

Einsatz von Machine Learning im Innovationsmanagement

Eine Literaturanalyse

Daniel Szafarski und Helmut Beckmann¹

Abstract: In volatilen Zeiten, in denen die verfügbare Datenmenge stetig steigt, nehmen Unternehmen das IM in den Fokus, um ihre Wettbewerbsfähigkeit zu sichern. Aus diesem Grund ist eine stetig steigende Anzahl an Publikationen zu verzeichnen, welche sich aktuell insbesondere mit der frühphasigen Ideengenerierung mithilfe natürlich sprachlicher Texte beschäftigen. Zur Analyse werden sowohl unüberwachte als auch überwachte Lernverfahren angewendet, wobei insbesondere Clustering-Algorithmen sowie Klassifikations- und Regressionsanalysen genutzt werden. Die präskriptive Analyse sowie die geschäftsbezogenen Innovationen sind in diesem Zusammenhang noch kaum untersucht, weswegen sich hieraus weitergehender Forschungsbedarf ableiten lässt.

Keywords: Innovationsmanagement, Machine Learning, Künstliche Intelligenz, Digitalisierung, Literaturanalyse

1 Einleitung

Durch eine volatile Umgebung, in der sich die Kundenbedürfnisse schnell verändern und die Innovationsgeschwindigkeit des Marktes steigt, rückt das Innovationsmanagement (IM) in den Fokus von Unternehmen, um ihre Wettbewerbsfähigkeit zu sichern [Ha18]. Aufgrund der enormen Relevanz von Innovationen für ein Unternehmen wird deren Entstehungsprozess bereits seit Jahrzehnten in der Forschung und Praxis stark thematisiert [Mü20]. Auch im Bereich des IM konnte die vielseitige Anwendbarkeit von Machine Learning (ML) in zahlreichen Case Studies demonstriert werden [Mü20]. Insbesondere vor dem Hintergrund stetig steigender Datenmengen können ML-Methoden nicht nur als Teil, sondern ebenfalls zur Optimierung des Prozesses genutzt werden [MG20, Mü20].

Wie die Boston Consulting Group in ihren jährlichen Umfragen aufzeigt, gehört im Jahr 2021 für zwei Drittel der Unternehmen das Thema „Innovation“ zu den wichtigsten drei strategischen Zielen. Gleichzeitig belegt die Studie, dass 80 % der B2C Unternehmen, also Unternehmen, die an Endkunden vertreiben, lediglich grundlegende Systeme zur Erhebung und Auswertung ihrer Kundendaten nutzen. Demgegenüber stehen fehlende Kompetenzen in der Auswertung und Nutzung von Daten [Bo21].

¹ Hochschule Heilbronn, Studiengang Wirtschaftsinformatik, Max-Planck-Str. 39, 74081 Heilbronn, {daniel.szafarski; helmut.beckmann}@hs-heilbronn.de

Demzufolge werden aktuell keine beziehungsweise kaum ML-Methoden in den Unternehmen genutzt, obwohl diese wertvolle Erkenntnisse für das IM ermöglichen. In einem kürzlich publizierten Artikel von [Ha21] wird der Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) für das IM untersucht und auf den zielführenden Einsatz in Organisationen hingewiesen. Einschränkend berücksichtigt werden muss, dass lediglich die ersten Prozessschritte des IM thematisiert werden und der dritte Schritt gänzlich ausgelassen wird. Die Literatur bietet zum aktuellen Zeitpunkt kaum einen Überblick über die Nutzung von ML-Verfahren für das IM, weswegen [Ro18] eine Forschungslücke in diesem Bereich aufzeigen. Dies wird als Motivation für die detaillierte und ganzheitliche Betrachtung des Einsatzes von ML-Methoden im Rahmen des IM durch den vorliegenden Beitrag genutzt. Hierbei soll mithilfe einer umfangreichen Literaturanalyse die folgende Forschungsfrage beantwortet werden:

Welche Machine Learning Methoden kommen im Rahmen des Innovationsmanagements zum Einsatz?

Ziel dieser Arbeit ist es, den aktuellen Forschungsstand aufzubereiten und hiermit einen Beitrag zum Überblick des Fachgebiets zu leisten. Dabei wird mithilfe einer Konzeptmatrix der Einsatz verschiedener Verfahren entlang des IM untersucht, wodurch eine Orientierungshilfe für weitergehende Forschungsvorhaben entsteht. Zur Erreichung dieses Ziels ist diese Arbeit wie folgt strukturiert. Im zweiten Abschnitt werden zunächst die theoretischen Grundlagen vermittelt, worauf aufbauend die Methodik zur systematischen Literaturanalyse dargestellt wird. In Abschnitt vier werden die Ergebnisse analysiert und veranschaulicht. Abschließend folgt im fünften Abschnitt ein Fazit der gewonnenen Erkenntnisse sowie eine Ableitung von möglichen zukünftigen Forschungsbedarfen.

2 Grundlagen und Begriffe

Der folgende Abschnitt erläutert die zwei Begriffe *Innovationsmanagement* und *Machine Learning Methoden*, um ein einheitliches Begriffsverständnis sowie den nötigen theoretischen Hintergrund zur Beantwortung der Forschungsfrage sicherzustellen.

