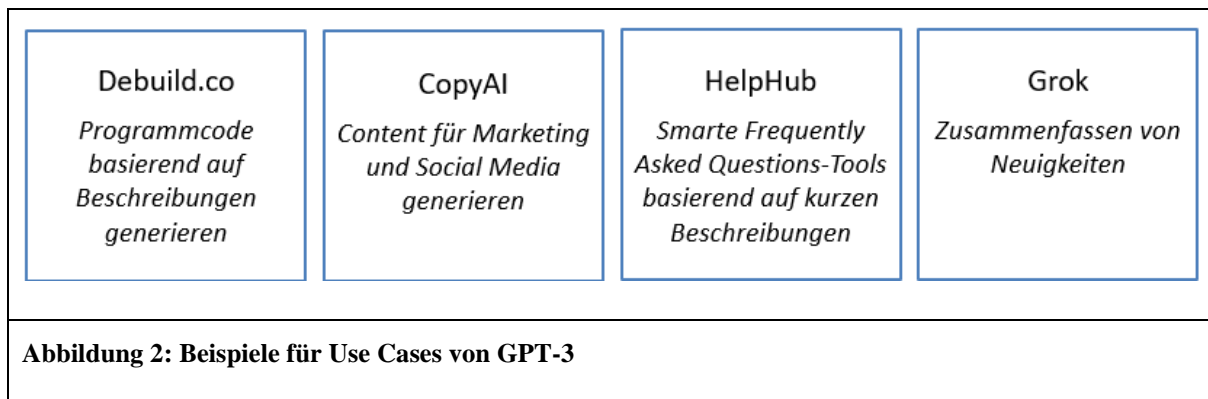
GPT-3 ist ein Natural Language Processing Modell, das von OpenAI entwickelt wurde. Es ist das Ergebnis mehrerer Jahre Forschung und wurde Ende Mai 2020 veröffentlicht. GPT-3 ist ein weiterentwickeltes und verbessertes Modell des ursprünglichen GPT (Generative Pretraining) Modells.

GPT-3 wurde entwickelt, um ein breiteres Spektrum an natürlichen Sprachen zu verarbeiten. Es kann verwendet werden, um Texte zu lesen, zu verstehen und zu schreiben. GPT-3 kann auch verwendet werden, um Dialoge zu führen und Konversationen zu erzeugen.

Abbildung 1: Textausgabe von GPT-3

Was GPT-3 dabei besonders auszeichnet, ist, dass die ausgegebenen Texte in vielen Fällen eine so hohe Qualität haben, dass diese wirken, als wären sie von einem menschlichen Autor verfasst. Entsprechend dem obenstehenden Beispiel werden dabei zudem inhaltlich bedeutende Informationen zusammengefasst. Was daran mit Blick auf das Thema dieses Vortrags spannend ist, ist dass sich aus diesen grundlegenden Fähigkeiten, die GPT-3 anbietet, interessante Potentiale für neue Geschäftsmodelle entwickeln lassen. Abbildung 2 listet dazu beispielhafte Anwendungen auf. Debuild.co bietet ein Tool, das automatisch Programmcode basierend auf

Beschreibungen von Anwendungen erzeugt. CopyAI kann Content für Social Media und Marketing ausgehend von wenigen Stichworten erzeugen. HelpHub generiert aus Produktbeschreibungen smarte Frequently Asked Question-Tools. Grok kann Neuigkeiten aus dem Instant-Messaging-Dienst Slack zusammenfassen.



Interessant ist an diesem Beispiel gerade, dass mit künstlicher Intelligenz neue Fähigkeiten herausgebildet werden und diese dann zu komplementären Innovationen führen, diese in bestehenden oder neuen Gütern und Dienstleistungen zu verwenden. Am Institut für Kreditwesen an der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster hatte ich in den letzten zwei Jahren die erfreuliche Möglichkeit die Herausgeberschaft für ein Sonderheft der Zeitschrift *Die Unternehmung* mit dem Titel „*Machine Learning Methods as Components of Existing Business Models*“ zu übernehmen, das sich mit der Frage befasste, welche Veränderungen man an Geschäftsmodellen in der Anpassung an diese neuen Fähigkeiten beobachten kann. Ich möchte an dieser Stelle auf einzelne zentralen Erkenntnisse kurz eingehen.

