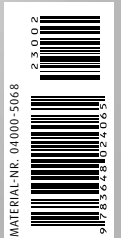


PERSONALquarterly

Wissenschaftsjournal für die Personalpraxis



Wie Teams und künstliche Intelligenz erfolgreich zusammenarbeiten

Adding AI to human teams can really change the social dynamics between human beings s. 6

INTERVIEW MIT LESLIE DECHURCH

Künstliche Intelligenz in der Personaleinsatzplanung von Teams s. 24

ELLWART/SCHILLING

KI als Teammitglied: Wie Erwartungen die Zusammenarbeit prägen s. 10

KERSTAN/GEORGANTA/ULFERT-BLANK

Wie gestaltet man menschengerechte algorithmenunterstützte Arbeit? s. 32

LANGER

Prozessmodell personalorientierter Entscheidungsgestaltung einer KI s. 18

BENTLER/GABRIEL/LATOS/MAIER

State of the Art: Wie Sie die Aussagekraft von Mitarbeiterbefragungen erhöhen können s. 46

BIEMANN/WECKMÜLLER

TEAMENTWICKLUNG BRAUCHT STRUKTUR.

Teamentwicklung ist keine Kür, sondern hoch notwendige Pflicht.

Ein funktionierendes, gut eingespieltes Team ist mehr als die Summe der einzelnen Teammitglieder. Teamentwicklung befähigt ein Team, gemeinsam noch besser zu werden und die Produktivität im Ganzen zu steigern. Das zählt sowohl auf die Unternehmenskultur als auch auf die Mitarbeiterbindung ein.



Liebe Leserinnen und Leser,



*Simone Kauffeld,
Herausgeberin
PERSONALquarterly*

nutzen Sie künstliche Intelligenz für die Zusammenarbeit im Team, um produktiver, effizienter und reibungsloser zu arbeiten? Ohne Frage wird KI in der täglichen Zusammenarbeit künftig Bedeutung haben. Dabei sind viele Fragen zu klären: Wie und unter welchen Bedingungen funktioniert die Zusammenarbeit zwischen Menschen und KI? Welche Faktoren müssen beachtet werden? Was ist der Unterschied, wenn die KI als Assistenzsystem oder als Teammitglied eingebunden wird? Welche Erwartungen stellen Menschen an KI-Teammitglieder und wie wirken sich diese Erwartungen auf die Mensch-KI-Zusammenarbeit aus? Welche Informationen benötigt eine künstliche Intelligenz, um z. B. personalorientierte Entscheidungen treffen zu können? Welche Faktoren beeinflussen die Akzeptanz von KI-Systemen bspw. bei Personaleinsatzplanungen? Wie können generell algorithmusbasierte Systeme implementiert werden, um menschengerechte Arbeit zu fördern? Seit Chat GPT in aller Munde ist, haben die Fragen noch weiter an Aktualität und Brisanz gewonnen.

Eine anregende Lektüre wünscht

Ihre

PERSONALquarterly

Gegründet im Jahr 1949

MANAGING EDITORS

Prof. Dr. Rüdiger Kabst, Paderborn
 Prof. Dr. Simone Kauffeld, Braunschweig
 Prof. Dr. Torsten Biemann, Mannheim
 Prof. Dr. Claudia Buengeler, Kiel

EHRENHERAUSGEBER

Prof. em. Dr. Dieter Wagner, Potsdam

IMPRESSUM

Redaktion/Schriftleitung: Prof. Dr. Rüdiger Kabst (Universität Paderborn), Telefon: 05251 602804, E-Mail: redaktion@personalquarterly.de **Redaktion/Objektleitung:** Haufe-Lexware GmbH & Co. KG, Reiner Straub, Munzinger Straße 9, 79111 Freiburg, Telefon: 0761 898-3113, E-Mail: Reiner.Straub@haufe-lexware.com **Associate Review Editor:** Dr. Benjamin Krebs, E-Mail: Benjamin.Krebs@uni-paderborn.de **Redaktion/CvD (Chefin vom Dienst):** Anja Bek, Telefon: 0761 898-3537, E-Mail: Anja.Bek@haufe-lexware.com. **Redaktionsassistent:** Brigitte Pelka, Telefon: 0761 898-3921, E-Mail: Brigitte.Pelka@haufe-lexware.com **Disclaimer:** Mit Namen gezeichnete Artikel spiegeln nicht unbedingt die Meinung der Redaktion wider. **Texteinreichung:** Alle Manuskripte sind an die obige Adresse der Redaktion, bevorzugt die Schriftleitung (redaktion@personalquarterly.de), zu schicken. Für unverlangt eingesandte Manuskripte wird keine Haftung übernommen. Beiträge werden nur nach Begutachtung im Herausgeberbeirat veröffentlicht. Näheres regelt ein **Autorenmerkblatt:** Dies können Sie anfordern unter: redaktion@personalquarterly.de; zum Download unter www.haufe.de/pq. **Verlag:** Haufe-Lexware GmbH & Co. KG, Ein Unternehmen der Haufe Group, Munzinger Straße 9, 79111 Freiburg, Telefon: 0761 898-0, Fax: 0761 898-3990, Kommanditgesellschaft, Sitz Freiburg, Registergericht Freiburg, HRA 4408 **Komplementäre:** Haufe-Lexware Verwaltungs GmbH, Sitz Freiburg, Registergericht Freiburg, HRB 5557; Martin Laqua **Geschäftsführung:** Isabel Blank, Iris Bode, Jörg Frey, Matthias Schätzle, Christian Steiger, Dr. Carsten Thies **Beiratsvorsitzende:** Andrea Haufe; Steuernummer: 06392/11008 **Umsatzsteuer-Identifikationsnummer:** DE812398835. **Leserservice:** Haufe Service Center GmbH, Munzinger Straße 9, 79111 Freiburg, Telefon: 0800 72 34 253 (kostenlos), Fax: 0800 50 50 446 (kostenlos), E-Mail: Zeitschriften@haufe.de **Anzeigen/Media Sales:** Haufe-Lexware GmbH & Co. KG, Niederlassung Würzburg, Unternehmensbereich Media Sales, Im Kreuz 9, 97076 Würzburg; Bernd Junker (verantwortlich), Telefon: 0931 2791-477, E-Mail: Bernd.Junker@haufe-lexware.com; Thomas Horejsi, Telefon: 0931 2791-451, E-Mail: Thomas.Horejsi@haufe-lexware.com; **Anzeigendisposition:** Yvonne Göbel, Telefon: 0931 2791-470, Yvonne.Goebel@haufe-lexware.com **Erscheinungsweise:** vierteljährlich **Internetpräsenz:** www.personalquarterly.de **Abonnementpreis:** Jahresabonnement PERSONALquarterly (4 Ausgaben) 124 Euro inkl. MwSt., Porto- und Versandkosten. Bestell-Nummer: A04123 **Copyright:** Alle Rechte vorbehalten. Der Inhalt dieser Publikation darf ohne schriftliche Genehmigung des Verlags bzw. der Redaktion nicht vervielfältigt oder verbreitet werden. Unter dieses Verbot fällt auch die gewerbliche Vervielfältigung per Kopie sowie die Aufnahme in elektronische Medien (Datenbanken, CD-ROM, Disketten, Internet usw.) **Layout:** Maria Nefzger, Ruth Großer **Titelbild:** imagenavi/gettyimages.de **Druck:** Grafisches Centrum Cuno GmbH & Co. KG, ISSN 2193-0589



SCHWERPUNKT

- 6 Adding AI to human teams can really change the social dynamics between human beings
Interview mit Leslie DeChurch
- 10 KI als Teammitglied: Wie Erwartungen die Zusammenarbeit prägen
Sophie Kerstan, Prof. Dr. Eleni Georganta, Prof. Dr. Anna-Sophie Ulfert-Blank
- 18 Prozessmodell personalorientierter Entscheidungsgestaltung einer künstlichen Intelligenz
Dominik Bentler, Stefan Gabriel, Dr. Benedikt A. Latos, Prof. Dr. Günter W. Maier
- 24 Künstliche Intelligenz in der Personaleinsatzplanung von Teams
Prof. Dr. Thomas Ellwart und Thomas Schilling
- 32 Wie gestaltet man menschengerechte algorithmenunterstützte Arbeit?
Jun. Prof. Dr. Markus Langer

NEUE FORSCHUNG

- 40 Arbeitsbezogenes E-Learning durch Spaced Learning verbessern
Hanan Kondratjew und Prof. Dr. Andreas Engelen

STATE OF THE ART

- 46 Wie Sie die Aussagekraft von Mitarbeiterbefragungen erhöhen können
Prof. Dr. Torsten Biemann und Prof. Dr. Heiko Weckmüller

ESSENTIALS

- 50 Rezensionen: Richtungsweisendes aus internationalen Top-Journals
Dr. Benjamin P. Krebs, Johannes Brunzel, Maie Stein

SERVICE

- 53 In eigener Sache: Wechsel im Herausbergremium der PERSONALquarterly
- 54 Die Fakten hinter der Schlagzeile: Trotz Krankheit zu Hause arbeiten?
- 56 Forscher im Porträt: Prof. Dr. Ulrike Fasbender, Universität Hohenheim
- 58 Den PERSONALquarterly-Fragebogen beantwortet Gundula Roßbach, Präsidentin der Deutschen Rentenversicherung Bund

Adding AI to human teams can really change the social dynamics between human beings

Das Interview mit **Leslie DeChurch** führte **Simone Kauffeld**

Teams are formed in the working world in a wide variety of areas. Working together with others is a natural way for most people to achieve common goals. For example, synergies can be exploited from the different competencies of the members. More and more teams are using artificial intelligence (AI) for decision making and automation. This raises questions about collaboration between humans and artificial intelligence.