2.1 Innovation und Innovationsmanagement

Der Innovationsbegriff wird in der Literatur sowohl für den Entstehungsprozess eines neuen Produktes als auch zeitgleich für das neue bzw. verbesserte Produkt selbst verwendet. Im Kontext dieser Arbeit wird die erstere Bedeutung verwendet, wonach allgemein betrachtet, unter dem Begriff Innovation eine neue Art und Weise verstanden werden kann, wie Tätigkeiten durchgeführt und anschließend vermarktet werden [Po90]. Im Detail bedeutet dies die Schaffung neuartiger, deutlich vom Vorgänger abgrenzbarer, Zweck-Mit-

tel-Kombinationen durch bislang unbekannte Produkte, Dienstleistungen und Prozesse bzw. deren Verknüpfungen [Hal16]. In Abhängigkeit des Betrachtungsgegenstands sowie der Auswirkung auf den Markt lassen sich dabei unterschiedliche Innovationstypologien differenzieren. In der vorliegenden Arbeit wird hierfür die Untergliederung in technische Innovationen, die sowohl Prozesse als auch Produkte beinhalten, *organisationale* sowie *geschäftsbetragene Innovationen* verwendet [ZW95].

Eine Innovation grenzt sich durch die Kommerzialisierung eines Unternehmens von einer Erfindung ab [Ro88]. Folglich lässt sich Innovation als Kernprozess eines Unternehmens definieren, um innerhalb einer volatilen Umgebung zu überleben [SJ07]. Die betrieblichen Aktivitäten zur Steuerung und Ausgestaltung der Innovationsaktivitäten eines Unternehmens werden unter dem Begriff des IM zusammengefasst. Hierunter fallen sowohl strategische Tätigkeiten zur Definition der Innovationsziele wie auch operative Aufgaben, die unter anderem die Planung, Organisation und Kontrolle des Innovationsprozesses sowie die Schaffung entsprechender Rahmenbedingungen innerhalb des Unternehmens beinhalten [PS96]. Nachfolgend werden Aspekte wie bspw. die Innovationskultur nicht weiter thematisiert und der Schwerpunkt der Analyse auf die Tätigkeiten, die im Zusammenhang mit dem Innovationsprozess stehen, gelegt.

Für den Unternehmenserfolg sowie den Erfolg des IM ist es von besonderer Wichtigkeit, eine systematische Durchführung des Innovationsprozesses sicherzustellen [GWR09]. Folglich haben sich in der Vergangenheit diverse Vorgehensmodelle etabliert, die sich aufgrund der Diversität hinsichtlich Zielsetzung und Innovationssubjekt legitimieren lassen [Ev10]. Viele Ansätze eint die grundlegende Aufgliederung des Prozesses in die Bereiche Ideen, Projekte und Produkte nach dem Konzept des Innovationstrichters, wonach aus einer Vielzahl von Ideen am Ende des Prozesses eine Handvoll marktreifer Produkte entsteht [FF11]. Im Wesentlichen wird diese Grundidee in dem Dreiphasenmodell des Innovationsprozesses nach [Th92] abgebildet. In der ersten Phase *Ideengenerierung* bestimmt das Unternehmen sein Suchfeld und beginnt mit der Findung bzw. dem Vorschlag von neuen Ideen. Diese werden im zweiten Schritt *Ideenakzeptierung* hinsichtlich ihrer Sinnhaftigkeit für eine potenzielle Umsetzung hin validiert und anschließend Realisierungspläne entwickelt, über welche am Ende der Phase entschieden wird. Fällt die Ideenbewertung positiv aus, werden diese im dritten Prozessschritt, der *Ideenrealisierung*, tatsächlich implementiert und anschließend am Markt vertrieben sowie der Erfolg gemessen. [Th92]. Dieses Prozessmodell repräsentiert mit seinen drei Phasen die wesentlichen Prozessschritte der in [Ev10] untersuchten zwölf verschiedenen Modelle. Zum selben Ergebnis kommen ebenfalls [FF11].

2.2 Machine Learning Methoden

Die steigende Menge an Daten folgert den Wunsch nach automatisierter Verarbeitung, um neue Erkenntnisse sowie Innovationen zu generieren [MG20, Mu12]. In diesem Zusammenhang hat sich innerhalb der Informatik der Teilbereich der KI herausgebildet, welches versucht, mithilfe von Computern intelligentes Verhalten zu simulieren. Es fehlt bislang allerdings an einer einheitlichen, über mehrere Disziplinen anerkannten Definition, da KI als Sammelbegriff für Datenanalyseprozesse zum Erhalt oder Anwenden von Wissen verwendet wird [Gr14]. Während viele Publikationen der untersuchten Forschungsfrage diesen Begriff nutzen, wird nachfolgend stattdessen auf den Teilbereich des ML genauer eingegangen. Dieser ermöglicht es, ein System mit menschenähnlicher Intelligenz ohne explizite Programmierung zu erzeugen. Hierdurch erhält das System die Möglichkeit, selbstständig in einer spezifischen Aufgabe aus Erfahrungen zu lernen und sich hierdurch stetig zu verbessern [JM15]. Hierbei kann in Abhängigkeit von Grad des Analysewertes die rein beschreibende (*deskriptive*), erklärende (*diagnostische*), vorausschauende (*prädiktive*) sowie optimierende (*präskriptive*) Analyse differenziert werden [Ba20].