Metzler et al. (2021) analysierten auf Basis von Experteninterviews mit Führungskräften, wie künstliche Intelligenz Elemente von Geschäftsmodellen (entsprechend Osterwalder und Pigneur 2010) in etablierten Unternehmen verändert. Metzler et al. (2021) finden mögliche Veränderungen an allen Geschäftsmodellelementen. Besonders verbreitete Veränderungen betreffen die Nutzung zu Automatisierungs- und Effizienz Zwecken (bspw. Robotic Process Automation). Zudem gibt es eine zunehmende Entwicklung zu augmentierten oder verbesserten Produkten und Dienstleistungen (z. B. intelligente Sensoren oder Empfehlungssysteme). Herausforderungen bestehen gerade darin, künstliche Intelligenz bezogene Ressourcen wie IT-Infrastruktur oder entsprechende Teams von Spezialisten aufzubauen. Eine wichtige Rolle spielen Kooperationen mit neuen Partnern, um technische Herausforderungen zu bewältigen. Janasz et al. (2021) untersuchen insbesondere den Einsatz von maschinellem Lernen zur intelligenten Dokumentenverarbeitung in Unternehmen. Die Autoren arbeiten dabei die Potentiale von Anwendungsfällen und die benötigten Fähigkeiten des maschinellen Lernens einer Organisation heraus, die es erlauben, die Effizienz der Organisation zu steigern. Es werden insbesondere auch kritische Erfolgsfaktoren bei der Implementierung dieser Technologien identifiziert. Besonders interessant ist die Bedeutung der Zusammenarbeit vieler Stakeholder und Funktionseinheiten innerhalb und zwischen Organisationen, zumal eine weite Bandbreite an domänenspezifischen und technischen Kenntnissen erforderlich ist. Wichtig ist zudem eine Integration in die bestehenden Prozesse (bezeichnet als „everyday artificial intelligence“), um die Nutzung durch Stakeholder ohne besondere Ausbildung in künstlicher Intelligenz zu ermöglichen. Volkmar et al. (2021) befassen sich konkreter mit Chancen und Herausforderungen des maschinellen Lernens im Marketing. Als Chancen arbeiten die Autoren gerade Effizienzsteigerungen, Objektivität, Qualität und Kundenzufriedenheit heraus. Dies bezieht sich auf die Fähigkeit, große Datenmengen effizient und effektiv zu analysieren, Kundenerwartungen besser zu verstehen und zu erfüllen, Empfehlungssysteme zu entwickeln und die Anpassung an Kundenwünsche, den

automatischen Kundenkontakt und das Beschwerdemanagement zu unterstützen. Die größten Herausforderungen sind laut den Autoren eine übergeordnete Implementierungsstrategie, Nutzeradaptation, die Herausarbeitung ethischer Anforderungen, Aufbau der nötigen technischen Expertise, Datenverfügbarkeit und Datensicherheit. Weitere Beiträge beleuchten im speziellen die Anwendung von maschinellem Lernen in der Vorhersage von Cross-Selling-Potentialen (Werb und Schmidberger 2021) oder der automatisierten Anlageberatung (Becker et al. 2021).

