
Cognitive Automation und die Zukunft der Arbeit: Eine integrierte Konzeptualisierung und Einblicke aus der Unternehmensrealität



Christian Engel

Zusammenfassung: Vor dem Hintergrund der Künstlichen Intelligenz, durch Maschinelles Lernen fasilitiert, bewegt sich Cognitive Automation (CA) über deterministische Geschäftsprozessautomatisierung, wie z.B. Robotic Process Automation, Workflow Management oder Straight Through Processing, hinaus und eröffnet Unternehmen die Möglichkeit, nun vermehrt Service- und Wissensarbeit zu automatisieren. Der erfolgreiche Einsatz von CA in Unternehmen ist jedoch noch weit unter seinen Möglichkeiten. Um dem entgegenzuwirken, stellen wir neben einer integrierten Konzeptualisierung

von CA die Ergebnisse einer Interviewstudie mit Praktikern vor. Hierdurch geben wir Einblicke in die aktuelle Unternehmensrealität bei CA-Initiativen und schaffen eine empirische Basis, die Unternehmen dabei helfen soll, CA erfolgreich in ihre Organisation einzuführen. Auf dieser Basis diskutieren wir die Auswirkungen von CA auf die Zukunft der Arbeit. Dies soll unser konzeptionelles Verständnis von CA erweitern und empirische Erkenntnisse liefern, wie Praktiker und Wissenschaftler mit CA die Zukunft der Arbeit gestalten können.

Stichwörter: Cognitive Automation, Künstliche Intelligenz, Maschinelles Lernen, Zukunft der Arbeit, Automatisierung, Kognition

Cognitive Automation and the Future of Work: An Integrated Conceptualization and Insights into Corporate Reality

Summary: Against the backdrop of Artificial Intelligence, facilitated by Machine Learning, Cognitive Automation (CA) moves beyond deterministic business process automation, such as Robotic Process Automation, Workflow Management or Straight Through Processing, and opens up the possibility for companies to increasingly automate service and knowledge work. However, successful CA adoption in organizations is still far below its possibilities. To counteract this, we present an integrated conceptualization of CA as well as the results of an interview study with practitioners. Through this, we provide insights into the current enterprise reality of CA initiatives and create an empirical basis to help companies successfully introduce CA into their organization. On this basis, we discuss the implications of CA for the future of work. This will expand our conceptual understanding of CA and provide empirical insights into how practitioners and researchers can use CA to shape the future of work.

Keywords: Cognitive Automation, Artificial Intelligence, Machine Learning, Future of Work, Automation, Kognition

1 Einleitung

Vor dem Hintergrund der rasanten Entwicklungen im Bereich der Künstlichen Intelligenz (KI) bewegt sich Cognitive Automation (CA) über deterministische Geschäftsprozessautomatisierung wie z.B. Workflow Management (WfM), Straight Through Processing (STP) oder Robotic Process Automation (RPA) hinaus (Van Der Aalst et al. 2004; Lacity/Willcocks 2018b; Van der Aalst et al. 2018; Syed et al. 2020). CA bezieht sich hierbei auf die Nutzung Maschinellen Lernens (ML) für die Automatisierung von kognitiver Wissens- und Service-Arbeit, um den von KI gebotenen Wert zu realisieren, der auf der Implementierung künstlicher Kognition basiert, die die menschliche Kognition in Maschinen nachahmt und annähert.

Dies bietet Unternehmen die Möglichkeit, ihren Automatisierungsgrad weiter zu erhöhen oder ihre Prozesse neu zu gestalten, wie z.B. die automatisierte Überprüfung der Kritikalität von Verträgen, die automatische Übersetzung von Texten oder gesprochener Sprache oder den Einsatz von Voice- oder Chatbots im Kundenservice. Dies hat signifikanten Einfluss auf die Zukunft der Arbeit. Durch die Automatisierung repetitiver Aufgaben, die von Mitarbeitenden oft als monoton oder wenig wertschöpfend wahrgenommen werden, können diese ihre Energie und Zeit auf Arbeiten konzentrieren, die einen höheren Grad an kritischem Denken und kreativen Fähigkeiten erfordern (Mikalef et al. 2019). Beispielsweise können Kundenberater einer Bank mehr Fokus auf persönliche Beziehungspflege und Vertrauensaufbau legen, da eine Vielzahl weniger wertschöpfender Tätigkeiten, wie z.B. Dokumente zu durchsuchen und zu ordnen, automatisiert werden kann. Daher stellt CA einen strategischen Faktor für Unternehmenstransformation und Produktivitätssteigerung dar (Lacity/Willcocks 2018a).

Allerdings bleibt die Adoption entsprechender Systeme in Organisationen bisher weit unter ihrem Potential, was darin begründet ist, dass Organisationen die neue Technologie mit Unsicherheit verbinden (Lacity/Willcocks 2018b). Dies resultiert aus dem Black-box-Charakter (Castelvecchi 2016), den Lernanforderungen (Jordan/Mitchell 2015), dem experimentellen Charakter (Amigoni/Schiaffonati 2018) und der Kontextsensitivität (Lieberman/Selker 2000) von CA, welche aus den charakteristischen Eigenschaften von KI-Technologie resultieren.

Aus wissenschaftlicher Sicht überschneiden sich bei CA verschiedene Disziplinen und Forschungsrichtungen, insbesondere die Bereiche der Kognitionswissenschaft, Automatisierungsforschung und KI. All diese tragen mit unterschiedlichen Konzepten zum Verständnis von CA und deren Einfluss auf die Zukunft der Arbeit bei. Bisher wurde die Vielzahl an interdisziplinären Konzepten, Technologien und Phänomenen jedoch nicht ausreichend integriert, um CA und deren Zusammenhang mit der Zukunft der Arbeit sowohl für die Forschung als auch für die Praxis erklärbar und vorhersagbar zu machen. Darüber hinaus besteht die Notwendigkeit, die Herausforderungen bei der Einführung von CA-Systemen, welche aus den spezifischen Eigenschaften von CA resultieren näher im organisationalen Kontext zu beleuchten, um die Adoption und Projekterfolgsraten von CA zu befördern.

Daher nehmen wir in diesem Beitrag zunächst eine konzeptuelle Integration der interdisziplinären Konzepte von CA vor und bereichern diese mit empirischen Erkenntnissen zur aktuellen Unternehmensrealität von CA in Organisationen an. Vor diesem Hintergrund diskutieren wir den Einfluss von CA auf die Zukunft der Arbeit.

Daher stellen und beantworten wir in diesem Beitrag folgende Forschungsfragen:

- *Wie können wir Cognitive Automation integriert konzeptualisieren?*
- *Welche Herausforderungen lassen sich bei der Einführung von Cognitive Automation empirisch in der Unternehmensrealität beobachten?*

Hiermit möchten wir das konzeptionelle Verständnis von CA erweitern und empirische Erkenntnisse liefern, wie Praktiker und Wissenschaftler die Zukunft der Arbeit plan- und verantwortungsvoll mit CA gestalten können.

2 Cognitive Automation: Eine integrierte Konzeptualisierung

Abbildung 1 stellt eine integrierte Konzeptualisierung von CA dar, welche zeigt, dass sich CA an der Schnittstelle von KI und Geschäftsprozessautomatisierung (GPA) bewegt. Im nachfolgenden stellen wir dahin gehend die wichtigsten begrifflichen und konzeptionellen Grundlagen der Kognition sowie der Geschäftsprozessautomatisierung in Bezug auf KI und ML dar und beschreiben deren Zusammenhänge integrativ, um das Phänomen der CA konzeptionell zu verankern und somit ein einheitliches Verständnis zu schaffen.