PERSONALquarterly: *How do you collaborate with AI in your day-to-day work?*

Leslie DeChurch: At the moment I use it in pretty silly ways actually. I have a Google Home in my office and I often ask it about my next meeting, or to schedule reminders, do quick and easy math, or look things up. Mostly I love having the ability to talk to it, that really changes the feeling that you are collaborating.

PERSONALquarterly: *How do teams in different industries collaborate with AI? Do you have examples in which AI is more than just an assistance system?*

Leslie DeChurch: There are so many different industries that are starting to use AI in different ways. I think some of the early examples of AI were helping people make complex decisions. We all know the famous example of IBM's Watson beating jeopardy super champions on live TV. That technology has since been deployed in settings like healthcare, helping physicians diagnose complex cases. AI has been extremely useful in many data-intensive fields. Some of the most interesting to me personally have been the ones in the creative industries. New software applications help designers to create things. I was at a recent academic talk where all the illustrations and artwork in the slides were generated by AI.

Your question about more than an assistant system is really an important one. I think that up until now AI really has been in an ancillary role assisting human beings. I've gotten very interested in AI from a research perspective because increasingly there are use cases where AI joins as a full-fledged teammate. You can imagine military applications where AI is embedded in sensors and vehicles embedded with human soldiers. We can also imagine AI making recommendations to physicians in medi-

cal and healthcare settings. We can imagine AI playing a quasi leadership role in important discussions detecting patterns in information sharing and then making recommendations about critical questions to consider. In all of these applications the use of AI is more than an assistant and rather it's something that is fundamentally changing the dynamics of people interacting with each other, assessing the value of one another's information and decisions. There are interesting social dynamics that could come about. I run some simple experiments in my classes where I have teams doing basic problem solving and creative thinking tasks and I have them do it over zoom with the technology that they think is an AI, but it's actually a person behind an avatar. During the debrief I am struck by some of the students comments where they will reflect on feeling hurt or excluded from the conversation because one of their human teammates preferred the ideas of the AI. Or at least what they thought at the time was an AI. There will also be cases where one member of the group gained status quickly because of their ability to interact proactively and to get more detailed information from the AI. These are some simple illustrations of how adding AI to human teams can really change the social dynamics between human beings and how they intuit who has valuable information or who they can trust or who's motivated. AI as a teammate can reshape a team's status hierarchy.

PERSONALquarterly: *What are possible areas of application for hybrid teams? What is the difference between purely human teams, teams working with AI as an assistance system, and hybrid teams where AI becomes the teammate?*

Leslie DeChurch: To me the real critical difference between AI as an assistant versus a teammate comes into play when the AI starts to have agency and motivation. When we think about the example of an intelligent assistant, it waits to listen and respond until you specifically address it and ask for a particular thing. The AI doesn't have any kind of programming to be acting on its own beyond the bounds of what the person is telling it to do. But when we think toward future applications, we can easily imagine cases where certain motivations are embedded in the AI, and as it learns it exhibits its own intentions without merely responding to assist a person.

I also think one of the big open questions is where you insert AI in a workflow. Right now most uses position AI doing work that then feeds into a decision being made by a human. But the reverse could also be the case, where people direct AI and then rely fully on its decisions. That would certainly mark a transition where AI is not just an assistant.

PERSONALquarterly: *How do teams working with AI differ compared to traditional teams, for example, in terms of goal achievement in teams?*

Leslie DeChurch: Teams working with AI differ from traditional teams in that there is an additional layer between people and intelligent machines. I would speculate that many of the same processes that are important in teams will continue to be important in human AI teams, but they might look a little bit different. For example, we know that developing transactive memory systems is one of the cognitive foundations that allows people to work together effectively. People need to understand who knows what, and coordinate their expertise. With human AI teams, transactive memory will also include a meta layer of people understanding the AI and understanding their teammates understanding of the AI. These mental perceptions are the foundation of effective teamwork, they enable human teams to work together. When we add intelligent machines to teams, cognitive processes will gain an order of magnitude of complexity. That said, I think much of what we know about teams in terms of the kinds of processes and states that are important to perform will be extremely helpful in understanding both how to design the technology and how to develop team members' capability to use it.

PERSONALquarterly: *What do team members think about their AI „colleagues“?*

Leslie DeChurch: This is my favorite question of all! We've been doing lab experiments where we use a Wizard of Oz technology to introduce an AI into teams and then we observe how three and four member teams who've been working together for about an hour react to their new AI teammate. We've done some studies manipulating the kinds of contributions the AI makes. What's been most interesting to me is that people respond extremely well and, in some cases, too well to an AI doing task work. I say too well because sometimes they get lazy and rely on the AI to just do the work, or they start disregarding their other human teammates contributions in favor of just having the AI do the task.

PERSONALquarterly: *Could we use AI to optimize processes in teams? What will happen when AI tries to regulate team social interactions?*

Leslie DeChurch: Something unexpected happened when we had the AI help regulate team social interactions. There is an abundant literature on team process that finds that sometimes teams do not perform as well as they should because of re-



LESLIE DECHURCH

Department Chair, Professor

E-Mail: dechurch@northwestern.edu

<https://communication.northwestern.edu/faculty/leslie-dechurch.html>

Leslie DeChurch is Professor and Department Chair of Communication Studies & Professor of Psychology at Northwestern University. She is an expert on leadership and team effectiveness. Her current research is situated in three contexts: human-machine partnerships, space exploration, and innovation. DeChurch holds a PhD in Industrial and Organizational Psychology, is the Past-President of INGroup (Interdisciplinary Network for Group Research), and Fellow of the American Psychological Association (APA), Association for Psychological Science (APS), and the Society of Industrial & Organizational Psychology (SIOP).

gulatory deficiencies. A key example is moving too quickly towards critiquing ideas when the team is trying to ideate. Or in the decision making space, we know that teams are notoriously over focused on common and redundant information and tend to under explore and consider the importance of members uniquely held information. These are two examples where AI could make a contribution to the team by helping regulate the discussion away from critique and towards idea generation, for creative tasks. For problem solving tasks, they can say simple things that help the team shift towards identifying unique perspectives and ideas. However, when we did experiments where the AI did exactly these kinds of things, people didn't like it. Teammates appreciate AI when it contributes to the task but they're not really willing to let the AI tell it how to interact socially within a team.

PERSONALquarterly: *How does collaboration between humans and AI work? What factors need to be considered? How can these be taken into account during the development of AI so that the right decisions can be made and team goals achieved?*

Leslie DeChurch: In human teams we think about the big three factors that help people work together: team affect, team cognition, and team behavioral processes. Team affect and cognition are thought of as emergent states - the emotional and mental processes that provide a framework for people to work together. Behavioral processes involve the timing and sequencing of joint actions. Research on teams shows that affect and cognition are core enabling conditions for teams, people have to emotionally connect and trust one another to be willing to work together (affect) and they have to mentally have enough compatibility in their understanding of the task (cognition).

These same affective and cognitive states will be critical to human AI interfaces as well. On the affect side people need to trust the AI and feel a sense of identity with the team. That drives their motivation to engage and to remain committed. At the same time people need to understand tasks in ways that are compatible with how the AI views the task. That's one of the fascinating prospects because when two people don't see the task the same way the solution is to talk to each other. As people discuss a problem or a task through planning activities for example they are able to converge their mental understanding of the work in ways that will reduce the need for future direct communication. How will this work with a person and an AI? Because people and machines think and learn in fundamentally different ways, and ways that are not transparent all the time to humans, that's one of the critical barriers that we will need to overcome. What we don't want are people learning to live with the incompatibility or disengaging. Designers need to develop mechanisms by which people can synchronize mental processes with AI without being computer scientists.

PERSONALquarterly: *We know that shared mental models (an understanding of what is done by whom, when, how) are essential for decision making, coordination, and goal achievement in teams. Due to the existing complexity and black-box issues of self-learning systems, the question of how AI can be helpful in a team context may not be so easy to answer. What do we know about whether and how these mental models also relate to AI and what this means for team success?*

Leslie DeChurch: Mental models have been one of the most robust predictors of team performance. Fundamentally mental models in teams are about developing a way to predict how people are going to act in particular situations. Having similarity in your schema about your task, how the team works, or how you should interact is a critical foundation of two people being able to work together. Mental models will be all the more important in human AI teams. I think one of the big challenges though is understanding how we can develop effective shared mental models working with AI given the complexity and differences in how people and machines learn.

PERSONALquarterly: *What are success factors for AI to provide value as a teammate?*

Leslie DeChurch: Respected contributions to the task are the sine non qua for AI teammates. One of the most important things our early research has shown is that AI is only viewed as a valuable teammate to the degree that it is making foundational contributions to the work. Anything else, providing leadership or helping to regulate the team social climate is going to be totally negated if the AI isn't contributing to the task.