Außerdem werden in Abhängigkeit der Aufgabe, die das System löst, sowie der Vorgehensweise innerhalb des Trainings, die nachfolgend dargestellten Typen unterschieden. Erstens wird der Begriff des *überwachten Lernens* (*engl. supervised learning*) verwendet. Hierunter wird ein Lernalgorithmus verstanden, welcher durch die Abbildung eines bzw. jedes Eingabewertes x auf eine Ausgabe y eine möglichst akkurate Vorhersage trifft. In Abhängigkeit der Ausgabevariablen $y^{(i)}$ kann die Art des Problems bestimmt werden. Ist diese kategorisch, so handelt es sich um eine Klassifizierung oder eine Mustererkennung bzw. eine Anomalieerkennung. Handelt es sich um ein reellwertiges oder ordinales Skalar, so liegt meist ein Regressionsproblem vor [JM15, MRT18, Mu12].

Zweitens wird der Bereich des *unüberwachten Lernens* (*engl. unsupervised learning*) differenziert. Im Gegensatz zu überwachtem Lernen sind die Vorhersagewerte sowie die Aufgaben unbekannt und können folglich nicht zum Überwachen des Lernalgorithmus verwendet werden. Ein typischer Anwendungsbereich ist das Clustering und die Assoziationsanalyse, wobei darüber hinaus unüberwachtes Lernen bspw. zur Dimensionsreduktion hochdimensionaler Daten, Erkennung von Graphstrukturen, Konzeptbeschreibungen oder Matrixvervollständigung genutzt werden kann [JM15, MRT18, Mu12].

Drittens wird neben den beiden zuvor genannten Verfahren das *bestärkende Lernen* (*engl. reinforcement learning*) unterschieden. Hierbei wird ein Ergebnis entweder belohnt oder bestraft, um eine entsprechende Anpassung im Training sowie nachgefolgter Prognose zu erzielen. Im Gegensatz zum überwachten Lernen wird hierbei nicht explizit die korrekte Ein- bzw. Ausgabe präsentiert [JM15, MRT18, Mu12].

Neben den bereits beschriebenen Ansätzen werden heutzutage weitere Mischformen sowie je nach Publikation zusätzliche Verfahren differenziert [JM15]. Hierzu zählen bspw. das selbstüberwachte sowie Transferlernen. Diese sind allerdings in der Praxis aktuell noch weniger verbreitet und werden nachfolgend nicht genauer erläutert [AbPH21].

3 Methodik zur Literaturanalyse

Zur Beantwortung der vorliegenden Forschungsfrage wird die strukturierte Literaturanalyse nach [Fe06] sowie [WW02] verwendet. Gemäß dem Vorgehensmodell von [Fe06] wurde im ersten Abschnitt die Problemdefinition beschrieben, welche durch die folgenden Schritte Literatursuche und -auswertung, Analyse und Interpretation sowie Präsentation der identifizierten Literatur vervollständigt wird [Fe06]. Für die Literatursuche werden gemäß den Leitlinien geeignete Auswahlkriterien ausgewählt, welche nachfolgend dargestellt werden. Im Rahmen dieses Beitrags werden lediglich Publikationen aus den Jahren 2018 (inkludiert) bis 2022 (soweit vorhanden) betrachtet und auf einen historischen Rückblick verzichtet. Dies deckt sich ebenfalls mit der Publikation von [Ro18], welche im Jahr 2018 noch eine Forschungslücke in diesem Bereich identifiziert haben. Eine weitere Einschränkung wurde durch die Fokussierung auf deutsche sowie englischsprachige Publikationen sowie deren öffentliche Verfügbarkeit gewählt. Für *SpringerLink* wird die zusätzliche Einschränkung auf Conference Paper und Artikel vorgenommen. Als Schlagwörter werden die Begriffe *innovation management* und *machine learning* verwendet und in Form eines Suchterms in die verwendeten Literaturdatenbanken eingegeben. Diese sind: *AIS Electronic Library*, *IEEE Xplore Digital Library*, *SpringerLink* und *Science Direct*. Hierdurch konnten in Summe 398 Publikationen identifiziert werden. Nach Entfernung der Duplikate, Sichtung der Abstracts sowie einer Vorwärts- und Rückwärtssuche konnte diese Anzahl auf 38 Beiträge, die für diese Arbeit relevant sind, reduziert werden. Diese werden im anschließenden Abschnitt in Form einer Konzeptmatrix dargestellt und analysiert.

4 Forschungsergebnisse

Im nachfolgenden Abschnitt werden die Ergebnisse der Literaturanalyse dargestellt. Hierfür wird nach dem Vorgehen von [WW02] eine Konzeptmatrix erstellt, welche die wesentlichen Konzepte, die in Abschnitt zwei dargestellt sind, aufgreift. Dabei bilden die Phasen des IM-Prozesses sowie die dargestellten ML-Verfahren das Zentrum der Konzeptmatrix, um die Problemstellung dieser Forschungsarbeit zu untersuchen. Ergänzend hierzu werden der Ursprung, die Innovationstypologie, die Datenart sowie der Analysetyp und -aufgabe abgetragen. Wird eine der Ausprägungen in der untersuchten Publikation dargestellt oder lässt sich diese aufgrund der Beschreibung folgern, so wird dies durch ein X in der Konzeptmatrix dargestellt. Folgend werden die Besonderheiten erläutert und die Konzeptmatrix in Tabelle eins vollständig dargestellt.