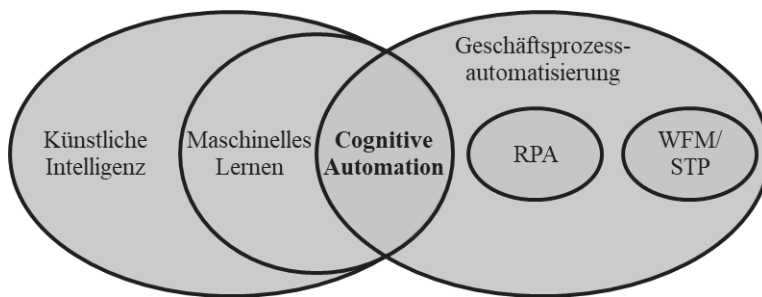


Abbildung 1: Integrierte Konzeptualisierung von Cognitive Automation

2.1 Kognition

Kognition wurde in einer Vielzahl von Forschungsfeldern untersucht (von Eckardt 1995). Daher gibt es keine universelle Definition von Kognition (Gershenson 2003). Wir beziehen wir uns hier auf eine prozessorientierte Definition, die den Prozess der Generierung von Wissen und Verständnis entschlüsselt. Dies erscheint adäquat, da wir uns im Kontext der Automatisierung befinden, welcher von Natur aus prozessorientiert ist: «Kognition bezieht sich auf alle Prozesse, durch die der sensorische Input transformiert, reduziert, elaboriert, gespeichert, wiedergewonnen und verwendet wird [...]. Begriffe wie Empfindung, Wahrnehmung, Vorstellung, Merken, Erinnern, Problemlösen und Denken, neben vielen anderen, beziehen sich auf hypothetische Stufen oder Aspekte der Kognition» (Neisser 2014, 4). Ein besonderes Augenmerk legen wir in diesem Artikel auf den Begriff der künstlichen Kognition (Gershenson 2003). Künstliche Kognition bezieht sich auf Systeme, die von uns Menschen gebaut werden und bestimmte Teile der menschlichen Kognition imitieren (Gershenson 2003; Nobre et al. 2009).

2.2 Cognitive Automation, Künstliche Intelligenz und Maschinelles Lernen

Um die begriffliche Klarheit von CA weiter zu erhöhen, geben wir in *Tabelle 1* einen Überblick über die Definitionen von KI, ML sowie CA.

KI bezieht sich auf alle Techniken, die es Maschinen ermöglichen, menschliches Verhalten zu imitieren, d.h. die menschliche Entscheidungsfindung zu reproduzieren oder zu übertreffen, mit dem Ziel, komplexe Aufgaben mit minimaler menschlicher Intervention oder völlig eigenständig zu lösen (Russell/Norvig 2021).

Heutzutage ist ML als konkrete Ausprägung KI-spezifischen technologischen Fortschritts die am weitesten verbreitete Technologie zum Entwerfen, Erstellen und Ausführen von CA-Systemen (Janiesch et al. 2021). ML bezieht sich auf die Erstellung von Computerprogrammen, die sich automatisch verbessern, basierend auf der Verbesserung eines Leistungsmasses bei der Ausführung einer Aufgabe durch Trainingserfahrung (Jordan/Mitchell 2015). Der Begriff des «Lernens» in ML kann also als Ableitung von Modellen zur Erklärung von beobachteten Daten beschrieben werden, die eine Maschine in die Lage versetzen sollen, Vorhersagen über zukünftige Daten zu treffen und auf Basis dieser Vorhersagen Entscheidungen zu ermöglichen (Ghahramani 2015). Indem das Erstellen analytischer Modelle automatisiert wird, können (menschliche) kognitive Funktionen von Maschinen übernommen bzw. angenähert werden, wie z.B. Objekt-, Sprach- und Bilderkennung oder die Verarbeitung natürlicher Sprache (Janiesch et al. 2021).

	Definition	Konzeptionelle Beziehungen
Künstliche Intelligenz (KI)	<i>KI bezieht sich auf alle Techniken, die es Maschinen ermöglichen, menschliches Verhalten zu imitieren, d.h. die menschliche Entscheidungsfindung zu reproduzieren oder zu übertreffen, mit dem Ziel, komplexe Aufgaben mit minimaler menschlicher Intervention oder völlig unabhängig zu lösen (Russell /Norvig 2021).</i>	Übergeordnetes Phänomen: KI umfasst Maschinen, die bestehende und neue Aufgaben und/oder Prozesse ausführen, um urteilsintensive Problemstellungen zu lösen.
Maschinelles Lernen (ML)	<i>ML bezieht sich auf die Erstellung von Computerprogrammen, die sich automatisch verbessern, basierend auf der Verbesserung eines Leistungsmasses bei der Ausführung einer Aufgabe durch Trainingserfahrung (Jordan/Mitchell 2015).</i>	Technologische Implementierung: ML ist die weitverbreitetste technische Umsetzung von KI.
Cognitive Automation (CA)	<i>CA bezieht sich auf die Nutzung von ML für die Automatisierung kognitiver Wissens- und Service-Arbeit, um den von KI gebotenen Wert zu realisieren, der auf der Implementierung künstlicher Kognition basiert, die die menschliche Kognition in Maschinen nachahmt und annähert.</i>	Schnittmenge von KI und Geschäftsprozessautomatisierung: Definiert durch den Zweck der Wertschöpfung durch die Automatisierung oder Erweiterung bestehender kognitiver Aufgaben und/oder Prozesse.

Tabelle 1: Definition und Abgrenzung von Cognitive Automation

CA bezieht sich auf die Nutzung von ML für die Automatisierung kognitiver Wissens- und Service-Arbeit, um den von KI gebotenen Wert zu realisieren, der auf der Implementierung künstlicher Kognition basiert, die die menschliche Kognition in Maschinen nachahmt und annähert. Dies führt zu einer neuen Allokation kognitiver Funktionen – d.h. Wahrnehmen, Denken, Urteilen, Entscheiden, Lernen und Planen – zwischen Mensch und Maschine (Stohr/ O’Rourke 2021). In diesem Zusammenhang fokussiert sich die Forschung im Themenfeld CA vor allem auf vier Eigenschaften KI-basierter Systeme: *Blackbox-Charakter, Lernanforderungen, experimenteller Charakter und Kontextsensitivität*.

(1) *Black-Box-Charakter* bezieht sich auf CA-Systeme, insbesondere im Bereich des Deep Learning, die vor der Herausforderung stehen, dem Menschen zu erklären, was zwischen Dateninput und CA-Output passiert (Castelvecchi 2016).

(2) *Lernanforderungen* beziehen sich darauf, dass CA-Lösungen wie Menschen lernen und Erfahrung entwickeln müssen, um ihre Leistung mit der Zeit zu verbessern (Jordan und Mitchell 2015).

(3) *Experimenteller Charakter* bezieht sich darauf, dass CA-Ergebnisse nicht deterministisch, sondern probabilistisch sind (Amigoni/Schiaffonati 2018).