PERSONALquarterly: *What do you see as the practical benefits of seeing AI as a teammate rather than just an assistance system or a tool, and integrating it into teams?*

Leslie DeChurch: One of the practical benefits of seeing AI as a teammate is that people will grant it far greater latitude in providing input into teamwork and taskwork. When people view it as an assistant, it can make only limited contributions to the team. So realizing the full potential of AI is going to require this transition to viewing AI not just as an assistant but as a full blown member of the team.

There are other benefits as well, we know that teams provide an important source of social support. People exhibit greater motivation when they work in successful teams than when they work alone. AI has the benefit of going with a person and working with them anywhere. It doesn't require travel or colocation to be effective. This could greatly contribute to meaningful work.

PERSONALquarterly: *What dangers do you see when AI is no longer just understood as a tool but as a teammate?*

Leslie DeChurch: Like many technologies one of the potential dangers is suppressing human connections. If people come to view

AI as their teammate, and we can imagine experiencing less conflict and having an AI that is easier to work with than a human teammate, that might ultimately devalue the contributions of human teammates.

Another potential danger is “over trust.” I think one of the things we’ve seen as a result of automation within the aviation industry is that sometimes when automation gets really good people come to rely on it too much and their own skills degrade. I’m a little concerned when I think about AI as a decision aid where people rely on it too much and don’t ask critical enough questions and ultimately their ability to make highly complex decisions may degrade.

PERSONALquarterly: *In your experience, do the use of AI as teammates – differ across organizations and industries? How about intercultural differences?*

Leslie DeChurch: I think that some industries have been more receptive to AI than others. Certainly those in data-intensive fields or in fields that have other forms of automation in place, AI teammates have had an easier time gaining acceptance. The creative sector has been a bit slower to see the benefits but that is certainly changing.

PERSONALquarterly: *People do not want to be patronized by a machine. People have a basic need for autonomy. One question, therefore, is who actually decides - the robot or the human being? Do humans always want to act in the role of decision-makers or as the final authority?*

Leslie DeChurch: People don’t want to be patronized but you would be shocked how quickly they will rescind authority to a machine. I think that’s the bigger worry personally. I welcome the contributions of AI to teams, but it shouldn’t substitute for thoughtful deliberative and critical decision making by people. That’s not to say that the human should be the only one to decide, but I don’t think the goal is to have a situation where humans are taken out of the loop.

PERSONALquarterly: *It is becoming increasingly apparent that work is being done on or with machines that not only behave humanly, but also look human - in some cases even lifelike, with artificial hair, silicone skin and natural micro-movements to imitate humans as best as possible. Are these machines actually already in development, or is the human look still more of a vision? What is the impetus behind the development of these extremely human-like robots? Is this embodiment always important or can AI be effective without it?*

Leslie DeChurch: Humanoid robots have been in development for quite some time and are becoming extremely realistic. Google Sophia (Hanson Robotics)! Many researchers have found that embedded AI can be just as accepted as a teammate as embodied AI. Embodied AI has a physical form. One of the early

theories in this area was the uncanny valley, this was the idea that the more an embodied AI or robot looked human it would improve people’s liking, but, as it got more and more human but not quite perfect there would be an uncanny valley where people wouldn’t like interacting with it. That’s been used to explain the ick factor with some of the humanoid robots that look almost human but not quite. You can compare this to other robots like Pepper (Aldebaran) that have an almost childlike, cute appearance but are clearly not human. The important thing to consider with embodiment is that people use physical features as a way to make attributions of the functioning of the underlying system. Social perception research finds people use physical features to make attributions of for example agency and communion. When designing AI, incorporating physical features adds a whole other layer of complexity because the designer has to be aware of the psychology of social perception and how people will take cues from physical form and make attributions about the motives and intention of the underlying system. In some ways it’s simpler to begin with the embedded system that doesn’t have physical form.

PERSONALquarterly: *What are the „critical hurdles“ that need to be overcome when implementing hybrid teams? What challenges do organizations face?*

Leslie DeChurch: There are plenty of challenges that computer scientists are working on. I think a lot about the social challenges. I think teamwork is one of the critical hurdles that has to be overcome and it is important that we are studying how people react to intelligent machines as teammates now even before the technology advances. We see this with the recent release of chatGPT technology.

PERSONALquarterly: *What is your personal conclusion: why do we need hybrid teams in the future world of work? How will our work change as a result?*

Leslie DeChurch: There is no question that we need hybrid teams in the future world of work. I like the vision of AI taking on the work tasks that people dislike, freeing them up to have more meaningful work engaged in the parts of the work they enjoy most. There is great potential of humans working alongside intelligent machines. I can think of many aspects of jobs that people would be happy to offload. Being able to partner with machines means there is an opportunity for people to do more of what they like. There are also major hurdles. There is a large percentage of the workforce that will need the skill set to enable them to make valuable contributions and engage in meaningful work as an increasing number of tasks become automatable through AI.

KI als Teammitglied: Wie Erwartungen die Zusammenarbeit prägen

Von **Sophie Kerstan** (ETH Zürich), **Prof. Dr. Eleni Georganta** (Universität von Amsterdam) und **Prof. Dr. Anna-Sophie Ulfert-Blank** (Technische Universität Eindhoven)

Ob Bürosachbearbeitungs-Humanoid Lena oder Barkeeper-Roboter Sam – die Praxisbeispiele für den Einzug von künstlicher Intelligenz (KI) in die Arbeitswelt mehren sich. Dieser Trend besteht bereits seit einigen Jahren. Neu ist jedoch, dass KI zunehmend als Teammitglied positioniert wird, das eine auf seine Fähigkeiten abgestimmte Rolle ausfüllt und dabei mit Mitarbeitenden interagiert (O’Neill et al., 2020). Dabei geht die Konzeption von KI als Teammitglied über die bisher vorherrschende Anwendung von KI als Assistenzsystem hinaus. KI-Assistenzsysteme unterstützen klar definierte Teilaspekte einer Aufgabe, indem sie bspw. Informationen liefern oder Entscheidungsvorschläge generieren. Die endgültige Entscheidungs- und Handlungsbe-fähigung liegt jedoch beim Menschen. KI-Assistenzsysteme verfügen demnach über wenig bis keine Autonomie in der Ausführung einer gegebenen Aufgabe. Durch das stark begrenzte

Fähigkeitsspektrum und den eingeschränkten Handlungsspielraum der KI sind die Interaktionen zwischen Menschen und KI in diesen Fällen stark repetitiv. Als Teammitglied wird KI hingegen ein erweiterter Handlungsspielraum zugeschrieben, sodass der Grad der Autonomie steigt und KI eigene Entscheidungen treffen und Handlungen ausführen kann. Auf Basis dessen können KI-Teammitglieder ihre Verhaltensweisen flexibler an Veränderungen innerhalb der Aufgabe oder hinsichtlich der Rahmenbedingungen anpassen. Zudem sind Aufgabenausführung und Zielerreichung von Menschen und KI stärker miteinander verbunden. KI trägt dabei indirekt (durch Interaktionen mit menschlichen Mitarbeitenden) sowie unmittelbar (durch Handlungen oder Entscheidungen) zum Arbeitsergebnis bei. Die aufgezeigten Unterschiede zwischen KI-Assistenzsystemen und KI-Teammitgliedern sind in Abbildung 1 zusammengefasst.

Abb. 1: Darstellung der Unterschiede zwischen dem Einsatz von KI als Assistenzsystem und KI als Teammitglied

DIMENSION DER UNTERSCHIEDUNG	KI als Assistenzsystem	KI als Teammitglied
Aufgabenspektrum	KI übernimmt klar definierte, eng begrenzte, repetitive Teilaufgaben.	KI kann Aufgaben(-pakete) übernehmen, die umfassend sind und Anpassungen unterliegen können.
Interaktion zwischen Mensch und KI	KI unterstützt bei der Bearbeitung einer Aufgabe. Über das Arbeitsergebnis bestimmen jedoch die Entscheidungen und Handlungen des Menschen. Die Interaktionsmuster zwischen KI und Mensch sind weitestgehend repetitiv und vorgeschrieben.	KI und Mensch arbeiten in gegenseitiger Abhängigkeit an einem gemeinsamen Ziel. Das Arbeitsergebnis ist durch die Handlungen der KI mitbestimmt. Die Interaktionsmuster zwischen KI und Mensch werden von dynamischer Koordination geprägt.
Autonomie und Proaktivität der KI	KI wird von Menschen kontrolliert (z. B. müssen Menschen Handlungsvorschläge der KI bewilligen). Handlungen der KI sind dementsprechend im Sinne ihrer Proaktivität stark eingeschränkt.	KI besitzt (in Teilen) Autonomie über eigene Handlungen (z. B. kann KI selbstgesteuert Entscheidungen treffen). Dies befähigt KI zu proaktivem Verhalten (z. B. unaufgeforderte Ausführung einer Handlung).
Vorhersagbarkeit KI-basierter Handlungen	Handlungsschritte der KI können von menschlichen Teammitglieder in der Regel passend vorhergesagt werden.	Aufgrund von gesteigerter Flexibilität und Proaktivität sind Vorhersagen zu den Handlungsschritten der KI von Unsicherheit geprägt.

Quelle: Eigene Darstellung

ABSTRACT

Forschungsfrage: Künstlicher Intelligenz (KI) wird zunehmend die Rolle eines Teammitglieds zugeschrieben. Deshalb untersuchen wir, welche Erwartungen Menschen an KI-Teammitglieder stellen und skizzieren, wie sich diese Erwartungen auf die Mensch-KI-Zusammenarbeit auswirken.