4.1 Allgemein

Innerhalb der untersuchten Stichprobe lassen sich lediglich drei Publikationen einem praktischen Ursprung zuordnen. Diese weisen im Kontext der untersuchten Forschungsfrage allerdings keine Unterschiede zu den anderen betrachteten Publikationen auf, weswegen auf eine Differenzierung im weiteren Verlauf verzichtet wird. Eine weitere Betrachtungsdimension im Zusammenhang mit dem Ursprung stellt die Anwendungsdomäne der Publi-

4.2 Forschungsschwerpunkte im IM

Zur ganzheitlichen Beantwortung der Forschungsfrage ist es wichtig, die Publikationen hinsichtlich ihrer Fokussierung innerhalb des IM zu untersuchen. Betrachtet man die Innovationstypologie, so sind fast alle Publikationen (89,5 %) thematisch der technischen Innovation zuordenbar. Einige Publikationen wie bspw. [KZE20, ZYC20] verweisen dabei explizit auf ihre Fokussierung in diesem Bereich, die meisten Publikationen sind dieser Typologie aber durch die thematisierte Prozessoptimierung zuzuordnen. So verweisen zahlreiche Publikationen auf die Potenziale von ML zur Automatisierung der Trendforschung. Hierbei ist es wichtig anzumerken, dass ML bislang nicht für die eigentliche Generierung innovativer neuer Ideen, sondern vielmehr für die Identifikation spannender Ideen aus bisherigen Konzepten eingesetzt wird.

Ein Anteil von 13 Publikationen lässt sich der organisationalen Innovation zuordnen. Hierbei werden übergreifende Themen beschrieben, welche das gesamte Unternehmen prägen. Als Beispiel können [ERH19] gelten, welche ein Bewertungsschema zur Messung des Innovationsfortschritts sowie zur Ableitung weiterer Maßnahmen beschreiben. Ferner betrachten [ZYC20] die Auswahl sowie Suche geeigneter Talente für die Umsetzung von technologischen Innovationsprojekten. 11 (84,6 %) der 13 Publikationen, die dieser Typologie zuzuordnen sind, sind gleichzeitig der technischen Innovation angehörig. Den geschäftsbezogenen Innovationen lassen sich lediglich zwei Publikationen zuordnen. Beide erwähnen keine ML-Verfahren explizit, sondern weisen allgemein auf die Potenziale von KI im Kontext des Business Model Innovation hin. Hierbei verweisen bspw. [Bu21] auf die Analyse von Nutzungsdaten zur Antizipation von Nutzerwünschen und der Ableitung von neuen Funktionen oder Produkten. Gleichzeitig kann potenziell ebenfalls eine Integration von ML-Verfahren im eigentlichen Geschäftsmodell erfolgen, um Konzepte wie dynamische Preisgestaltung oder Massenindividualisierung zu ermöglichen.

Neben der Innovationstypologie lässt sich die Zuordnung zu einem oder multiplen Prozessschritten im IM-Prozess nach [Th92] zur Klassifizierung der Publikationen betrachten. Hierbei muss jedoch berücksichtigt werden, dass 28,9 % der Publikationen keiner Phase zugeordnet werden können. Grund hierfür ist die übergeordnete oder allgemeine Betrachtung des Themenfelds. Die erste Phase der Ideengenerierung wird mit einem besonders hohen Anteil von 47,4 % angewendet. Hierbei wird in den Publikationen vor allem die automatisierte Erkennung von Trends thematisiert. Die folgende Phase der Ideenakzeptierung wird in 28,9 % der Stichprobe thematisiert. Ein Kernthema, das hierbei durch mehrere Publikationen diskutiert wird, ist die Prädiktion des Erfolgs einer Innovation. Sechs Publikationen lassen sich mehr als einer Phase zuordnen. Weiterhin werden hierbei immer mindestens die ersten zwei Phasen zusammen genannt, in drei Fällen sogar alle drei Phasen. Diese betrachten die Anwendung von ML ganzheitlich im Kontext des IM. Exemplarisch können hierfür [JSK21] genannt werden, welche das Einsatzpotenzial von Chatbots entlang des IM-Prozesses ermitteln. Die Ideenrealisierung ist mit einem Anteil von 21,1 % am wenigsten in der Stichprobe vertreten. In diesem Anteil wird mit 62,5 % deutlich häufiger als in der Gesamtstichprobe auf eine spezifische Domäne verwiesen.