(4) *Kontextsensitivität* bedeutet, dass CA-Lösungen nur so gut sind wie die Daten, die ihr Kontext liefert, um diesen widerzuspiegeln und vorherzusagen (Lieberman/Selker 2000). Diese Charakteristika sind einerseits ein notwendiger Treiber für CA, andererseits führen diese Charakteristika aber zu Herausforderungen für Organisationen bei der Einführung eben jener Systeme, die es bisher noch nicht gab.

2.3 Positionierung von Cognitive Automation im Bereich der Geschäftsprozessautomatisierung

Um CA klar im Bereich von Software-Roboter-gestützter Geschäftsprozessautomatisierung (Kroll et al. 2016; Hofmann et al. 2020) zu positionieren, grenzen wir CA von anderen GPA-Ansätzen wie WfM, STP und RPA näher ab. *Tabelle 2* gibt einen Überblick über die Abgrenzung der verschiedenen GPA-Ansätze.

	Straight Through Processing (STP) und Workflow Management (WfM)	Robotic Process Automation (RPA)	Cognitive Automation (CA)
Beispiele	Verarbeitung von Kundenzahlungen durch die verschiedenen Abteilungen einer Bank (End-to-End)	Kopieren von Daten aus einem SAP-System, Anwenden von Geschäftsregeln auf diese und Einfügen in ein anderes System	Routing von E-Mails auf Basis der Analyse ihres Inhalts (z.B. Kritikalität, Tonalität, Themenerkennung etc.) mit ML
Instanziierung	Generische Softwarepakete zur Verwaltung von Geschäftsprozessen	Regelbasierte Software-Roboter zur Ausführung von Aufgaben in Geschäftsprozessen	Lernende Software-Roboter zur Ausführung von Aufgaben in Geschäftsprozessen
Datenbasis	Strukturiert	Strukturiert	Strukturiert und unstrukturiert

	Straight Through Processing (STP) und Workflow Management (WfM)	Robotic Process Automation (RPA)	Cognitive Automation (CA)
Funktionsbereiche	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Dekomposition von Prozessen aus Anwendungen ▪ Verwaltung von Arbeitsabläufen und Organisation von Prozessdaten ▪ Weitergabe und Routing von Prozessinformationen zwischen Menschen und Anwendungsprogrammen 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Umgang mit Aufgabendaten ▪ Erweiterung von Geschäftsprozessen ▪ Integration von Systemen und Anwendungen 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Wahrnehmen von Kontext ▪ Entwickeln von Hypothesen ▪ Lösen von Problemen ▪ Entscheidungsunterstützung
Ergebnis	Deterministisch	Deterministisch	Probabilistisch
Aufwand der IT-Implementierung	Meistens schwergewichtige IT (Systeme sind durchgängig implementiert und tief in die Architektur integriert)	Meist leichtgewichtige IT (Software-Roboter zeichnet Benutzeraktionen auf und wiederholt sie)	Leicht- bis schwergewichtige IT (Software-Roboter wird mit Daten trainiert)
Automatisierungsziel	Nicht-kognitive Wissens- und Servicearbeit	Nicht-kognitive Wissens- und Servicearbeit	Kognitive Wissens- und Servicearbeit

Tabelle 2: Positionierung von Cognitive Automation in Geschäftsprozessautomatisierung

2.3.1 Straight Through Processing und Workflow Management

WfM und STP als frühe Grundlagen von GPA können als erste Antwort auf die Forderung gesehen werden, die Möglichkeiten der IT zur automatisierten Steuerung von Geschäftsprozessen zu nutzen (Van Der Aalst et al. 2004). Ein Beispiel ist die durchgängige Abwicklung von Kundenzahlungen durch mehrere Abteilungen einer Bank. In WfM und STP werden die Geschäftsprozesse auf einer höheren Abstraktionsebene entworfen, bevor die Gestaltung und Implementierung der jeweiligen Informationssystem- und Organisationsstrukturen und -prozesse verfolgt wird (Van Der Aalst et al. 2004). WfM und STP sind als generische Softwarepakete instanziiert, die die Informationslogistik von Geschäftsprozessen mit strukturierten Daten über diese Prozesse übernehmen. Zu den Funktionsbereichen gehören die Dekomposition von Prozessen aus Anwendungen, die Verwaltung von Workflows, die Organisation der Prozessdaten und die Verbreitung und Weiterleitung von Prozessinformationen zwischen Menschen und zwischen Anwendungsprogrammen (Van Der Aalst et al. 2004). Dabei sind die Ergebnisse dieser Formen der GPA deterministisch, da alle Geschäftsprozessregeln von einer menschlichen Instanz vordefiniert sind und Wenn-Dann-Strukturen folgen. Hierbei zielen WfM und STP auf die Automatisierung nicht-kognitiver Wissens- und Servicearbeit ab. Da WfM und STP durchgängig und mit einem hohen Integrationsgrad der IT-Architektur implementiert werden, gelten sie eher als sogenannte schwergewichtige IT denn als leichtgewichtige IT. Während sich leichtgewichtige IT auf «[ein] Wissensregime, getrieben durch den Lösungsbedarf kompetenter Anwender, ermöglicht durch die ‘Consumerization’ digitaler Technologie und realisiert durch Innovationsprozesse» bezieht, bezieht sich schwergewichtige IT auf «[ein] Wissensregime,

getrieben durch IT-Fachleute, ermöglicht durch systematische Spezifikation und bewährte digitale Technologie realisiert durch Software Engineering» (Bygstad 2017, 182).

2.3.2 Robotic Process Automation

In den letzten Jahren hat sich RPA als eine neuartige Form der GPA entwickelt, die einen leichtgewichtigen IT-, «Outside-in-Ansatz» verwendet, bei dem die bestehenden Informationssysteme unverändert bleiben, um mit geringen Investitionen schnelle Erfolge zu erzielen (van der Aalst et al. 2018). RPA bezieht sich auf «die Verwendung von Software zur Automatisierung von Aufgaben, die zuvor von Menschen ausgeführt wurden, die Regeln zur Verarbeitung strukturierter Daten verwenden, um deterministische Ergebnisse zu erzielen» (Lacity/Willcocks 2018a, 24). Regelbasierte Software-Roboter in RPA stellen Software-Agenten dar, die Benutzeraktionen nachahmen können, um mit Software-Systemen zu interagieren und so die Arbeitsbelastung der menschlichen Agenten zu reduzieren (Syed et al. 2020). Mit RPA können beispielsweise Benutzeraktionen wie das Kopieren von Daten aus einem SAP-System, die Anwendung von Geschäftsregeln darauf und das Einfügen in ein anderes System erfasst und wiederholt werden. Hofmann et al. (2020) identifizieren drei Hauptfunktionsbereiche, die die Kernfähigkeiten von RPA zusammenfassen: (1) der Umgang mit Daten, (2) die Prozessverbesserung und (3) die Integration von Systemen. Dabei ist RPA in der Regel dann anwendbar, wenn der Grad der Standardisierung, der Reifegrad, das Transaktionsvolumen und die Existenz von Geschäftsregeln hoch sind (Lacity/Willcocks 2018b). Die Integrationstiefe von RPA in die IT-Infrastruktur kann variieren – von Software-Robotern, die lediglich Benutzeroberflächen abtasten, bis hin zu einer tieferen Einbettung in die zugrunde liegende Geschäftslogik (Van der Aalst et al. 2018). Dennoch wird RPA im Allgemeinen als leichtgewichtige IT betrachtet, die benutzergesteuert, selbstbedient und mit wenig Code implementiert werden kann (Bygstad 2017).