Methodik: Wir fassen den Forschungsstand zusammen und leiten sieben Beobachtungen ab.

Praktische Implikationen: KI-bezogene Erwartungen sollten in die KI-Entwicklung, Implementierung und fortlaufende Mensch-KI-Zusammenarbeit einbezogen werden. Wir zeigen Möglichkeiten auf, dieses Erwartungsmanagement in der Praxis umzusetzen.

Auch steht der Einsatz von KI als Teammitglied dem Konzept, Mitarbeitende durch KI ersetzen zu wollen, entgegen, da er darauf beruht, die Fähigkeiten und Stärken von Menschen und KI so zusammenzubringen, dass sie sich gegenseitig ergänzen. Diese Herangehensweise ist u. a. darin begründet, dass für die überwiegende Zahl der bestehenden und voraussehbaren KI-Anwendungen eine Besetzung von auf Menschen zugeschnittene Arbeitsrollen durch KI schlicht nicht möglich ist. Spätestens während der Implementierung von KI wird meist deutlich, dass Arbeitsprozesse durch KI eher transformiert werden, als dass bestehende Posten gänzlich von KI eingenommen würden. Entsprechend zielt der Ansatz, KI als Teammitglied zu integrieren, darauf ab, die bestehenden Fähigkeiten der menschlichen Teammitglieder zu bereichern, um mittels der so entstehenden Mensch-KI-Teams Leistungssteigerungen zu erwirken (Seeber et al., 2020).

Neben diesen Überlegungen befeuert auch der rasante technologische Fortschritt den Diskurs über den Einsatz von KI als Teammitglied. Laufend werden Studien veröffentlicht, die über neue Durchbrüche, bspw. im Bereich von selbstlernenden Algorithmen oder KI-basierter Spracherzeugung und -verarbeitung, berichten. Erfolge wie diese ermöglichen die Entwicklung von KI-Systemen, die sich an sich verändernde Umgebungsbedingungen und Aufgaben anpassen, zu proaktivem Handeln in der Lage sind und mit Mitarbeitenden flexibel kommunizieren können. Aus Perspektive der Teamforschung decken diese Fähigkeiten viele der Kerneigenschaften ab, die für die Zusammenarbeit im Team essenziell sind (Lyons et al., 2019). Es sind jedoch nicht die wachsenden technologischen Möglichkeiten allein, wegen derer es für Unternehmen von Interesse sein sollte, sich mit dem Einsatz von KI als Teammitglied zu beschäftigen. Studienergebnisse zeigen, dass Personen, die KI nicht nur als Tool, sondern als Teammitglied wahrnehmen, eine positivere affektive Einstellung gegenüber KI haben und über geteilten Aufgaben besser mit ihr kommunizieren und sie koordinieren (O'Neill et al., 2020). In KI ein Teammitglied zu sehen, kann demnach leistungsbezogene Vorteile erbringen.

Obwohl sich die Forschung zu Mensch-KI-Teams derzeit erst im Aufbau befindet, sind die Faktoren, die dazu beitragen, dass Menschen KI als Teammitglied wahrnehmen, vielfältig. Die Be-

fundlage zeigt insbesondere, dass Menschen eine Reihe von Erwartungen (z. B. hinsichtlich fehlerloser Leistung, menschenähnlichen Kommunikationsfähigkeiten und der Fähigkeit zur Entwicklung eines geteilten Verständnisses der gemeinsamen Aufgabe) gegenüber KI-Teammitgliedern haben (Zhang et al., 2021). Wissen und Verständnis über diese Erwartungshaltungen und ihre Auswirkungen auf die Zusammenarbeit zwischen Mitarbeitenden und KI sind ein fundamentaler Baustein für eine sichere und effektive Mensch-KI-Zusammenarbeit (O'Neill et al., 2020; Lyons et al., 2019). Ziel dieses Artikels ist deshalb, den derzeitigen Forschungsstand innerhalb dieses Themengebiets zusammenzufassen und die Auswirkungen KI-bezogener Erwartungen auf die Zusammenarbeit in Mensch-KI-Teams zu beleuchten. Neben der Literatur zu Mensch-KI-Teams ziehen wir dazu auch Erkenntnisse aus der psychologischen Literatur zur Erwartungsbestätigung und -widerlegung sowie der Forschung zu Interaktionen in menschlichen Teams heran. Die gesammelten Erkenntnisse fassen wir in sieben Beobachtungen zusammen. Zudem erarbeiten wir Handlungsempfehlungen für eine aktive Einbindung von KI-bezogenen Erwartungen in die Entwicklung und Implementierung von KI-Teammitgliedern und die fortlaufende Ausgestaltung der Mensch-KI-Zusammenarbeit.

Welche Erwartungen haben Mitarbeitende gegenüber KI-Teammitgliedern?

Erwartungen können als Annahmen über in der Zukunft liegende Geschehnisse und Handlungen definiert werden, die sich auf Situationen, Personen, technologische Systeme oder Institutionen beziehen können. Diese Erwartungen werden oftmals als antizipatorisch betitelt, da sie der Frage „Was wird geschehen?“ nachgehen. Darüber hinaus setzen sich Erwartungen jedoch auch mit der Frage „Was sollte geschehen?“ auseinander. In diesem Fall beschreiben Erwartungen keine Annahme (antizipatorische Erwartung), sondern einen Anspruch, der an die Zukunft gestellt wird. Sie werden deshalb auch als normativ beschrieben. Antizipatorische Erwartungen können sich von normativen Erwartungen unterscheiden. So zeigen z. B. Experimentalstudien, dass Menschen gegenüber KI-Teammitgliedern die antizipatorische Erwartung haben, sie würden eingeschränktere Kommunikationsfähigkeiten als

Menschen besitzen (z. B. McNeese et al., 2018). Aus qualitativen Studien wird allerdings ersichtlich, dass an ein ideales KI-Teammitglied oftmals der Anspruch gestellt wird, es sollte über ein möglichst menschenähnliches Sprachverständnis und Kommunikationsverhalten verfügen (z. B. Zhang et al., 2021). Daraus wird deutlich, dass normative Erwartungen nicht automatisch in antizipatorische übersetzt werden. Die Differenzierung dieser Erwartungstypen ist wichtig, um zu verstehen, was passiert, wenn Erwartungen auf die (technologische) Realität treffen. Es lässt sich festhalten:

Beobachtung 1: Erwartungen an KI als Annahme (antizipatorische Erwartungen) unterscheiden sich von idealisierten Erwartungen an KI in Form von Ansprüchen (normativen Erwartungen).

Neben den Unterschieden zwischen Erwartungstypen können Erwartungen an KI in sich widersprüchlich sein. Bspw. wird einerseits diskutiert, dass KI, um der Rolle eines vollwertigen Teammitglieds gerecht zu werden, die Fähigkeit besitzen muss, sich eigenständig und flexibel an Veränderungen anzupassen und eigene Arbeitspakete zu übernehmen (Lyons et al., 2019). Somit wäre KI den Mitarbeitenden nicht mehr kategorisch unterstellt, sondern würde über vergleichbare Handlungs- und Entscheidungsfreiheit verfügen. Andererseits wird aus ethischen und sicherheitsbezogenen Gesichtspunkten gefordert, dass Menschen zu jedem Zeitpunkt die Handlungen einer KI überwachen, kontrollieren und wenn nötig korrigieren können sollten (Rieth/Hagemann, 2022). Aus den beschriebenen Anforderungen kann ein Paradox aus Flexibilitäts- und Kontrollerwartungen an KI-Teammitglieder entstehen.

Als ein weiteres Beispiel für einen solchen Widerspruch lässt sich die in einigen Studien dokumentierte Erwartung nennen, dass KI als Teammitglied Emotionen erkennen können sollte (Rieth/Hagemann, 2022). Mit dieser Fähigkeit könnte KI bspw. Stresslevel in Echtzeit ermitteln und so menschliche Teammitglieder in besonders anspruchsvollen Situationen besser entlasten. Im Rahmen von Affective Computing, einem Ansatz, bei dem mittels KI-basierter Verfahren angestrebt wird, Personendaten wie Gesichtsausdrücke oder Stimmlagen zu analysieren, um daraus auf den emotionalen Zustand eines Menschen zu schließen, scheint dies durchaus denkbar. Allerdings steht diesem Anspruch entgegen, dass menschliche Interaktionspartner vielfach nicht wollen, dass KI personenbezogene Daten dieser Art erfasst, verarbeitet oder gar speichert. Auch aus dieser Spannung wird deutlich:

Beobachtung 2: Erwartungen an KI-Teammitglieder können Widersprüche enthalten.

Des Weiteren stellt sich die Frage, inwiefern Erwartungen an KI-Teammitglieder mit Erwartungen, die menschlichen Teammitgliedern gegenüber gelten, übereinstimmen. Studien zeigen diesbezüglich, dass Fähigkeiten, die für Teamarbeit in klassischen menschlichen Teams essenziell sind, auch von

KI-Teammitgliedern erwartet werden (Lyons et al., 2019). Zu den am häufigsten erwarteten Fähigkeiten zählt bspw. eigenständiges und proaktives Handeln der KI (Zhang et al., 2021). Außerdem wird zunehmend von der Erwartung berichtet, dass KI-Teammitglieder ein mit menschlichen Teammitgliedern geteiltes Verständnis von Arbeitszielen, -schritten und Kooperationsweisen formen können sollten (Andrews et al., 2022).