In Summe ist das Potential, dass in Fähigkeiten der künstlichen Intelligenz gesehen wird allgemein sehr groß. Zahlreiche Industriestudien deuten auf einen erheblichen Anstieg der Nutzung in Unternehmen hin (Deloitte 2020; Balakrishnan et al. 2020). Dies führt bei Anbietern von Künstliche-Intelligenz-Lösungen zu einem deutlichen Umsatzwachstum (International Data Group 2021). Außerdem werden auf Seiten der anwendenden Unternehmen zusätzliche Umsätze sowie reduzierte Kosten durch künstliche Intelligenz erwartet (Balakrishnan et al. 2020; Candelon et al. 2020). Strategische Pläne für künstliche Intelligenz der Regierungen mehrerer großer Staaten unterstreichen, dass es sich um einen dauerhaften Trend handelt. Allgemein ist ein deutlich gesteigertes Interesse in der Praxis und in vielen Bereichen der betriebswirtschaftlichen Forschung in den letzten Jahren wahrzunehmen.

In diesem Zusammenhang ist es sehr interessant, was große technologische Sprünge sind, die in den letzten Jahren gemacht wurden und zu diesem gesteigerten Interesse beigetragen haben. Darunter ist zunächst einmal mit Blick auf die Bildverarbeitung der sogenannte „ImageNet Moment“ zu nennen, in dem in 2012 die Klassifikation von Bildern durch tiefe neuronale Netzwerke revolutioniert wurde (Krizhevsky et al. 2012), was ebenfalls Deep Learning als Ansatz des maschinellen Lernens weitreichend populär gemacht hat. In jüngeren Jahren ist zudem gerade die Entwicklung von Transformern wie gerade BERT (Devlin et al. 2019) oder GPT-3 (Brown et al. 2020) zu nennen. Mit diesen Methoden wurde ähnlich zum „ImageNet Moment“ die Verarbeitung von Text revolutioniert, während die Verarbeitbarkeit von Text schon durch die steigende Verbreitung von Deep Learning auch vor der Entwicklung der Transformer dynamisch weiterentwickelt wurde. Mit Blick auf die Anwendung im Unternehmen ist dementsprechend gerade die stark gesteigerte Verarbeitbarkeit von Texten und Bildern neu. Neu ist zudem gerade auch in den letzten Jahren die Anwendung von Reinforcement Learning auf komplexe Probleme, die öffentlichkeitswirksame Anwendungen wie Alpha Go oder selbstfahrende Autos ermöglicht haben. Auf Basis des Reinforcement Learning sind beispielsweise große Potentiale in Feldern wie Produktion, Logistik und Robotik in den nächsten Jahren zu erwarten. Darüber hinaus wird das aktuell große Interesse an dem Thema vor allem durch die große Zunahme an verfügbaren Daten, Rechenleistung und Algorithmen zur Nutzung dieser Daten mit getrieben (Kraus et al. 2020).

Über diese technischen Neuerungen hinaus, sollte allerdings auch der Effekt der Aufmerksamkeit für das Thema nicht unterschätzt werden. An dieser Stelle würde ich argumentieren, dass diese Aufmerksamkeit dazu beiträgt, Innovationen, die auf technischen Neuerungen der letzten Jahrzehnte beruhen, Raum zu bereiten. Wenn ich beispielsweise das Feld des Credit Scoring betrachte, in dem mehrere Projekte meiner Forschung einzuordnen sind, dann gibt es die Modellierung von Kreditrisiken mittels statistischer Methoden seit den 1950ern (Thomas 2000). Verschiedene Methoden des maschinellen Lernens wie unter anderem neuronale Netzwerke werden teils seit den 1980ern oder spätestens den 1990ern in der Forschung in diesem Kontext untersucht und in der Praxis erprobt (bspw. Baetge et al. 1996 oder Baetge und Uthoff 1998). Bereits zu Beginn der 2000er Jahre gibt es eine breite Forschungsliteratur zu diesen Methoden (bspw. Baesens et al. 2003, Crook et al. 2007 oder Kumar and Ravi 2007). Neben stetigen Forschungsergebnissen in diesem Bereich ist an dieser Stelle für die zunehmende Adaption

wahrscheinlich gerade die allgemein starke Offenheit für Methoden des maschinellen Lernens der aktuell treibende Faktor.