2.3.3 Cognitive Automation

Während RPA auf regelbasierte Software-Roboter setzt, die nach vordefinierten Regeln arbeiten, setzt CA auf lernende Software-Roboter, die ML nutzen, um aus Daten Erfahrung zu entwickeln (Kroll et al. 2016). Diese Determiniertheit der Systeme grenzt CA auch von WfM und STP ab, welche wie RPA regelbasiert operieren, jedoch meist schwergewichtig in den IT-Architekturen von Organisationen verankert sind. Beispielsweise können CA-Systeme für das Routing von E-Mails auf Basis der Analyse ihres Inhalts (z. B. Kritikalität, Tonalität, Themenerkennung usw.) mit ML eingesetzt werden. Hierfür wird Software benötigt, um menschliche Aktivitäten wie die Wahrnehmung und das Entwickeln von Hypothesen zu imitieren und darauf aufbauend urteilsintensive Aufgaben durchzuführen (Rainey et al. 2017).

Das heisst, während RPA, WfM und STP deterministisch programmiert werden, müssen CA-Systeme aus Beispielen früherer Daten in einer Domäne lernen (Rainey et al. 2017). Daher müssen CA-Systeme grosse Mengen an Details (einschliesslich strukturierter und unstrukturierter Daten) berücksichtigen, da immer mehr Analysen und Erkenntnisse über der Geschäftsprozesse erfordern (Bruckner et al. 2011).

Vor diesem Hintergrund sind CA-Lösungen variabler in ihrer Kategorisierung als leichtgewichtige oder schwergewichtige IT (Bygstad 2017), was bedeutet, dass CA-Software

in ihrer jeweiligen Benutzerfreundlichkeit und ihrer Modularität bei der Implementierung volatiler ist als RPA, WfM und STP. Dementsprechend gibt es je nach Anwendungsfall von CA vorgefertigte Plug-and-Play-Lösungen, die einfach zu bestehenden Anwendungen hinzugefügt werden können, wohingegen die Implementierung von CA-Lösungen auch zu gross angelegten Projekten der Datenerfassung, der Neujustierung von Geschäftslogiken, der Reorganisation von Datenbanken und der (Neu-)Etablierung entsprechender Datenpipelines zur Verarbeitung hochvoluminöser, schneller und heterogener Daten führen kann. Hier bleibt abschliessend zu sagen, dass, auch wenn die regelbasierte Geschäftsprozessautomatisierung durch RPA, WFM und STP deterministisch und CA probabilistisch arbeitet, es sich dennoch um hochgradig synergetische und komplementäre Phänomene handelt, die eine Symbiose bilden, wenn die zugrunde liegende Technologie richtig orchestriert wird (Lacity/Willcocks 2018b, 2021).

3 Methode

Wie bereits erörtert, liegt der Grad der Einführung von CA bei potenziellen Anwenderorganisationen noch weit unter den zur Verfügung stehenden Möglichkeiten. Eine Ursache hierfür sind die Herausforderungen, welche aus den charakteristischen Eigenschaften von CA resultieren – d.h. *Black-Box-Charakter*, *Lernanforderungen*, *experimenteller Charakter* und *Kontextsensitivität*. Da sich die Forschung zu CA noch in ihren Anfängen befindet, leiten wir die Herausforderungen bei der Einführung von CA direkt aus dem organisationalen Kontext ab und verknüpfen sie mit den charakteristischen Eigenschaften von CA-Systemen.

3.1 Datensammlung

Für die empirische Datensammlung griffen wir auf die Technik semistrukturierter Interviews (Longhurst 2003) mit Praktikern zurück. Wir wählten die Interviewpartner gezielt aus, um einen hohen Grad an Variation zu erreichen. Um dennoch eine Vergleichbarkeit zwischen den Interviews zu erhalten, wurden die Interviewpartner aus Vertretern grosser Unternehmen ausgewählt, die in CA-Projekte involviert waren. Über die Dauer von neun Monaten interviewten wir zwölf Unternehmensvertreter aus verschiedenen Branchen, die an fünf CA-Projekten beteiligt waren und auf unterschiedlichen Hierarchieebenen der Organisationen angesiedelt waren (Tabelle 3). Auf diese Weise konnten wir ein umfassendes Verständnis für die organisationalen Herausforderungen bei der Einführung von CA gewinnen. Die semistrukturierten Interviews folgten einem vordefinierten Leitfaden, erlaubten dennoch einen natürlichen Gesprächsverlauf (Longhurst 2003). Während der Interviews fragten wir nach den Gründen für die Einführung von CA, Hindernissen, Anstrengungen und Risiken sowie nach ersten Lösungsansätzen zur Sicherung des Erfolgs von CA.

Projekt (Industrie)	Projektziel	Interviewteilnehmende (Dauer der Interviews)
Alpha (Fertigung)	Preisfestsetzung für individualisierte technische Produktangebote	Chief Information Officer (30 min.), Projektmanager (80 min.)
Beta (Telko)	Klassifizierung und Weiterleitung eingehender Kunden-E-mails	Leiter Capability Management (30 min.), Product Owner Business (60 min.), Projektmanager (60 min.)
Gamma (Banken)	Klassifizierung, Weiterleitung und Lösung interner IT-Tickets	Leiter Data & Analytics (40 min.), Leiter Plattformstrategie (35 min.), Projektmanager (120 min.)
Delta (Fertigung)	KI-basierte Klassifizierung, Weiterleitung und Lösung interner IT-Tickets	Vice President IT Innovation (50 min.), Projektmanager (50 min.)
Epsilon (Banken)	Übersetzung von Finanzdokumenten aus dem Italienischen und Französischen ins Deutsche	Chief Information Officer (40 min.), Projektmanager (120 min.)

Tabelle 3: Interviewinformationen

3.2 Datenanalyse

Die Datenanalyse wurde auf der Grundlage der Interviewtranskripte durchgeführt. Drei Forscher extrahierten Daten aus dem Material und führten offene, axiale und selektive Kodieriterationen durch (Saldaña 2021). Nach einer offenen Kodieriteration der Dokumente ordneten die Kodierer in einer zweiten Iteration Beziehungen zwischen den offenen Codes zu (axiales Kodieren). Anschliessend wurden als Kernvariablen für das selektive Kodieren gezielt die Variablen «Herausforderungen bei der Einführung von CA in Organisationen» und «Lösungsansätze» definiert, die die abhängige Fallvariable «erfolgreich eingeführtes CA-System» beeinflussen.

4 Ergebnisse: Herausforderungen bei der Einführung von Cognitive Automation in Organisationen

Wir fassen hier die Herausforderungen zusammen, mit denen Unternehmen konfrontiert sind, wenn sie CA in ihre Organisation einführen möchten. Diese strukturieren wir entlang der charakteristischen Merkmale von CA-Systemen. Darüber hinaus illustrieren wir die empirischen Erkenntnisse mit Interviewzitatzen der Praktiker, um die Erkenntnisse zu kontextualisieren. Abbildung 2 gibt einen zusammenfassenden Überblick über die Herausforderungen bei der Einführung von CA in Organisationen, welche wir empirisch beobachten konnten.