Allerdings zeigt sich auch, dass Erwartungen an KI von Erwartungen an menschliche Teammitglieder in einigen Aspekten abweichen. So wird KI-Teammitgliedern gegenüber teils weniger bis keine Fehlertoleranz eingeräumt. Studien untersuchen dieses Phänomen bspw. im Rahmen eines kognitiven Schemas der perfekten Automatisierung, dem Glaubenssätze wie „Hochentwickelte Technologien treffen immer die richtigen Entscheidungen“ zugrunde liegen (Merritt et al., 2015). Während in diesem Punkt höhere Erwartungen an KI als an Menschen gestellt werden, können die Erwartungen an KI in anderen Bereichen niedriger ausfallen. An diesem Punkt wird erneut die Differenzierung zwischen normativen und antizipatorischen Erwartungen wichtig. Normativ wird von KI-, wie von menschlichen Teammitgliedern, eine hohe Kommunikationsfähigkeit gefordert. Antizipatorisch gilt diese Erwartung aber für KI-Teammitglieder bedeutend weniger als für menschliche. Zusammenfassend lässt sich festhalten:

Beobachtung 3: Erwartungen an KI-Teammitglieder zeigen inhaltliche Schnittmengen mit Erwartungen, die menschlichen Teammitgliedern gegenüber bestehen, sie sind jedoch nicht deckungsgleich.

Welche Auswirkungen haben Erwartungen gegenüber KI-Teammitgliedern auf Arbeitsprozesse und -leistung?

Um die Auswirkungen von KI-bezogenen Erwartungen darlegen zu können, ist es notwendig, zuerst logisch festzustellen, welche Szenarien sich ergeben, wenn initiale Erwartungen innerhalb einer Interaktion mit einem KI-Teammitglied auf die Realität treffen. Ganz grundsätzlich fällt dabei entweder eine Bestätigung oder eine Widerlegung dieser initialen Erwartungen an. Darüber hinaus können sich Erwartungen jedoch auch in ihrer Valenz (positiv/hoch vs. negativ/gering) unterscheiden und jeweils unter- oder übertroffen werden. Bei initial hohen Erwartungen an KI-Teammitglieder, wie dem zuvor beschriebenen Anspruch auf Perfektionismus und Fehlerlosigkeit, ist es sehr wahrscheinlich, dass es zu einer Enttäuschung der Erwartungen in Form einer negativen Erwartungswiderlegung kommt. Das tatsächliche Verhalten des KI-Teammitglieds bleibt in diesem Fall hinter der Ursprungserwartung zurück.

Schon im Jahrzehnt der 2000er-Jahre zeigten Studien zum Gebrauch simpler Informations- und Kommunikationstechnologie (wie E-Mail-Programme), dass diese Form der Erwartungswiderlegung die Einstellung von Mitarbeitenden gegenüber technologischen Systemen nachhaltig negativ prägt und somit ihre

Adaption langfristig erschweren kann. Zusätzlich stellten die Forschenden fest, dass dieser negative Effekt selbst bei einer positiven Erwartungswiderlegung (z. B. niedrige initiale Erwartungen, die durch die Fähigkeiten einer Technologie übertroffen wurden) auftrat (z. B. Bhattacharjee/Premkumar, 2004). Andere Studien berichten hinsichtlich einer positiven Erwartungswiderlegung gegenteilige Ergebnisse. Bspw. konnte in einem Experiment gezeigt werden, dass Studienteilnehmende mit niedrigen antizipatorischen Erwartungen an die kommunikativen Fähigkeiten ihres KI-Interaktionspartners positiv überrascht reagierten, wenn die KI in der Interaktion menschenähnliche kommunikative Fähigkeiten zeigte. Die KI wurde daraufhin von den Teilnehmenden besser bewertet als vor der Interaktion (Grimes/Schuetzler/Giboney, 2021). In der derzeitigen Studienlage sind somit gegenläufige Ergebnisse gegeben. Es scheint, als könne eine Überbietung der initialen Erwartungen in der tatsächlichen Interaktion mit KI sowohl negative als auch positive Konsequenzen haben. Grundsätzlich lässt sich jedoch festhalten:

Beobachtung 4: Wenn KI-bezogene Erwartungen auf die Realität treffen, ergeben sich verschiedene Szenarien der Erfüllung oder Widerlegung dieser Erwartungen, die Auswirkungen auf Einstellungen und Verhalten gegenüber KI-Teammitgliedern haben können.

Wenn eine initiale Erwartung einer Person an ein KI-Teammitglied widerlegt wird, könnte vermutet werden, dass die Person diese Erwartung an die Realität anpasst. Bspw. könnte eine Person vor der ersten Interaktion mit ihrem KI-Teammitglied eine fehlerlose Ausführung der gegebenen Aufgaben von der KI erwarten. Für den Fall, dass das KI-Teammitglied jedoch teils Fehler macht, mag auf Basis der Erwartungswiderlegung davon ausgegangen werden, dass sich der Inhalt der initialen Erwartung dem tatsächlichen Leistungsniveau der KI anpasst. Die Person würde somit automatisch lernen zu antizipieren, wann die Handlungen der KI richtig und wann sie fehlerhaft sind. Die psychologische Forschung zeigt allerdings, dass Erwartungsanpassungen oftmals weder automatisch noch unmittelbar geschehen. Vielmehr gehen Menschen mit Informationen oder Erfahrungen, die ihre Erwartungen verletzen, sehr unterschiedlich um. Zu den Strategien im Umgang mit erwartungswiderlegenden Erfahrungen gehören z. B. das Ignorieren unerwarteter Handlungen, das Herunterspielen ihrer Wichtigkeit oder die erhöhte Ausrichtung der Aufmerksamkeit auf Vorkommnisse, die die initialen Erwartungen bestätigen (Pinquart et al., 2021). Im äußersten Fall richten Menschen in Situationen des Zusammenarbeitens ihre eigenen Handlungen so stark nach ihren Erwartungen aus, dass sie im Sinne einer selbsterfüllenden Prophezeiung das vorab erwartete Resultat herbeiführen. Zur Illustration dieses Effekts stelle man sich eine Person vor, die mit einem KI-Teammitglied innerhalb einer beliebigen Aufgabe zusammenarbeitet. Bereits vor der Interaktion hat die Person sehr geringe antizipatorische Erwartungen an die KI. Nun besitzt das KI-Teammitglied Fähig-

keiten, die deutlich über diesen Erwartungen liegen. Die Person blendet diese auf Basis ihrer Ursprungserwartung jedoch aus und lässt das Potenzial der KI in der Aufgabe, an der sie zusammen mit der KI arbeitet, ungenutzt. Daraufhin ist das aus der Zusammenarbeit hervorgehende Arbeitsergebnis mangelhaft, was jedoch vor allem an der ausbleibenden Integration der Fähigkeiten der KI und nicht etwa an einer schlechten Leistung der KI per se liegt.

Erste Studienergebnisse unterstreichen, dass initiale Erwartungen an KI-Teammitglieder ungeachtet der tatsächlichen Realität überdauern und Einfluss auf die Interaktion mit KI nehmen können (z. B. Demir/McNeese/Cooke, 2018). Im Rahmen eines Experiments wurden Teilnehmende in zwei Gruppen unterteilt, wobei den Personen in der einen Gruppe mitgeteilt wurde, sie würden zusammen mit einer KI eine Aufgabe lösen. Der zweiten Gruppe hingegen wurde gesagt, sie würden die Aufgabe mit einem Menschen bearbeiten. In Wahrheit interagierten alle Teilnehmenden mit einer eingeweihten Person, die über die Gruppen hinweg das gleiche Verhalten zeigte. Der einzige Unterschied zwischen den Gruppen war somit die Information über die Art (KI oder Mensch) ihres Teammitglieds. Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass die Teams, in denen die Teilnehmenden dachten, sie würden mit einer KI interagieren, weniger Abstimmungen trafen und so auch im Ergebnis der Aufgabe eine schlechtere Leistung erbrachten (Demir/McNeese/Cooke, 2018). Daraus lässt sich ableiten, dass die Information, eine KI oder ein Mensch wäre Teil des Teams, antizipatorische Erwartungen bei den Teilnehmenden aktivierte. Diese Erwartungen bestimmten die Zusammenarbeit in einem solchen Ausmaß, dass die tatsächlichen Fähigkeiten des Interaktionspartners in den Hintergrund traten. In Summe wird deutlich:

Beobachtung 5: KI-bezogene Erwartungen können anhaltende Effekte auf den Umgang und die Zusammenarbeit mit KI haben, denn auf die Verletzung einer Erwartung folgt nicht zwangsläufig eine Anpassung dieser Erwartung.

Wie beeinflussen KI-bezogene Erwartungen mehrerer menschlicher Teammitglieder das Team als Ganzes?