In diesem Sinne ist es interessant, sich die Frage zu stellen, wie künstliche Intelligenz bestmöglich zur Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen eingesetzt werden kann. Ein wesentlicher Faktor ist hierbei wahrscheinlich, dass künstliche Intelligenz, obwohl einzelne Aktivitäten zunehmend günstiger oder in Teilen sogar besser als von Menschen ausgeführt werden können, zum aktuellen Zeitpunkt voraussichtlich noch mindestens mehrere Jahrzehnte von einer allgemeinen Intelligenz, die sich auf verschiedene Aktivitäten eines Berufsprofils anwenden lässt, entfernt ist (Grace et al. 2017). Gleichzeitig bietet aber die Möglichkeit, einzelne Aktivitäten günstiger oder besser als Menschen auszuführen, ein großes Potential. Hier sind es wesentliche Entscheidungen in den nächsten Jahren, wirtschaftlich abzuwägen, auf welche Aktivitäten das zutrifft. Bei Aktivitäten wie Credit Scoring oder einer Reihe von Klassifikations- und Vorhersageaufgaben im Marketing wird das einfacher sein, weil bestehende statistische Methoden relativ unmittelbar durch neuere ausgetauscht werden können. Wenn man bedenkt, dass viele Aktivitäten in Unternehmen in der Erstellung und Weitergabe von Dokumenten und der Informationsextraktion Dokumenten bestehen und mit berücksichtigt, dass gerade die Verarbeitung von Texten und Bildern in den letzten Jahren einen riesigen Schritt nach vorne gemacht hat, ist höchstwahrscheinlich gerade in dem Ausführen von diesen Aktivitäten durch Maschinen ein sehr großes Potential. Zumal menschliche Arbeitnehmer dabei nicht eins zu eins durch Maschinen ersetzt werden können, wird es hier aller Voraussicht nach eine große Rolle spielen, Geschäftsprozesse bzw. Informationssysteme so zu gestalten, dass menschliche und maschinelle Aufgabenträger die Aufgaben übernehmen, die dann nach den dann verfügbaren Möglichkeiten jeweils am besten ausgeführt werden können. Dies hat viel Ähnlichkeit mit dem Beispiel von GPT-3, bei dem neue Fähigkeiten von künstlicher Intelligenz komplementäre Innovationen nach sich ziehen. Gerade auch die Möglichkeiten von Reinforcement Learning könnten in den nächsten Jahren spannende Potentiale für die Verbesserung von Aktivitäten und Geschäftsprozessen haben.

Die Implementierung der neuen Methoden bietet viele Chancen für Unternehmen. Es ist jedoch auch wichtig, einen klaren Blick auf die Herausforderungen zu werfen, die damit einhergehen: Anwendungsfälle müssen ihre Investitionen decken und nachhaltig Wert im Unternehmen schaffen, Geschäftsprozesse müssen auf die von Maschinen (besser) übernommenen Funktionen angepasst werden, es sind Lernkurven und Adaptionszeiten zu beachten (Brynjolfsson und McAfee 2017). Das sind zum Teil technische Fragen, zu einem wichtigen Anteil aber auch ökonomische, juristische, politische, soziologische und geisteswissenschaftliche Fragen. Das umfasst etwa, welche Fähigkeiten des maschinellen Lernens und komplementären Fähigkeiten Unternehmen entwickeln müssen (Chen et al. 2012; Grover et al. 2018), wie sich Muster der Zusammenarbeit im Zuge der neuen Technologien verändern (ähnlich der Diskussion in Schilling 2015), wie künstliche Intelligenz Innovationen unterstützt (Wu et al. 2019; Wu et al. 2020), welche ethischen Anforderungen wir an Anwendungen mit künstlicher Intelligenz stellen (Trittin-Ulbrich et al. 2021), wie die Beschäftigungswirkung des Einsatzes dieser Methoden ist (Willcocks 2020) und wie man sich zwischen maschinellem Lernen als Augmentierung oder Automatisierung menschlicher Arbeit entscheidet (Raisch und Krakowski 2021). In Summe ergeben sich sehr große Potentiale der Technologie, aber auch viele Spannungsfelder, für Unternehmen und Politik in Europa und somit auch für die Rolle Europas in der digitalen Ökonomie.