 <p>Black-Box-Character</p> <ul style="list-style-type: none"> - Irrationale Leistungswahrnehmung der Anspruchsgruppen - Erhöhte Governance-notwendigkeiten - Transparenzanforderungen bestimmter Anwendungsfälle 	 <p>Lernanforderungen</p> <ul style="list-style-type: none"> - Risikoverschiebung durch Datenbereinigung bei PoCs - Zeitabhängigkeit des Werts von Daten - Veränderte Anspruchsgruppen-kommunikation und Erwartungs-management - Neudefinition und -bewertung der wichtigsten KPIs
 <p>Experimenteller Charakter</p> <ul style="list-style-type: none"> - Notwendigkeit der Identifikation von Skalierungsmöglichkeiten - Risikoübertrag von Lieferanten auf Käufer - Notwendigkeit wissenschaftlicher Evaluation 	 <p>Kontextsensitivität</p> <ul style="list-style-type: none"> - Skalierungsplanung des Kernteams - Aufsetzen funktionsübergreifender Teams - (Re-)Training der Systeme

Abbildung 2: Herausforderungen bei der Einführung von CA in Organisationen

4.1 Black-Box-Charakter

Der Black-Box-Charakter von CA-Systemen birgt neue Herausforderungen im Erwartungsmanagement der Anspruchsgruppen bei der Einführung von CA. Bei CA handelt es sich um probabilistische, nichtlineare Systeme (Wilamowski/Irwin 2018), die keinen baumartigen «Wenn-dann»-Strukturen folgen, was es menschlichen Anspruchsgruppen erschweren kann Systemaktionen und -ergebnisse nachzuvollziehen (Bettis/Hu 2018). Das heisst beispielsweise, dass, auch wenn ein CA-System zu objektiv performanteren Ergebnissen führt, Menschen diesen Erfolg aufgrund des Black-Box-Charakters der eingesetzten KI-Systeme möglicherweise nicht wahrnehmen können. Dies ist darin begründet, dass Fälle, in denen die CA Fehler macht, für Menschen, die diese Fehler beobachten, einfach sein können und umgekehrt.

«Man muss den Leuten wirklich begreiflich machen, was KI ist, was sich in dieser Blackbox befindet, damit sie selbst sehen, dass es nicht nur eins-zu-eins-Regeln sind, die angewendet werden.» – *Projektmanager (Delta)*

Dies geht auch damit einher, dass bei es bei einigen Algorithmen technisch schwierig ist, einen bestimmten Modell-Output auf bestimmte Input-Variablen zurückzuführen. Bei der Einführung von CA sehen sich Organisationen somit der Notwendigkeit gegenüber, besondere Governancemechanismen zu etablieren, um besonders CA-spezifische ethische und kulturelle Aspekte bei der Einführung von CA berücksichtigen. Hierdurch sollen prominente Misserfolgswfälle wie rassistische Chatbots oder sexistische Lebenslauf-Screeningsysteme vermieden werden. Hier helfen beispielsweise KI-spezifischen Governancemechanismen in Rahmenverträgen mit CA-Softwarelieferanten.

«Unser Unternehmen hat einen allgemeinen Vertrag mit Microsoft und eine Vereinbarung, in der die meisten dieser Governance-Themen abgedeckt sind.» – *Projektmanager (Delta)*

Schliesslich stellt der Blackbox-Charakter von CA Organisationen vor die Herausforderung, den erforderlichen Grad an Transparenz bestimmter Anwendungsfälle zu beurteilen. Dies bedeutet, dass Organisationen sich bewusst sein müssen, dass einige Anwendungsfälle von CA Einschränkungen aufgrund ihrer inhärenten Transparenzanforderungen mit sich bringen. Diese sind in der etwaigen erforderlichen Auditierbarkeit der Prozesse begründet. Hierbei konnten wir empirisch beobachten, dass bei der Einführung von CA-Systemen, diese selbst eingesetzt werden können um im Sinne der Transparenz mit den Anspruchsgruppen zu kommunizieren.

«Wir nutzen die KI selbst, um mehr mit dem Endanwender zu kommunizieren. Zum Beispiel wird in diesem Projekt zu Beginn der Konversation mitgeteilt [...]: 'Hey, jetzt kann ich momentan keine Aufträge bearbeiten, aber ich kann dies und das.'» – *Projektmanager (Delta)*

4.2 Lernanforderungen

Die erforderliche Datenmenge und -qualität, d.h. die Datenbereinigung für Proof-of-Concepts (PoCs), ist bei der Einführung von CA substanziell. In den analysierten Fällen konnten wir beobachten, dass aufgrund der Verbreitung von Open-Source-KI-Modellen die Modellerstellung nicht so viel Projektaufwand verursacht wie die Datenaufbereitungsschritte, welche vor allem bei der initialen Einführung von CA in Organisationen notwendig sind. Dies impliziert, dass, sobald die Machbarkeit in einem PoC gezeigt ist, ein Grossteil des Einführungsprojekts bereits abgeschlossen ist, was zu einer Verschiebung der Risikoverteilung über die Zeit führt. Dies muss von Organisationen abgedeckt werden. Darüber hinaus müssen CA-Systeme lernen und in bestimmten Anwendungsfällen sogar lebenslanges Lernen betreiben. Dies ist darauf zurückzuführen, dass der Wert von Daten zeitabhängig ist (*Heinrich/Klier 2011*) und erfordert, dass Organisationen bei der Planung über den festgelegten Zeitrahmen eines Projekts hinausgehen und eine langfristige Sichtweise anwenden.

«Es ist nicht so, dass wir heute ein Modell entwickeln und es dann für die nächsten zehn Jahre läuft. Wir müssen es neu trainieren wie einen Menschen. [...] Das ist die

Pipeline, die wir aufbauen wollen, wenn wir tatsächlich in ‚Produktion‘ gehen.» – *Projektmanager (Gamma)*

Das heisst, dass bei der Einführung von CA in Organisationen berücksichtigt werden muss, dass CA-Systeme initial lernen (d.h. eine gewisse Zeit zur Leistungssteigerung benötigen) und während ihrer Lebensdauer gewartet werden müssen, um langfristige Veränderungen wie beispielsweise sich ändernde Benutzerwahrnehmungen, Werte und Kultur zu berücksichtigen.

Hier stellen die Lernanforderungen von CA neue Herausforderungen an die Anspruchsgruppenkommunikation und das Erwartungsmanagement. Dies wird durch den heutzutage vorherrschenden KI-Hype (*Hopgood 2003*) multipliziert.

«KI muss trainiert werden. KI sollte als Praktikant betrachtet werden, sonst wird sie von den Anwendern als nicht nützlich wahrgenommen. Ein Team hat eine KI-Lösung nach zwei Wochen abgebrochen, weil die KI nicht in der Lage war, 100 Prozent der Probleme zu lösen.» – *Projektmanager (Delta)*

Darüber hinaus erfordern die Lernanforderungen von CA eine Neubewertung der wichtigsten Leistungsindikatoren (Key Performance Indicators = KPIs). Traditionelle IT-Leistungskennzahlen wie die Betriebszeit sind hierbei als Hygienefaktor zu betrachten, etablieren aber keine entsprechenden Messstrukturen, um die Leistung des CA-Systems aus einer wertorientierten Perspektive zu bewerten (*Barrett et al. 2018*). Dies stellt Unternehmen vor die Herausforderung, ihre Kennzahlensysteme im Hinblick auf die Anwendung von KPIs zu überdenken, die für die Bewertung der Leistung von Menschen anstatt von Maschinen geschaffen wurden.