Bisher haben wir uns in unseren Ausführungen auf die Erwartungen eines menschlichen Teammitglieds gegenüber einem KI-Teammitglied bezogen. In Organisationen werden jedoch vielfach mehrere menschliche Teammitglieder mit demselben KI-Teammitglied zusammenarbeiten. Zwischen diesen Teammitgliedern können Unterschiede in KI-bezogenen Erwartungen vorliegen, weil Erwartungen von verschiedenen personenbezogenen Faktoren beeinflusst werden (z. B. Kaplan et al., 2021). Besonders gut untersucht sind solche Unterschiede in Bezug auf Vertrauen in KI. Grundsätzlich beruht Vertrauen auf der Annahme, dass ein Gegenüber etwas, das für die vertrauende Person wichtig ist, tun wird. Somit kann Vertrauen als eine Form der positiven Erwartungshaltung angesehen wer-

den. Unterschiede im Ausmaß, in dem Personen KI-Systemen vertrauen, beruhen bspw. auf der individuellen Erfahrung im Umgang mit Technologien oder der eigenen Expertise in Bezug auf die Aufgabe, die mit der KI zusammen bearbeitet wird.

In Summe zeigen Studienergebnisse diesbezüglich, dass mehr Erfahrung und eine höhere Expertise innerhalb des Aufgabenbereichs eine positive Erwartungshaltung gegenüber KI fördern. Auch soziodemografische Aspekte wie die Kultur, in der Menschen aufwachsen und leben, können bedingen, wie sehr sie KI vertrauen (Kaplan et al., 2021). Somit muss festgehalten werden:

Beobachtung 6: Da Erwartungen an KI-Teammitglieder auf Basis personenbezogener Faktoren entstehen, können sich Erwartungen an das KI-Teammitglied zwischen menschlichen Teammitgliedern unterscheiden.

Die Teamforschung beschäftigt sich im Rahmen von empirischen Studien zu sog. mentalen Modellen bereits seit mehreren Jahrzehnten mit der Frage, welchen Einfluss Erwartungen verschiedener Teammitglieder auf die Zusammenarbeit in menschlichen Teams haben. Mentale Modelle eines Teams sind kognitive Strukturen der Teammitglieder, in denen Vorstellungen dazu verankert sind, wie Aufgaben am besten erledigt

werden, wie andere Teammitglieder sich verhalten und wie man zusammenarbeiten möchte. Diese Glaubens- und Wissensstrukturen werden als erwartungsbestimmend und somit rahmengebend für Interaktionen im Team angesehen (Andrews et al., 2022). Bei der Bewertung der Güte mentaler Modelle in Teams wird meist zwischen zwei Kriterien unterschieden. Das eine Kriterium betrifft den Grad der Gleichartigkeit oder Überlappung der mentalen Modelle der einzelnen Teammitglieder. Das zweite zielt auf die Akkuratess mentaler Modelle ab, z. B. in Form ihrer Passung zur Realität oder zu einer (falls gegeben) idealen Ausführung der Aufgabe.

Empirische Befunde zeigen, dass beide Faktoren maßgeblich zu einer effektiven und leistungsfördernden Zusammenarbeit beitragen (Andrews et al., 2022). Teams sollten demnach über mentale Modelle verfügen, die sich über die Mitglieder hinweg stark überschneiden und korrekt sind, um auf Basis einer geteilten Erwartungshaltung produktiv zusammenarbeiten zu können. Auf Grundlage dessen kann für Mensch-KI Interaktionen erfasst werden:

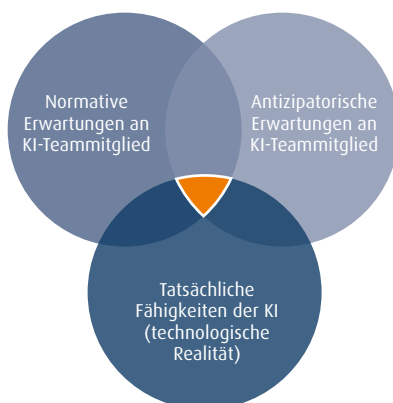
Beobachtung 7: Zwischen Teammitgliedern geteilte, realitätsnahe KI-bezogene Erwartungen können die Zusammenarbeit in Mensch-KI-Teams fördern.

Abb. 2: Schematische Darstellung zur aktiven Herstellung einer Passung zwischen Erwartungen und Realität bezüglich der Fähigkeiten eines KI-Teammitglieds

Ausgangszustand nur geringer Passung zwischen KI-bezogenen Erwartungen und den Fähigkeiten einer bestimmten KI*

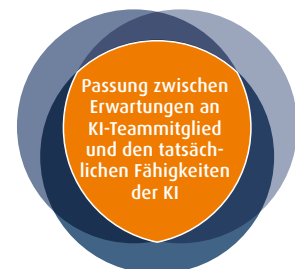
Einbezug der Erwartungen und aktives Erwartungsmanagement in verschiedenen Phasen der KI-Gestaltung und Adoption

Gesteigerte Passung KI-bezogener Erwartungen und Fähigkeiten der KI als Basis effektiver Zusammenarbeit in Mensch-KI-Teams



Einbindung und Anpassung KI-bezogener Erwartungen in:

- (1) KI-Entwicklung und -Design
- (2) Implementierung
- (3) fortlaufender Zusammenarbeit



*Anmerkung: Jede andere Ordnung der dargestellten Kreise zueinander im Ausgangszustand ist ebenso denkbar. Sollte das Team, in dem die KI implementiert wird, aus weiteren menschlichen Teammitgliedern bestehen, steigt die Komplexität des Ausgangszustands durch die Hinzunahme ihrer Erwartungen, die durch weitere Kreise in der Abbildung dargestellt werden würden, automatisch.

Implikationen und Handlungsempfehlungen

Die genannten Beobachtungen zeigen, dass Diskrepanzen zwischen Erwartungen an KI-Teammitglieder und den tatsächlichen Fähigkeiten von KI erkannt und aktiv adressiert werden sollten. Für dieses Vorhaben bestehen bereits in der Entwicklung und dem Design eines KI-Teammitglieds Ansatzpunkte. Darüber hinaus sollten die Auswirkungen des Wechselspiels zwischen Erwartungen und Realität auch während der Implementierung von Mensch-KI-Teams und der fortlaufenden Zusammenarbeit berücksichtigt und angepasst werden. Wie mittels eingebrachter Maßnahmen eine möglichst hohe Deckung von KI-bezogenen Erwartungen mit den realen KI-Fähigkeiten erzeugt werden kann, ist in Abbildung 2 illustriert.

Hinsichtlich der Art der zu ergreifenden Maßnahmen unterstreicht die Befundlage die zentrale Rolle eines menschenzentrierten Ansatzes. Das bedeutet, dass es für die Ableitung effektiver Maßnahmen in diesem Kontext unumgänglich ist, die Mitarbeitenden, die mit dem KI-Teammitglied zusammenarbeiten werden, möglichst früh in Überlegungen zur Einführung des KI-Teammitglieds einzubeziehen (Parker/Grote, 2020). Mit diesem Ansatz geht das deutliche Abwenden von einem technologischen Determinismus einher, in dem KI ohne die Berücksichtigung der Auswirkungen auf das Gesamtsystem implementiert wird. Allerdings bedingen sich Mensch und Technologie, wie in soziotechnischen Systemtheorien beschrieben, immer gegenseitig. Deshalb darf der Fokus von Maßnahmen zur Gestaltung von Mensch-KI-Teams nicht ausschließlich auf der Anpassung der Fähigkeiten von KI-Teammitgliedern an menschliche Erwartungen liegen. In diesem Sinne schlagen wir für verschiedene Phasen der Ausgestaltung der Mensch-KI-Zusammenarbeit Handlungsempfehlungen für das Management beider Seiten der Erwartungs-Realitäts-Beziehung vor. Die eine Seite fokussiert dabei auf das Einbeziehen menschlicher Erwartungen in die Gestaltung der KI, während die andere auf die Anpassung unrealistischer Erwartungen abzielt.

Entwicklung und Design: Das Einbeziehen der Erwartungen der Mitarbeitenden, die in Zukunft mit einem KI-Teammitglied arbeiten werden, bietet die Möglichkeit, frühzeitig einen Grundstein für eine erfolgreiche Mensch-KI-Zusammenarbeit zu legen. Wir gehen dabei davon aus, dass eine grundsätzliche Bedarfs- und Nutzenklärung der KI-basierten Unterstützung für das Arbeitssystem durch alle relevanten Stakeholder (Management, Mitarbeitende, KI-Entwicklungsverantwortliche) vorgenommen wurde. Daraufhin sollte ein partizipatorischer KI-Entwicklungsprozess angestoßen werden. Das bedeutet, dass ein Austausch zwischen den Verantwortlichen für die Entwicklung der KI und den in Zukunft mit ihr arbeitenden Teammitgliedern begonnen werden sollte. Mitarbeitende erhalten die Möglichkeit, ihre KI-bezogenen Erwartungen den KI-Entwicklungsverantwortlichen mitzuteilen. Andersherum sollte dieser Austausch ermöglichen, dass die KI-Entwicklungs-

verantwortlichen das Spektrum und vor allem die Grenzen der Fähigkeiten des KI-Teammitglieds aufzeigen. Konkrete Methoden des partizipativen Designs sind vielfältig und können je nach Unternehmensstruktur und angedachtem KI-Anwendungsfall unterschiedlich ausgestaltet werden. Zu klassischen Werkzeugen des partizipativen Designs gehören Fragebogenerhebungen und Interviews mit Mitarbeitenden, in denen Erwartungen erfragt werden können. Für einen direkteren und tiefgreifenderen Austausch zwischen KI-Entwicklungsverantwortlichen und zukünftigen KI-Interaktionspartnern sind vor allem Designworkshops denkbar. Dieses Format bietet den Vorteil, dass die Erwartungen der Teammitglieder untereinander gegenüber dem KI-Teammitglied eine Angleichung erfahren, da alle Teilnehmenden gebündelt Informationen zu den Fähigkeiten der KI erhalten. Zusätzlich erlangen sie durch den Austausch mehr Bewusstsein über die KI-bezogenen Erwartungen der anderen Teammitglieder.