4.3 Anwendung von ML-Methoden im Kontext des IM

Zur ganzheitlichen Betrachtung der Forschungsfrage ist es wichtig, neben dem IM ebenfalls die Verwendung von ML in diesem Kontext detailliert zu betrachten. Eine wesentliche Differenzierung kann hierbei durch die Untersuchung des Lernverfahrens erfolgen. Hierbei ist festzustellen, dass im Wesentlichen nur auf die zwei populären Ansätze des überwachten (36,8 %) bzw. unüberwachten Lernens (39,5 %) verwiesen wird. Diese sind nahezu gleich häufig vertreten, wobei keine signifikante Häufung eines Ansatzes für spezifische IM Teilbereiche vorhanden ist. Sechsmal wird gleichzeitig auf beide Verfahren verwiesen. Dies liegt zum einen an den unterschiedlichen Aufgaben, die mithilfe der Verfahren umgesetzt werden und zum anderen an Publikationen wie [Ha21], die einen allgemeinen Überblick über Implementierung liefern. Alle weiteren untersuchten ML-Verfahren werden zusammengerechnet, lediglich in fünf Publikationen erwähnt und sind folglich für eine weitere Betrachtung nicht relevant.

Eine weitere Informationsquelle ist die verwendete Datenart, da hiermit weitere Informationen zu den durchgeführten Analysen gewonnen werden können. In diesem Zusammenhang ist die hohe Anzahl (60,5 %) an Publikationen auffällig, die auf natürlich sprachliche Texte als Analyseobjekt zurückgreift. Bei genauerer Betrachtung lassen sich diese nochmals in Patente, wissenschaftliche Publikationen sowie weitere Dokumente wie bspw. unternehmensinterne Dokumentationen untergliedern. In der Phase der Ideengenerierung wird diese Datenform insbesondere bei der Trenderkennung zu 77,8 % genutzt. Numerische Daten als weitere Datenart wurden im Vergleich insgesamt neunmal und Bild bzw. Videodaten dreimal verwendet.

Mit Ausnahme der präskriptiven Analyse, welche lediglich zwei Mal genannt wird, werden die weiteren Analysetypen in einem ähnlichen Umfang verwendet. Innerhalb der untersuchten Publikationen zeigt sich, dass die deskriptive sowie prädiktive Analyse in 52,6 % und die diagnostische Analyse in 42,1 % der Publikationen angewandt wurde. Acht Publikationen nutzen alle drei zuvor genannten Analysetypen. Weiterhin ist bei der Untersuchung der Analyseaufgabe ein besonders hoher Anteil (26 Nennungen) der Clusteranalyse zu erkennen. Gefolgt wird diese von der Regression (12 Nennungen) sowie der Klassifikation (elf Nennungen). Mit acht Nennungen wird die visuelle Analyse sowie die Konzeptbeschreibung gleich oft erwähnt. Die weiteren Aufgaben sowie der Anteil an nicht zuordenbaren Publikationen beträgt fünf.

5 Diskussion und Ausblick

Durch die Analyse der Stichprobe konnten aktuelle Trends im Einsatz von ML für das IM identifiziert werden. Im Allgemeinen ist eine steigende Anzahl an Publikationen zu verzeichnen, wobei diese zumeist die technische Innovation fokussieren. Dies kann darin begründet sein, dass ML häufig in Kombination mit der Optimierung bzw. Automatisierung von Prozessen als Teilgebiet der technischen Innovation in Kontext gebracht wird. Hierbei werden im aktuellen Status-Quo insbesondere die initialen Prozesse des IM betrachtet und dabei die erste Phase der Ideengenerierung unterstützt. Diese Erkenntnis manifestiert sich, da die Publikation von [Ha21] ebenfalls diese Phase in ihrer Analyse fokussieren. Das Handlungsobjekt in diesen Prozessen stellen zumeist Texte in natürlicher Sprache, überwiegend in Form von Patenten, aber auch wissenschaftlichen Publikationen oder sonstigen, internen Unternehmensdaten dar. Schwerpunkte der Analysen sind dabei zumeist die Selektion, Aggregation oder Identifikation interessanter Konzepte innerhalb der Vielzahl an bereits existierenden Dokumenten. Auch im Zusammenhang mit numerischen Daten beschränkt sich der Einsatz von ML auf die Identifikation spannender Zusammenhänge, die wiederum als Grundlage für die Konzeptionierung neuer Innovationen dienen können. Damit lässt sich in beiden Fällen folgern, dass im aktuellen Status Quo ML den Menschen nur durch Impulse unterstützt, selbstständig allerdings keine Erfindungen erzeugen kann. Stützen lässt sich diese Aussage außerdem durch die Eigenschaften der meistbetrachteten Dokumente, da Patente und wissenschaftliche Publikationen natürlicherweise neuartige Innovationen und Fortschritte verkörpern.