«Was bei KI-Projekten anders ist, ist, dass man sich eher KPIs ansieht, die für die Leistung der Mitarbeiter relevant sind, als für die Leistung der IT-Lösung.» – *Projektmanager (Alpha)*

4.3 Experimenteller Charakter

Der experimentelle Charakter von CA impliziert die Notwendigkeit, proaktiv nach Skalierungsmöglichkeiten zu suchen, wenn signifikante Hardware- und Software-Investitionen bei der Einführung von CA erforderlich sind. Organisationen haben zwar begonnen, in KI-Technologie zu investieren, sind aber aufgrund der wahrgenommenen Neuheit von KI unsicher bezüglich dieser Investitionsentscheidungen (*Brynjolfsson et al. 2017*).

«Der GPU-Server war teuer, aber wir hätten dafür irgendwo anders im Unternehmen eine Verwendung gefunden.» – *Projektmanager (Epsilon)*

Dies spiegelt sich in der Grösse der Leuchtturmprojekte wider, die eher klein oder mittelhoch sind. Darüber hinaus konnten wir in den Interviews beobachten, dass sich die Rolle von PoCs verändert und somit das Risiko zunehmend vom Lieferanten auf den Käufer von CA-Lösungen übertragen wird. Dies ist vor allem dann der Fall, wenn die Lösung von ausserhalb des Unternehmens bezogen wird und die Organisation sich mehr mit der Einbettung dieser in den sozio-technischen Kontext beschäftigt.

«Wir haben eine Bonus-Malus-Klausel gemacht, denn der klassische POC, den man bei der Erstellung von MVPs [Minimum Viable Products] immer anstrebt, ist oft nicht

möglich. Man muss es genau richtig machen, denn man kann ein [neuronales] Netz nicht mit ein paar Datenpunkten trainieren.» – *Chief Information Officer (Delta)*

Dies stellt die Organisation vor strukturelle Herausforderungen, da diese Risikoverschiebung bei der Einführung von CA mitigiert werden muss, um für die verantwortlichen Anspruchsgruppen tragbar zu sein. Da CA-Systeme probabilistisch arbeiten, erfordert dies die Evaluation der endgültigen CA-Lösung oder das Testen von MVPs in einer wissenschaftlichen Art und Weise, die reproduzierbar, rigoros und robust ist (*Park/Han 2018*).

«Das Team aus vier Übersetzern verbrachte dann maximal vier Stunden damit, die Äquivalenz der Ergebnisse des [Benchmark-Tools] und der Ergebnisse des Inhouse-Tools zu bewerten, woraus die Qualitätsbewertung berechnet wurde.» – *Projektmanager (Epsilon)*

4.4 Kontextsensitivität

Für die unternehmensweite Einführung und Skalierung von CA-Lösungen sind eine verteilte Berechnung des gesamten Modells (*Konar 2018*), ein Abgleich der unterschiedlichen Datensätze sowie Redundanzen von Datensätzen für die individuelle Berechnung erforderlich (*Lawrence 2019*). CA-Lösungen erfordern sowohl Domänenexpertise als auch Data-Science- und Engineering-Expertise. Hierbei stehen Unternehmen vor der Herausforderung, Entscheidungen darüber zu treffen, welche Rollen, d.h. Data Scientists, Data Engineers, Domänenexperten, bei der Einführung von CA geschaffen und skaliert werden müssen.

«[...] Das Data-Engineering-Team kann skalieren, weil sie diejenigen sind, die es über verschiedene Server hinweg verwalten oder in die Cloud stellen, aber aus einer [...] Modellierungsperspektive sehe ich keine Notwendigkeit zu skalieren, da wir die Nutzung skalieren wollen.» – *Projektmanager (Gamma)*

5 Cognitive Automation zur Gestaltung der Zukunft der Arbeit – Diskussion und der Weg nach Vorne

CA hat immense Auswirkungen auf die Zukunft der Arbeit, da nun auch Aufgaben und Prozesse automatisiert werden können, die ursprünglich nicht in den Bereich des Automatisierbaren fielen. Dies betrifft insbesondere den Bereich der kognitiven Service- und Wissensarbeit (*Coombs et al. 2020*).

Vor dem Hintergrund der in diesem Beitrag dargestellten empirischen Einblicke in die neuartigen Herausforderungen bei der Einführung von CA in Organisationen erfordert der erfolgreiche Einsatz von CA neue oder angepasste Managementpraktiken im Vergleich zu regelbasierter, deterministischer Geschäftsprozessautomatisierung. In diesem Bereich sehen wir uns einer bisher geringeren Reichhaltigkeit in der wissenschaftlichen Wissensbasis gegenüber – d.h. die Methoden, Modelle, Konstrukte und Theorien, die für die regelbasierte Geschäftsprozessautomatisierung entwickelt wurden, reichen nicht aus, um CA als Phänomen des Wahrnehmens, Schlussfolgerns und Ableitens zu erklären und vorherzusagen.

Da der globalisierte Wettbewerb immer weiter zunimmt, übt die Notwendigkeit, Wettbewerbsvorteile auszubauen oder zurückzugewinnen Druck auf Organisationen aus, CA-Systeme einzusetzen, was die Zukunft der Arbeit substanziell beeinflussen wird. Dies erhöht die Wichtigkeit von Forschungsvorhaben, welche die Entscheidungsfindung von

Praktikern unterstützen und eine gezielte und nachhaltige Einführung von CA-Lösungen ermöglichen, um verantwortungsvoll die Zukunft der Arbeit zu gestalten.

Um einen möglichst umfassenden Weitblick für Praxis und Forschung zu ermöglichen, strukturieren wir eine Auswahl potenzieller Wegweiser zur Gestaltung und zum Management der Zukunft der Arbeit durch CA entlang der vier Komponenten soziotechnischer Systeme entsprechend der sogenannten soziotechnischen Systemtheorie (*Bostrom/Heinen* 1977; *Lyytinen/Newman* 2008) – d.h. wir präsentieren Forschungs- und Praxisbedarfe für das Management von Technologie, Strukturen, Aufgaben/Prozessen und Akteuren.

Technologiemanagement: CA-Systeme erfordern eine klare Erforschung der Aus- und Wechselwirkungen der spezifischen technologischen Charakteristika von KI-Technologie, d.h. Black-Box-Charakter, Lernanforderungen, experimenteller Charakter und Kontextsensitivität auf Organisationen. In diesem Beitrag haben wir im Bereich CA erste Einblicke in Bezug auf die Herausforderungen, welche mit der Einführung von CA für Organisationen einhergehen, gegeben. Aufbauende praxisorientierte Forschung birgt hier das Potential, die Entscheidungsfindung des Managements über den Einsatz von CA im Speziellen und KI-Technologie im Allgemeinen zu unterstützen und die Gestaltung eben jener Systeme anzuleiten sowie die Zukunft der Arbeit vorhersagbarer und somit kontrollierbarer zu machen.