Referenzen:

- Balakrishnan, Tara; Chui, Michael; Hall, Bryce; Henke, Nicolaus (2020): The state of AI in 2020. McKinsey & Company. Online verfügbar unter <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2020>, zuletzt geprüft am 29.04.2021.
- Baesens, Bart; Setiono, Rudy; Mues, Christophe; Vanthienen, Jan (2003): Using Neural Network Rule Extraction and Decision Tables for Credit-Risk Evaluation. *Management Science* 49 (3), S. 312–329.
- Baetge, Jörg; Hüls, Dagmar; Uthoff, Carsten (1996): Früherkennung der Unternehmenskrise — Neuronale Netze als Hilfsmittel für Kreditprüfer. In: *Neuronale Netze in der Betriebswirtschaft*, Gabler Verlag, Wiesbaden, S. 151-168
- Baetge, Jörg; Uthoff, Carsten (1998): Development of a Credit-Standing-Indicator for Companies Based on Financial Statements and Business Information with Backpropagation-Networks. In: *Risk Measurement, Econometrics and Neural Networks*. Physica, Heidelberg. S. 17-38.
- Becker, Marcus; Beketov, Mikhail; Wittke, Manuel (2021): Machine Learning in Automated Asset Management Processes 4.1. In: *Die Unternehmung* (im Druck).
- Brown, Tom B.; Mann, Benjamin; Ryder, Nick; Subbiah, Melanie; Kaplan, Jared; Dhariwal, Prafulla; Neelakantan, Arvind; Shyam, Pranav; Sastry, Girish; Askell, Amanda; Agarwal, Sandhini; Herbert-Voss, Ariel; Krueger, Gretchen; Henighan, Tom; Child, Rewon; Ramesh, Aditya; Ziegler, Daniel M.; Wu, Jeffrey; Winter, Clemens; Hesse, Christopher; Chen, Mark; Sigler, Eric; Litwin, Mateusz; Gray, Scott; Chess, Benjamin; Clark, Jack; Berner, Christopher; McCandlish, Sam; Radford, Alec; Sutskever, Ilya; Amodei, Dario (2020): Language Models are Few-Shot Learners. arXiv:2005.14165.
- Brynjolfsson, Erik; McAfee, Andrew (2017): The Business of Artificial Intelligence. What it can — and cannot — do for your organization. In: *Harvard Business Review*.
- Candelon, François; Reichert, Tom; Duranton, Sylvain; Rodolphe, Charme di Carlo; Stokol, Georgie (2020): Deploying AI to Maximize Revenue. BCG Henderson Institute. Online verfügbar unter <https://www.bcg.com/de-de/publications/2020/deploying-ai-artificial-intelligence-to-maximize-revenue>, zuletzt geprüft am 29.04.2021.
- Chen, Hsinchun; Chiang, Roger H. L.; Storey, Veda C. (2012): Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. In: *MIS Quarterly* 36 (4), S. 1165–1188. DOI: 10.2307/41703503.
- Crook, Jonathan N.; Edelman, David B.; Thomas, Lyn C. (2007): Recent Developments in Consumer Credit Risk Assessment. *European Journal of Operational Research* 183(3), S. 1447–1465.
- Deloitte (2020): Thriving in the era of pervasive AI. Online verfügbar unter <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/nl/Documents/innovatie/deloitte-nl-exec-deck-state-of-ai-in-the-enterprise-3rd-edition-final.pdf>, zuletzt geprüft am 29.04.2021.
- Devlin, Jacob; Chang, Ming-Wei; Lee, Kenton; Toutanova, Kristina (2019): BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. arXiv:1810.04805.
- Grace, Katja; Salvatier, John; Dafoe, Allan; Zhang, Baobao; Evans, Owain (2017): When Will AI Exceed Human Performance? Evidence from AI Experts. arXiv:1705.08807.
- Grover, Varun; Chiang, Roger H.L.; Liang, Ting-Peng; Zhang, Dongsong (2018): Creating Strategic Business Value from Big Data Analytics: A Research Framework. In: *Journal of Management Information Systems* 35 (2), S. 388–423. DOI: 10.1080/07421222.2018.1451951.
- International Data Group (2021): IDC Forecasts Improved Growth for Global AI Market in 2021. Online verfügbar unter <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS47482321>, zuletzt geprüft am 29.04.2021.
- Janasz, Tomasz; Mortensen, Peter; Reisswig, Christian; Weller, Tobias; Herrmann, Maximilian; Crnoja, Ivona; Höhne, Johannes (2021): Advancements in ML-enabled intelligent document processing and how to overcome adoption challenges in enterprises. In: *Die Unternehmung* (im Druck).
- Kraus, Mathias; Feuerriegel, Stefan; Oztekin, Asil (2020): Deep learning in business analytics and operations research: Models, applications and managerial implications. In: *European Journal of Operational Research* 281 (3), S. 628–641. DOI: 10.1016/j.ejor.2019.09.018.
- Krizhevsky, Alex; Ilya Sutskever; Geoffrey E. Hinton (2012): ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 25, S. 1097-1105.
- Kumar, Pramod; Ravi, Vadlamani (2007): Bankruptcy Prediction in Banks and Firms via Statistical and Intelligent Techniques – A Review, *European Journal of Operational Research* 180(1), S. 1–28.
- Metzler, Dennis Renee; Neuss, Nicole; Muntermann, Jan (2021): Artificial Intelligence and Business Model Innovation in Incumbent Firms: A Cross-Industry Case Study. In: *Die Unternehmung* (im Druck).
- Osterwalder, Alexander; Pigneur, Yves (2010): Business model generation. A handbook for visionaries, game changers, and challengers. New York: Wiley&Sons.
- Raisch, Sebastian; Krakowski, Sebastian (2021): Artificial Intelligence and Management: The Automation-Augmentation Paradox. In: *Academy of Management Review* 46 (1), S. 192–210.