Eine weitere Dimension, die diese Erkenntnis ebenfalls unterstützt, ist die Analyseaufgabe, bei der eine besonders starke Ausprägung auf Clustering-Algorithmen, zur Identifikation neuartiger Trends, festzustellen ist. Hinsichtlich der verwendeten ML-Verfahren ist eine Fokussierung auf die beiden traditionellen Lernverfahren des unüberwachten bzw. überwachten Lernens zu erkennen. In der untersuchten Stichprobe sind die Verfahren des bestärkenden, selbstüberwachten oder Transferlernens bislang noch schwach ausgeprägt. Dies könnte durch die relative Neuheit dieser Ansätze sowie der limitierten Auswahl etablierter Modelle im Vergleich zum überwachten und unüberwachten Lernen erklärt werden. Die Publikation von [HiKa21] *technical advances in machine learning techniques for natural language understanding, such as semantic word space models and semantic network analytics, have made it practical to capture descriptions of early-stage, need-solution pairs mentioned anywhere in the open, textual content of the Internet. Producers - and anyone - can now thus look for user innovations posted on the web that may involve either known or newly defined needs coupled to new solutions that are gaining traction. This is important because, as is now understood, users, rather than producers, tend to pioneer functionally new products and services for which both the need and the solution may be novel. In this paper, we demonstrate via a case study both the practicality and the value of searching for early-stage need-solution pairs via machine learning methods and assessing the likely general interest in each user-generated innovation by also identifying the trends in posting and query frequencies related to it. The new need-solution pair search method we describe and test here can, we claim, serve as a very valuable complement to traditional market research techniques and practices.*, „author“: [„},dropping-particle“:““““fa-

mily“:“Hipfel“,“given“:“Eric“,“non-dropping-particle“:“von“,“parse-names“:false,“suffix“:““,“dropping-particle“:““,“family“:“Kaulartz“,“given“:“Sandro“,“non-dropping-particle“:““,“parse-names“:false,“suffix“:““},“container-title“:“Research Policy“,“id“:“ITEM-1“,“issue“:“8“,“issued“:“{„date-parts“:[[,2021“]}“,“page“:“104056“,“publisher“:“Elsevier B.V.“,“title“:“Next-generation consumer innovation search: Identifying early-stage need-solution pairs on the web“,“type“:“article-journal“,“volume“:“50“,“uris“:“[,http://www.mendeley.com/documents/?uuid=f21b5abd-acb5-4363-ac9f-29fc1c96841f“}],“mendeley“:“{„formattedCitation“:“[HiKa21]“,“plainTextFormattedCitation“:“[HiKa21]“,“previouslyFormattedCitation“:“[HiKa21]“,“properties“:“{„noteIndex“:0},“schema“:“https://github.com/citation-style-language/schema/raw/master/csl-citation.json“} verweist in ihrer Future Work auf eine potenzielle Anwendung von BERT, einem neuronalen Netz zur Verarbeitung natürlicher Sprache, das auf dem Ansatz des selbstüberwachten Lernens sowie dem Transferlernen beruht. Folglich ist in Zukunft ein steigender Trend dieser neueren Ansätze zu erwarten.

Limitationen der dargestellten Erkenntnisse ergeben sich zum einen aus der beschränkten Stichprobengröße sowie zum anderen aus der uneinheitlichen sowie nicht trennscharfen Definition des Begriffs ML, welcher in den untersuchten Publikationen zumeist ebenfalls als Synonym für KI verwendet wird. Folglich kann eine vollständige Identifikation aller relevanter Publikationen nicht gewährleistet werden. Außerdem bietet die Analyse der Publikationen zur Befüllung der Konzeptmatrix Interpretationsspielraum, wobei die Zuordnung zu den Konzepten nach bestem Wissen und Gewissen erfolgte.

Ein weiterer Forschungsbedarf besteht für die präskriptive Analyse sowie die geschäftsbezogenen Innovationen, da diese bislang beide in lediglich zwei Publikationen thematisiert werden. Außerdem könnten die genauen ML-Verfahren untersucht werden und eine Validierung dieser Arbeit erfolgen.

Literaturverzeichnis

- AbPH21 Abdel-Karim, Benjamin M.; Pfeuffer, Nicolas; Hinz, Oliver: Machine learning in information systems - a bibliographic review and open research issues. In: *Electronic Markets* vol. 31, *Electronic Markets* (2021), Nr. 3, pp. 643–670
- AT18 Aristodemou, L.; Tietze, F.: The state-of-the-art on Intellectual Property Analytics (IPA): A literature review on artificial intelligence, machine learning and deep learning methods for analysing intellectual property (IP) data. *World Patent Information* October/55, S. 37–51, 2018.
- Ba20 Balali, F. et al.: Data Intensive Industrial Asset Management. *Data Intensive Industrial Asset Management*, S. 105–113, 2020.
- Ba21 Babu, M. M. et al.: Exploring big data-driven innovation in the manufacturing sector: evidence from UK firms. *Annals of Operations Research* 0123456789, 2021.
- BAE19 Baskici, C.; Atan, S.; Ercil, Y.: Forecasting of innovation in the light of semantic networks. *Procedia Computer Science* 158, S. 443–449, 2019.
- BI19 Bloomfield, R. et al.: Disruptive Innovations and Disruptive Assurance: Assuring Machine Learning and Autonomy. *Computer* 9/52, S. 82–89, 2019.
- BM21 Brandtner, P.; Mates, M.: Artificial Intelligence in Strategic Foresight – Current Practices and Future Application Potentials: The 2021 12th International Conference on E-Business, Management and Economics (ICEME 2021). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, S. 75–81, 2021.
- Bo21 Boston Consulting Group: Overcoming the Innovation Readiness Gap, 2021.
- Bu21 Burström, T. et al.: AI-enabled business-model innovation and transformation in industrial ecosystems: A framework, model and outline for further research. *Journal of Business Research* June 2020/127, S. 85–95, 2021.
- Da20 Daxenberger, J. et al.: ArgumenText: Argument Classification and Clustering in a Generalized Search Scenario. *Datenbank-Spektrum* 2/20, S. 115–121, 2020.
- EGC18 Escandón-Quintanilla, M. L.; Gardoni, M.; Cohendet, P.: Improving concept development with data exploration in the context of an innovation and technological design course. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing* 1/12, S. 161–172, 2018.
- ERH19 Eljasik-Swoboda, T.; Rathgeber, C.; Hasenauer, R.: Artificial intelligence for innovation readiness assessment. 2019 IEEE International Symposium on Innovation and Entrepreneurship, TEMS-ISIE 2019, S. 14–19, 2019.
- Ev10 Eveleens, C.: Innovation management; a literature review of innovation process models and their implications. *Science* 2010/800, S. 900–916, 2010.
- Fe06 Fettke, P.: State-of-the-art des state-of-the-art: Eine untersuchung der Forschungsmethode „review“ innerhalb der Wirtschaftsinformatik. *Wirtschaftsinformatik* 48/4, S. 257–266, 2006.
- FF11 Franken, R.; Franken, S.: Innovationsmanagement. *Integriertes Wissens- und Innovationsmanagement*, S. 192–298, 2011.