Im Hinblick auf die Zukunft der Arbeit wird es – ähnlich wie bei mechanischer Automatisierungstechnologie – entscheidend sein, sowohl Unter- als auch Überautomatisierung zu vermeiden, wenn Entscheidungen über CA-Initiativen getroffen werden (*Fasth-Berglund/Stahre* 2013). Hier werden sich Fragen stellen wie z.B. «wie, wann und wo Führungskräfte über die Anwendung der verschiedenen Automatisierungstechnologien in ihrem Unternehmen nachdenken sollten» (*Zarkadakis et al.* 2016, 3). Darüber hinaus wird es essenziell sein, welche Auswirkungen der Einsatz von CA-Systemen auf die Belegschaft in Bezug auf deren Einsatzplanung, die Zuweisung neuer oder kreativerer Aufgaben haben wird.

Strukturmanagement: CA-Systeme sind in hohem Masse kontextabhängig, müssen sich potenziell im Laufe der Zeit weiterentwickeln, werden «gehyped», sind gegebenenfalls von Mitarbeitenden gefürchtet und erfordern daher unterschiedliche Managementansätze hinsichtlich der Veränderungen organisationaler Strukturen. Dies erfordert, dass Unternehmen ganzheitliche Strukturmanagementkonzepte entwickeln, wie Anwendungsfälle der CA in ihre Organisationen eingebettet werden sollen. Dabei spielt es eine entscheidende Rolle, Akzeptanz bei den relevanten Anspruchsgruppen zu schaffen (siehe auch Akteursmanagement unten). Da es sich bei CA-Systemen um lernende Systeme handelt, müssen Organisationen darüber hinaus ein Konzept entwickeln, wie diese Systeme nach ihrer Einführung kontinuierlich verantwortet und gepflegt werden können, um im Laufe der Zeit nützlich zu bleiben, d.h. es müssen Betrieb und Wartung der Systeme für die lange Frist geplant und organisational verankert werden. Hierbei ist je nach Art des CA-Anwendungsfalls, der Art der konkret eingesetzten KI-Technologie, der bisherigen Organisations- und Branchenstruktur, die strukturelle Entscheidung zwischen eher dezentralen oder zentralisierten Organisationsstrukturen zu treffen. Für Forschung und Praxis bietet dies mannigfaltige Möglichkeiten über die Adaption bzw. Neueinführung organisationaler Strukturen hierbei einen Beitrag zur erfolgreichen Einführung und Fortführung von CA zu leisten. Hierzu müssen wir zunächst verstehen, welche Faktoren die Strukturentscheidung jeweils konkret

beeinflussen und wie sich dieser Einfluss über Organisationsstrukturanpassungen auf die Zukunft der Arbeit auswirkt.

Aufgaben-/Prozessmanagement: Diese Managementdimension bezieht sich auch auf die (Neu-)Gestaltung der Arbeit, die erforderlich sein wird, um zu verhindern, dass Forscher und Praktiker lediglich eine neue Technologie auf alte, unveränderte Prozesse legen. Vor diesem Hintergrund wird CA eine Anpassung von Arbeitssystemen und ganzen Geschäftsmodellen erfordern (*Butner/Ho* 2019). Durch die Automatisierung repetitiver Aufgaben, die von Mitarbeitenden oft als mühselig oder wenig wertschöpfend wahrgenommen werden, können diese ihre Energie und Zeit auf Arbeiten konzentrieren, die einen höheren Grad an kritischem Denken und kreativen Fähigkeiten erfordern (*Mikalef et al.* 2019). Folglich müssen die Auswirkungen der Veränderung von Arbeitsprozessen für CA untersucht werden, wie z.B. die individuelle und organisationale Effizienz und Effektivität sowie menschliche Faktoren wie Mitarbeiter- und Kundenzufriedenheit. Dies soll Organisationen dabei helfen, die Anpassung, das Zusammenspiel und den Übergang von der alten zur neuen Prozess- und Aufgabenwelt zu bewältigen (*Bruckner et al.* 2011). Darüber hinaus müssen Organisationen neue, auf die Bedürfnisse von CA zugeschnittene Prozesse entwickeln und implementieren, um CA-Anwendungsfälle (z.B. eine Menge vorselektierter Automatisierungskandidaten) hinsichtlich ihrer Projektanforderungen und hinsichtlich notwendiger organisationaler Veränderungen zu bewerten. Hier werden strukturierte Managementansätze benötigt, um Kandidaten für CA auf eine nutzerzentrierte Art und Weise mithilfe von Interviews, Beobachtungen und Dokumentenanalysen zu bewerten, um die Analyse besser zu kontextualisieren und relevante Anspruchsgruppen frühzeitig einzubinden, um somit hype- und angstinduzierte Herausforderungen zu entschärfen. Dies kann insbesondere für Projektportfolio-Manager sowie Business- und IT-Entscheider von Vorteil sein, um entsprechende CA-Initiativen gezielt zu planen und zu steuern oder aber auch um zur Entscheidung zu kommen, «nein» zu entsprechenden CA-Initiativen zu sagen.

Akteursmanagement: Letztlich beeinflusst CA die Art und Weise, wie Organisationen ihr Geschäft betreiben und Wertschöpfungsmechanismen funktionieren. Da die Anzahl der Aufgaben und Prozesse, die für CA in Frage kommen, durch die technologischen Entwicklungen im Bereich KI-Technologie stetig zunimmt, wird die Organisation der Zukunft gefordert sein, einen Teil ihrer Mitarbeitenden für «einzigartig-menschliche» Arbeit umzuschulen (*Card/Nelson* 2019). Dies wird Organisationen abverlangen, organisationale Praktiken anzupassen und die neue Technologie mit einer umfassenden Strategie hinsichtlich der Zukunft der Arbeit abzustimmen (*Zarkadakis et al.* 2016), um die Vorteile von CA verantwortungsvoll zu nutzen. Neben der frühen Einbindung der Belegschaft und der transparenten Kommunikation und Weiterbildung der Organisation im Bereich CA, spielt final die Erforschung des Zusammenspiels zwischen Mensch und Maschine eine entscheidende Rolle für Wissenschaft und Praxis, da nur so langfristig verantwortungsvoller CA-Einsatz sichergestellt werden kann. In diesem Zusammenhang betonen wir, dass es Aufgaben und Prozesse gibt, die weder rein von Menschen noch rein von kognitiven Maschinen ausgeführt werden. Oft treffen wir auf Ansätze hybrider Intelligenz (*Dellermann et al.* 2019), bei denen die Entitäten – Mensch und Maschine – gemeinsam eine höhere Leistung erzielen, als wenn sie getrennt agierten. Die Untersuchung der Besonderheiten von CA in hybriden Arbeitssystemen weist somit weiteres Potenzial zur Erforschung der Zukunft der Arbeit auf.