Implementierung: Die zuvor beschriebenen Maßnahmen können kostspieligen und im schlimmsten Fall sicherheitskritischen Fehlentscheidungen in der Mensch-KI-Interaktion vorgeifen. Dennoch garantieren sie keine ideale Passung zwischen den Erwartungen an das KI-Teammitglied und seinen realen Fähigkeiten, sodass eine Einbindung dieser Aspekte in der Implementierungsphase ebenso wichtig ist. Im Kontext des realen Arbeitsalltags können zusätzliche Erkenntnisse über die Art und Weise, wie Mitarbeitende ihr KI-Teammitglied integrieren und wie KI selbst die Arbeitsprozesse verändert, hervortreten. Einige Erwartungen werden erst durch die Interaktion mit dem KI-Teammitglied im Arbeitsalltag überhaupt erkennbar. Deshalb sollte (mithilfe von arbeits- und organisationspsychologischer Expertise) ein Plan für die Implementierung der KI ausgearbeitet werden. Dieser sollte klar definieren, wann und wie die KI-bezogenen Erwartungen der Mitarbeitenden erhoben und adressiert werden. Essenziell ist dabei die (im Idealfall quantitative) Messung der initialen antizipatorischen Erwartungen vor der Implementierung. Eine weitere Erhebung (inklusive einer Messung der wahrgenommenen Bestätigung oder Widerlegung der initialen Erwartungen) sollte einige Wochen oder Monate später (je nach Anwendungsfall) stattfinden. Diese Daten geben Aufschluss darüber, wie die Mitarbeitenden die Fähigkeiten des KI-Teammitglieds wahrnehmen und ob Diskrepanzen zwischen initialen Erwartungen und tatsächlichen Fähigkeiten bestehen. Aus den Ergebnissen kann abgeleitet werden, inwiefern das KI-Teammitglied und seine Einbettung in das Team weiter konfiguriert werden müssen und ob Mitarbeitende eingehender hinsichtlich der Fähigkeiten des KI-Teammitglieds aufgeklärt und geschult werden sollten.

Fortlaufende Zusammenarbeit: Durch die beschriebenen Maßnahmen zur Entwicklung und Einführung des KI-Teammitglieds wird eine Grundpassung zwischen KI-bezogenen Erwartungen und den Fähigkeiten der KI hergestellt. Jedoch

ist es auch in der fortlaufenden Zusammenarbeit nötig, diese Passung weiterhin aktiv zu prüfen und zu stärken. Dabei hilft eine kontinuierliche Reflexion über KI-bezogene Erwartungen und Fähigkeiten des KI-Teammitglieds. Diese Reflexion kann als wiederkehrende Routine im Team etabliert werden. Besonders beachtet werden sollte dabei, dass KI-Systeme über die Zeit Modifikationen durchlaufen. Zum einen können, wie bei simpleren IT-Systemen, sicherheits- oder technologiebedingte Anpassungen notwendig werden. Zum anderen ist vorstellbar, dass die KI, je nach spezifischer Implementierung, eigenständig lernt. In beiden Fällen kann es durch Veränderungen im Können der KI zu einer Schiefelage zwischen den Erwartungen der Mitarbeitenden und den Fähigkeiten des KI-Teammitglieds kommen. Zusammengefasst sollte in der Phase der fortlaufenden Zusammenarbeit kontinuierlich geprüft werden, (1) inwiefern Erwartungen und Erwartungsänderungen von Teammitgliedern weitere Anpassungen der KI erforderlich machen und (2) welche Auswirkungen Updates einer KI auf die Passung zwischen Erwartungen und Fähigkeiten haben.

In Abbildung 3 sind die Handlungsempfehlungen und ihre Ziele zusammengefasst.

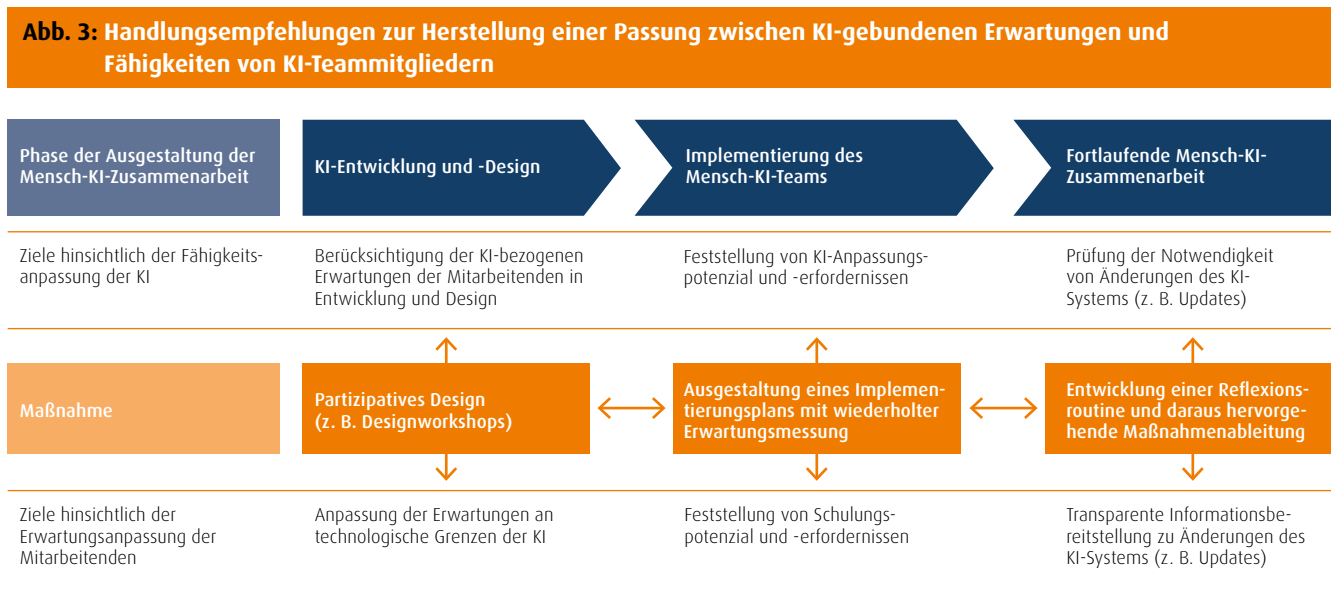
Übergreifend ist zu den Handlungsempfehlungen anzumerken, dass die Übergänge zwischen den vorgeschlagenen Maßnahmen fließend sind. So kann z. B. ein Erkenntnisgewinn aus der Implementierungsphase Informationen hervorbringen, die

dazu führen, dass eine weitere Entwicklungs- und Designphase des KI-Teammitglieds angegangen werden muss. Auch bedingen sich die Maßnahmen aufseiten der Gestaltung des KI-Teammitglieds und der Anpassungen der Erwartungen gegenseitig. Wird bspw. eine bestimmte normative Erwartungshaltung in die Ausgestaltung des KI-Teammitglieds einbezogen, so sollten die Mitarbeitenden darüber informiert werden, da sie nur so die Möglichkeit erhalten, ihre antizipatorischen Erwartungen und ihren Umgang mit der KI entsprechend auszurichten.

Zusammenfassung und Ausblick

Mit zunehmendem technologischen Fortschritt steigen die Einsatzmöglichkeiten von KI in Unternehmen. Allerdings operiert KI in der überragenden Mehrheit der Anwendungsfälle weder in Isolation noch ersetzt sie Mitarbeitende vollständig. Deshalb wird zunehmend über den Einsatz von KI als Teammitglied diskutiert. Trotz der erst aufstrebenden Forschung in diesem Themengebiet, zeigt sich bereits jetzt, dass die Erwartungen, die Mitarbeitende sowohl antizipatorisch als auch normativ an ihre KI-Teammitglieder stellen, besonders zentral für eine gute Zusammenarbeit in Mensch-KI-Teams sind. Ein aktives Management und Austarieren der Passung zwischen Erwartungen und Realität ist deshalb unumgänglich.

Für die kommenden Jahre kann davon ausgegangen werden, dass die Forschung weitere Erkenntnisse auf diesem Themengebiet liefern und dabei bestehende Wissenslücken schließen



Quelle: Eigene Darstellung

wird – bspw. hinsichtlich der Frage, wie genau sich voneinander abweichende KI-bezogene Erwartungen verschiedener Teammitglieder auf Interaktionen in Mensch-KI-Teams auswirken. Um diese und ähnliche Aspekte zu adressieren, sind Experimentalstudien im Labor zwar unabdingbar, vor allem können jedoch Zusammenschlüsse zwischen Praxis und Forschung aktiv zur Wissensgenerierung in diesem Themenfeld beitragen. Stakeholder aus der Praxis sind in diesem Sinne nicht nur dazu eingeladen, die Handlungsempfehlungen eines menschenzentrierten Designs von KI-Teammitgliedern anzuwenden, sondern haben die Möglichkeit, das Feld durch Forschungskollaborationen entscheidend voranzubringen.