- FNv21 Falco, B. D.; Neubert, M.; van der Krogt, A.: Usage of Machine Learning To Predict Market Attractiveness in the Context of Internationalization. Proceedings of the 8Th International Conference Innovation Management, Entrepreneurship and Sustainability (Imes 2020) Imes, S. 140–152, 2021.
- Gi18 Giaccardi, E.: Things making things: Designing the internet of reinvented things. IEEE Pervasive Computing 3/17, S. 70–72, 2018.
- Gr14 Grewal, D. S.: A Critical Conceptual Analysis of Definitions of Artificial Intelligence as Applicable to Computer Engineering. IOSR Journal of Computer Engineering 2/16, S. 9–13, 2014.
- Gu20 Guarino, G. et al.: SummaTRIZ Summarization Networks for Mining Patent Contradiction. 2019 IEEE International Symposium on Innovation and Entrepreneurship, TEMS-ISIE 2019, S. 979–986, 2020.
- GWR09 Gaubinger, K.; Werani, T.; Rabl, M.: Praxisorientiertes Innovations- und Produktmanagement. Praxisorientiertes Innovations- und Produktmanagement, S. 4–16, 2009.
- Ha16 Hauschildt, J. et al.: Innovationsmanagement. Vahlen, 2016.
- Ha18 Hanschke, I.: Digitalisierung und Industrie 4.0-einfach und effektiv: Systematisch und lean die Digitale Transformation meistern. Carl Hanser Verlag GmbH Co KG, München, 2018.
- Ha21 Haefner, N. et al.: Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda. Technological Forecasting and Social Change October 2020/162, S. 120392, 2021.
- HK21 Hippel, E. von; Kaulartz, S.: Next-generation consumer innovation search: Identifying early-stage need-solution pairs on the web. Research Policy 8/50, S. 104056, 2021.
- Hu21 Hutchinson, P.: Reinventing Innovation Management: The Impact of Self-Innovating Artificial Intelligence. IEEE Transactions on Engineering Management 2/68, S. 628–639, 2021.
- JM15 Jordan, M. I.; Mitchell, T. M.: Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. Science 6245/349, S. 255–260, 2015.
- JSK21 Johannsen, F.; Schaller, D.; Klus, M. F.: Value propositions of chatbots to support innovation management processes. Information Systems and e-Business Management 1/19, 2021.
- Kh20 Khiat, A.: Learning a lightweight representation: First step towards automatic detection of multidimensional relationships between ideas. 2019 IEEE International Symposium on Innovation and Entrepreneurship, TEMS-ISIE 2019, S. 230–233, 2020.
- KZE20 Khalyasmaa, A. I.; Zinovieva, E. L.; Eroshenko, S. A.: Intelligent Data Analytics System for Innovation Efficiency Assessment Based on Risk Analysis. 2020 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT), S. 479–482, 2020.
- LH21 Luo, X.; Huang, R.: Application of Adaptive Co-evolutionary Algorithms to Technology Innovation Management. Wireless Personal Communications 0123456789, 2021.
- LHK21 Lee, C; Hong, S.; Kim, J.: Anticipating multi-technology convergence: a machine learning approach using patent information. Scientometrics 3/126, S. 1867-1896, 2021.