Literaturverzeichnis

- Van der Aalst et al. (2018) 'Robotic Process Automation', *Business & Information Systems Engineering*, 60(4), pp. 269–272. doi: 10.1007/s12599-018-0542-4.
- Van Der Aalst et al. (2004) *Workflow management: models, methods, and systems*. MIT press.
- Amigoni, F./Schiavonati, V. (2018) 'Ethics for robots as experimental technologies: Pairing anticipation with exploration to evaluate the social impact of robotics', *IEEE Robotics & Automation Magazine*. IEEE, 25(1), pp. 30–36.
- Barrett, D. G. T. et al. (2018) 'Measuring abstract reasoning in neural networks', in *International Conference on Machine Learning*, pp. 4477–4486.
- Bettis, R. A./Hu, S. (2018) 'Bounded rationality, heuristics, computational complexity, and artificial intelligence', in *Behavioral Strategy in Perspective*. Emerald Publishing Limited, pp. 139–150.
- Bostrom, R. P./Heinen, J. S. (1977) 'MIS problems and failures: a socio-technical perspective, part I: the causes', *MIS Quarterly*, 1(3), pp. 17–32.
- Bruckner, D. et al. (2012) 'Cognitive Automation—Survey of Novel Artificial General Intelligence Methods for the Automation of Human Technical Environments', *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. IEEE, 8(2), pp. 206–215. doi: 10.1109/TII.2011.2176741.
- Brynjolfsson, E. et al. (2017) *Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics*.
- Butner, K./Ho, G. (2019) 'How the human-machine interchange will transform business operations', *Strategy and Leadership*, 47(2), pp. 25–33. doi: 10.1108/SL-01-2019-0003.
- Bygstad, B. (2017) 'Generative innovation: A comparison of lightweight and heavyweight IT', *Journal of Information Technology*, 32(2), pp. 180–193. doi: 10.1057/jit.2016.15.
- Card, D./Nelson, C. (2019) 'How automation and digital disruption are shaping the workforce of the future', *Strategic HR Review*, 18(6), pp. 242–245. doi: 10.1108/shr-08-2019-0067.
- Castelvecchi, D. (2016) 'Can we open the black box of AI?', *Nature*, 538(7623), pp. 20–23.
- Coombs, C. et al. (2020) 'The strategic impacts of Intelligent Automation for knowledge and service work: An interdisciplinary review', *Journal of Strategic Information Systems*, 29(4), pp. 1–30. doi: 10.1016/j.jsis.2020.101600.
- Dellermann, D. et al. (2019) 'Hybrid Intelligence', *Business and Information Systems Engineering*. Springer, 61(5), pp. 637–643. doi: 10.1007/s12599-019-00595-2.
- Von Eckardt, B. (1995) *What is cognitive science?* MIT press.
- Fasth-Berglund, Å./Stahre, J. (2013) 'Cognitive automation strategy for reconfigurable and sustainable assembly systems', *Assembly Automation*, 33(3), pp. 294–303. doi: 10.1108/AA-12-2013-036.
- Gershenson, C. (2003) 'On the notion of cognition', arXiv preprint cs/0303006.
- Ghahramani, Z. (2015) 'Probabilistic machine learning and artificial intelligence', *Nature*. Nature Publishing Group, 521(7553), pp. 452–459. doi: 10.1038/nature14541.
- Heinrich, B./Klier, M. (2011) 'Assessing data currency—a probabilistic approach', *Journal of Information Science*. Sage Publications Sage UK: London, England, 37(1), pp. 86–100.
- Hofmann, P. et al. (2020) 'Robotic process automation', *Electronic Markets*. Springer, 30(1), pp. 99–106. doi: 10.1007/s12525-019-00365-8.
- Hopgood, A. A. (2003) 'Artificial intelligence: hype or reality?', *Computer*. IEEE, 36(5), pp. 24–28.
- Janiesch, C. et al. (2021) 'Machine learning and deep learning', *Electronic Markets*, pp. 1–11. doi: 10.1007/s12525-021-00475-2.

- Jordan, M. I./Mitchell, T. M. (2015) 'Machine learning: Trends, perspectives, and prospects', *Science*, 349(6245), pp. 255–260. doi: 10.1126/science.aaa8415.
- Konar, A. (2018) *Artificial intelligence and soft computing: behavioral and cognitive modeling of the human brain*. CRC press.
- Kroll, C. *et al.* (2016) 'Robotic Process Automation – Robots conquer business processes in back offices', Capgemini Consulting, pp. 1–48. Available at: <https://www.capgemini.com/consulting-de/wp-content/uploads/sites/32/2017/08/robotic-process-automation-study.pdf>.
- Lacity, M./Willcocks, L. (2018a) 'Client Service Automation Deployments – What Do They Mean for Your Job and Organization?', *Pulse Magazine*.
- Lacity, M./Willcocks, L. (2018b) *Robotic process and cognitive automation: the next phase*, Information and Organization. Ashford, UK: SB Publishing.
- Lacity, M./Willcocks, L. (2021) 'Becoming Strategic with Intelligent Automation', *MIS Quarterly Executive*, 20(2), pp. 1–14. Available at: <https://standards.ieee.org/>.
- Lawrence, N. D. (2019) 'Data Science and Digital Systems: The 3Ds of Machine Learning Systems Design', arXiv preprint arXiv:1903.11241.
- Lieberman, H./Selker, T. (2000) 'Out of context: Computer systems that adapt to, and learn from, context', *IBM systems journal*. IBM, 39(3.4), pp. 617–632.
- Longhurst, R. (2003) 'Semi-structured interviews and focus groups', *Key methods in geography*, 3(2), pp. 143–156.
- Lyytinen, K./Newman, M. (2008) 'Explaining information systems change: a punctuated socio-technical change model', *European Journal of Information Systems*, 17(6), pp. 589–613.
- Mikalef, P. *et al.* (2019) 'Developing an Artificial Intelligence Capability: A Theoretical Framework for Business Value', in *International Conference on Business Information Systems*, pp. 409–416.
- Neisser, U. (2014) *Cognitive psychology: Classic edition*, *Cognitive Psychology: Classic Edition*. Psychology Press. doi: 10.4324/9781315736174.
- Nobre, F. S. *et al.* (2009) 'The impact of cognitive machines on complex decisions and organizational change', *AI and Society*. Springer, 24(4), pp. 365–381. doi: 10.1007/s00146–009–0207–4.
- Park, S. H./Han, K. (2018) 'Methodologic guide for evaluating clinical performance and effect of artificial intelligence technology for medical diagnosis and prediction', *Radiology*. Radiological Society of North America, 286(3), pp. 800–809.
- Rainey, S. K. *et al.* (2017) 'Bots, natural language processing, and machine learning', *Tax Executive*. HeinOnline, 69, pp. 39–46.
- Russell, S. J./Norvig, P. (2021) *Artificial intelligence: A modern approach*. Fourth edi. Pearson.
- Saldaña, J. (2021) *The Coding Manual for Qualitative Researchers*. Sage.
- Stohr, A./O'Rourke, J. (2021) 'Through the Cognitive Functions Lens-A Socio-Technical Analysis of Predictive Maintenance', in *16th International Conference on Wirtschaftsinformatik*. Essen, Germany, pp. 1–16.
- Syed, R. *et al.* (2020) 'Robotic Process Automation: Contemporary themes and challenges', *Computers in Industry*, 115, pp. 1–15. doi: 10.1016/j.compind.2019.103162.
- Wilamowski, B. M./Irwin, J. D. (2018) *Intelligent systems*. CRC press.
- Zarkadakis, G. *et al.* (2016) 'The 3 Ways Work Can Be Automated', *Harvard Business Review*, (October 13, 2020), pp. 1–7. Available at: <https://hbr.org/2016/10/the-3-ways-work-can-be-automated>.

Christian Engel, M.Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Wirtschaftsinformatik der Universität St.Gallen (HSG).

Anschrift: Universität St.Gallen (HSG), Institut für Wirtschaftsinformatik (IWI-HSG), Müller-Friedberg-Strasse 8, CH-9000 St.Gallen, Tel.: +41 71 224 33 63, Fax: +41 71 224 27 77, E-Mail: christian.engel@unisg.ch