- Schilling, Melissa A. (2015): Technology Shocks, Technological Collaboration, and Innovation Outcomes. In: *Organization Science* 26 (3), S. 668–686.
- Thomas, Lyn C. (2000): A Survey of Credit and Behavioural Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers. In: *International Journal of Forecasting* 16 (2), S. 149–172.
- Trittin-Ulbrich, Hannah; Scherer, Andreas Georg; Munro, Iain; Whelan, Glen (2021): Exploring the dark and unexpected sides of digitalization: Toward a critical agenda. In: *Organization* 28 (1), S. 8–25.
- Volkmar, Gioia; Reinecke, Sven; Fischer, Peter Mathias (2021): Künstliche Intelligenz im Marketing: Möglichkeiten und Herausforderungen. In: *Die Unternehmung* (im Druck).
- Werb, Gabriela Alves; Schmidberger, Martin (2021): Predictive Modeling in Marketing: Ensemble Methods for Response Modeling. In: *Die Unternehmung* (im Druck).
- Willcocks, Leslie (2020): Robo-Apocalypse cancelled? Reframing the automation and future of work debate. In: *Journal of Information Technology* 35 (4), S. 286–302. DOI: 10.1177/0268396220925830.
- Wu, Lynn; Hitt, Lorin; Lou, Bowen (2020): Data Analytics, Innovation, and Firm Productivity. In: *Management Science* 66 (5), S. 2017–2039. DOI: 10.1287/mnsc.2018.3281.
- Wu, Lynn; Lou, Bowen; Hitt, Lorin (2019): Data Analytics Supports Decentralized Innovation. In: *Management Science* 65 (10), S. 4863–4877. DOI: 10.1287/mnsc.2019.3344.