- Li20 Liu, J. et al.: Influence of artificial intelligence on technological innovation: Evidence from the panel data of china's manufacturing sectors. *Technological Forecasting and Social Change* May 2019/158, 2020.
- LZZ20 Li, H.; Zhang, Q.; Zheng, Z.: Research on enterprise radical innovation based on machine learning in big data background. *Journal of Supercomputing* 5/76, S. 3283–3297, 2020.
- MG20 Mühlroth, C.; Grottke, M.: Artificial Intelligence in Innovation: How to Spot Emerging Trends and Technologies. *IEEE Transactions on Engineering Management* 2/69, S. 493–510, 2020.
- MRT18 Mohri, M.; Rostamizadeh, A.; Talwalkar, A.: *Foundations of machine learning*. MIT press, 2018.
- Mu12 Murphy, K. P.: *Machine learning: a probabilistic perspective*. *Chance Encounters: Probability in Education*, 2012.
- Mü20 Mühlroth, C.: Artificial Intelligence as Innovation Accelerator: Proceedings of the 2020 on Computers and People Research Conference. *Association for Computing Machinery, New York, NY, USA*, S. 6–7, 2020.
- MUU21 Münster, S.; Utescher, R.; Ulutas Aydogan, S.: Digital topics on cultural heritage investigated: how can data-driven and data-guided methods support to identify current topics and trends in digital heritage? *Built Heritage* 1/5, 2021.
- NB19 Nazemi, K.; Burkhardt, D.: A Visual Analytics Approach for Analyzing Technological Trends in Technology and Innovation Management. In (Bebis George et al. (eds) Hrsg.): *Advances in Visual Computing. ISVC 2019. Lecture Notes in Computer Science*, vol 11845. Springer, Cham. Springer International Publishing, S. 283–294, 2019.
- NBK21 Nazemi, K.; Burkhardt, D.; Kock, A.: Visual analytics for technology and innovation management. *Multimedia Tools and Applications*, 2021.
- Po90 Porter, M.: Competitive Advantage of Nations. *Competitive Intelligence Review* 1/1, S. 14, 1990.
- PS96 Pleschak, F.; Sabisch, H.: *Innovationsmanagement*. Stuttgart Schäffer-Poeschel, 1996.
- Ro18 Rossetto, D. E. et al.: Structure and evolution of innovation research in the last 60 years: review and future trends in the field of business through the citations and co-citations analysis. *Scientometrics* 3/115, S. 1329–1363, 2018.
- Ro88 Roberts, E. B.: What We've Learned: Managing Invention and Innovation. *Research-Technology Management* 1/31, S. 11–29, 1988.
- Sh18 Shams, R.: Developing Machine Learning Products Better and Faster at Startups. *IEEE Engineering Management Review* 3/46, S. 36–39, 2018.
- SJ07 Stern, T.; Jaberg, H.: *Erfolgreiches Innovationsmanagement: Erfolgsfaktoren - Grundmuster - Fallbeispiele*, 2007.
- Sj21 Sjödin, D. et al.: How AI capabilities enable business model innovation: Scaling AI through co-evolutionary processes and feedback loops. *Journal of Business Research* April/134, S. 574–587, 2021.

- Ta20 Tarasova, V. N. et al.: Model of intelligent system for quality evaluation of services on design stage (transport and logistic business as an example). 2019 IEEE International Symposium on Innovation and Entrepreneurship, TEMS-ISIE 2019, S. 294–298, 2020.
- Th92 Thom, N.: Innovationsmanagement. Schweizerische Volksbank, 1992.
- TMT20 Tan, J.; Miao, D.; Tan, Q.: Empirical Study on Influencing Factors of Knowledge Product Remixing in OIC. IEEE Access 8, S. 34215–34224, 2020.
- Tr21 Trocin, C. et al.: How Artificial Intelligence affords digital innovation: A cross-case analysis of Scandinavian companies. Technological Forecasting and Social Change July/173, S. 121081, 2021.
- WW02 Webster, J.; Watson, R. T.: Analyzing the Past To Prepare for the Future Writing a Literature Review. MIS Quarterly 26/2, S. 13–23, 2002.
- Ya19 Yamamura, C. L. et al.: The front-end of product development as systems thinking and predictive learning. Procedia Manufacturing 2019/39, S. 1346–1353, 2019.
- YX20 Yu, S.; Xiao, Q.: Research on the Construction of Strategic Decision-making Platform of Science and Technology Think Tank Based on Multi-agent Collaboration. 2019 IEEE International Symposium on Innovation and Entrepreneurship, TEMS-ISIE 2019, S. 319–324, 2020.
- Zh21 Zhou, Y. et al.: A deep learning framework to early identify emerging technologies in large-scale outlier patents: an empirical study of CNC machine tool. Wireless Personal Communications 2/126, S. 969–994, 2021.
- ZLT21 Zhang, Q.; Liu, S.; Tu, Q.: Knowledge organization of node enterprises' technological innovation under supply chain environment. Complex & Intelligent Systems 0123456789, 2021.
- ZW95 Zahn, E.; Weidler, A.: Integriertes Innovationsmanagement. Handbuch Technologiemanagement, Stuttgart 1995, S. 351, 1995.
- ZYC20 Zhao, N.; Yang, G.; Cao, Y.: Mining Technological Innovation Talents Based on Patent Index using t-SNE Algorithms*: Take the Field of Intelligent Robot as an Example. 2019 IEEE International Symposium on Innovation and Entrepreneurship, TEMS-ISIE 2019, S. 595–601, 2020.
- ZZB18 Zhao, Y.; Zhou, C.; Bellonio, J. K.: New value metrics using unsupervised machine learning, lexical link analysis and game theory for discovering innovation from big data and crowd-sourcing. IC3K 2018 - Proceedings of the 10th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management 2, S. 327–334, 2018.