LITERATURVERZEICHNIS

- Andrews, R.W./Lilly, J.M./Srivastava, D./Feigh, K.M. (2022):** The role of shared mental models in human-AI teams: a theoretical review. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, S. 1-47.
- Bhattacharjee, A./Premkumar, G. (2004):** Understanding changes in belief and attitude toward information technology usage: A theoretical model and longitudinal test. *MIS Quarterly*, 28(2), S. 229-254.
- Demir, M./McNeese, N. J./Cooke, N. J. (2018):** The impact of perceived autonomous agents on dynamic team behaviors. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2(4), S. 258-267.
- Grimes, G. M./Schuetzler, R. M./Giboney, J. S. (2021):** Mental models and expectation violations in conversational AI interactions. *Decision Support Systems*, 144.
- Kaplan, A. D./Kessler, T. T./Brill, J. C./Hancock, P. A. (2021):** Trust in artificial intelligence: Meta-analytic findings. *Human Factors*.
- Lyons, J. B./Wynne, K. T./Mahoney, S./Roebke, M. A. (2019):** Trust and human-machine teaming: A qualitative study. In: *Artificial Intelligence for the Internet of Everything*. Elsevier, S. 101-116.
- McNeese, N. J./Demir, M./Cooke, N. J./Myers, C. (2018):** Teaming with a synthetic teammate: Insights into human-autonomy teaming. *Human Factors*, 60(2), S. 262-273.
- Merritt, S. M./Unnerstall, J. L./Lee, D./Huber, K. (2015):** Measuring individual differences in the perfect automation schema. *Human Factors*, 57(5), S. 740-753.
- O’Neill, T./McNeese, N./Barron, A./Schelble, B. (2020):** Human-autonomy teaming: A review and analysis of the empirical literature. *Human Factors*.
- Parker, S. K./Grote, G. (2020):** Automation, algorithms, and beyond: Why work design matters more than ever in a digital world. *Applied Psychology*, S. 1-45.
- Pinquart, M./Endres, D./Teige-Mocigemba, S./Panitz, C./Schütz, A. C. (2021):** Why expectations do or do not change after expectation violation: A comparison of seven models. *Consciousness and Cognition*, 89.
- Rieth, M./Hagemann, V. (2022):** Automation as an equal team player for humans? – A view into the field and implications for research and practice. *Applied Ergonomics*, 98.
- Seeber, I./Bittner, E./Briggs, R. O./de Vreede, T./de Vreede, G.-J./Elkins, A./Maier, R./Merz, A. B./Oeste-Reiß, S./Randrup, N./Schwabe, G./Söllner, M. (2020):** Machines as teammates: A research agenda on AI in team collaboration. *Information & Management*, 57(2).
- Zhang, R./McNeese, N. J./Freeman, G./Musick, G. (2021):** „An ideal human“: Expectations of AI teammates in human-AI teaming. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 4, S. 1-25.



SOPHIE KERSTAN

Doktorandin an der Professur für Arbeits- und Organisationspsychologie am Department Management, Technologie und Ökonomie, ETH Zürich

E-Mail: skerstan@ethz.ch
www.wop.ethz.ch



PROF. DR. ELENI GEORGANTA

Assistenzprofessorin in Work and Organizational Psychology; Programme Group Work and Organizational Psychology an der Fakultät für Social and Behavioural Sciences, University of Amsterdam

E-Mail: e.georganta@uva.nl
www.uva.nl



PROF. DR. ANNA-SOPHIE ULFERT-BLANK

Assistenzprofessorin für Organizational Behavior and Artificial Intelligence; Human Performance Management Group am Department für Industrial Engineering & Innovation Sciences, Technische Universität Eindhoven

E-Mail: a.s.ulfert.blank@tue.nl
www.research.tue.nl

SUMMARY

Research question: Artificial intelligence (AI) is increasingly positioned as a team member. Therefore, we investigate what expectations people place on AI team members and outline how these expectations affect human-AI collaboration.

Methodology: We summarize the state of research and derive seven observations.

Practical implications: AI-related expectations should be actively addressed in AI-development, implementation, and human-AI collaboration. We illustrate ways to realize this kind of expectation management in practice.

Prozessmodell personalorientierter Entscheidungsgestaltung einer künstlichen Intelligenz

Von **Dominik Bentler** (Universität Bielefeld), **Stefan Gabriel** (Fraunhofer-Institut für Entwurfstechnik Mechatronik IEM), **Dr. Benedikt A. Latos** (Miele & Cie. KG) und **Prof. Dr. Günter W. Maier** (Universität Bielefeld)

Die zunehmende Digitalisierung im Wirtschaftsleben führt zu tiefgreifenden Veränderungen der Arbeitswelt (z. B. Kauffeld/Maier, 2020). Teilweise geht es dabei um die Einführung spezifischer Technologien, wie etwa der Augmented Reality (Benter et al., 2019) oder die Umstellung ganzer Produktionsprozesse (Schlicher/Bentler/Paruzel/Maier, 2022). Noch neuere technische Anwendungen liegen in der Nutzung von künstlicher Intelligenz (KI). Für die unmittelbare KI-Gestaltung gibt es bereits eine Vielzahl von Normen (Bankins/Formosa, 2021) und Empfehlungen (Gabriel et al., 2022). In dem Maß, in dem KI-Systeme aber weitreichender in Arbeitsprozesse eingreifen, genügen diese unmittelbaren Empfehlungen für soziotechnische Systeme nicht mehr. Dazu soll diese Machbarkeitsstudie einen Beitrag leisten und als Beispiel für eine partizipative Vorgehensweise unterschiedlicher Akteure dienen (Latos et al., 2018). Um eine Prozessoptimierung vorzunehmen, werden oftmals Entscheidungsprozesse in Organisationen von Menschen auf eine KI übertragen, z. B. bei der Produktionsplanung auf Basis geschätzter Vertriebskennwerte oder bei Zuweisungen von Beschäftigten zu Qualifizierungsmaßnahmen auf Basis von Learning-Analytics-Indikatoren. Insbesondere wenn Führungskräfte in ihren Entscheidungen durch KI vollständig ersetzt werden sollen, ist das bislang von Menschen geführte Personal unmittelbar von maschinellen Entscheidungen betroffen. Entscheidungen von Technologien wirken identisch wie Entscheidungen von Menschen auf die Zufriedenheit von Beschäftigten ein (Hellwig/Buchholz/Kopp/Maier, 2023). Unternehmen stehen vor der Herausforderung, Entscheidungen intelligenter Systeme so zu gestalten, dass diese an die Bedürfnisse des Personals angepasst sind. Das dreistufige Prozessmodell dieses Beitrags dient als partizipatives Vorgehensmuster für die Gestaltung personalorientierter Entscheidungen einer KI und wurde im Rahmen des Leuchtturmprojekts „InTime“ des Kompetenzzentrums der Arbeitsforschung Arbeitswelt Plus gemeinsam mit technischen und psychologischen Forschungspartnern sowie Fachabteilungen und dem Betriebsrat des Unternehmens Miele & Cie. KG im Bereich der Personaleinsatzplanung von Fertigungs- und Montagearbeiten erprobt. Im Unternehmen Miele & Cie. KG werden erste Prozessschritte

für die Personaleinsatzplanung auf Basis von Vertriebszahlen mit einem Vorlauf von mehreren Monaten vorgenommen. Daran schließen sich weitere Planungsschritte mit Vorläufen von wenigen Monaten oder nur einem Tag an. Zahlreiche Abteilungen sind an diesem Prozess beteiligt, z. B. Vertrieb, Personalabteilung, Auftrags- und Produktionssteuerung. Aufgrund des strukturellen und arbeitsintensiven Umfangs sowie der datengetriebenen Komplexität des Prozesses bietet sich für diesen Anwendungsfall ein hohes Potenzial zur Unterstützung des Prozessdurchlaufs durch eine KI. Bei dem im vorliegenden Beitrag beschriebenen prozessualen Vorgehen zur Entwicklung von personalorientierten Entscheidungen einer KI handelt es sich um ein generisches Vorgehensmodell, das nicht anwendungsspezifisch ist, sondern als grundlegendes partizipatives Vorgehen bei der Einführung von intelligenten Systemen in diversen Anwendungsszenarien im Unternehmenskontext verwendet werden kann, bei denen Entscheidungen einer KI einen Einfluss auf die Beschäftigten haben. Das Prozessmodell gliedert sich in folgende Schritte:

- 1. Schritt:** Diagnose von Entscheidungsinhalten der Führungskräfte: In welchem Kontext und über welche Inhalte treffen Führungskräfte personalorientierte Entscheidungen?
- 2. Schritt:** Transformation der Entscheidungsinhalte für die KINutzung: Wie kann der Entscheidungsprozess auf eine KI übertragen werden und welche Informationen werden von einer KI benötigt, um personalorientierte Entscheidungen treffen zu können?
- 3. Schritt:** Nutzung der Entscheidungsinhalte durch das KISystem: Wie können diese Informationen von der KI ermittelt, gepflegt und verarbeitet werden, um eine nachhaltige Anwendung des intelligenten Systems sicherzustellen?

1. Schritt – Diagnose von Entscheidungsinhalten der Führungskräfte

Der erste Schritt des Vorgehensmodells beschäftigt sich damit zu analysieren, welchen Einfluss die Führungskräfte durch ihre Weisungsbefugnis auf die Beschäftigten haben. Dabei stehen insbesondere die psychologischen Mechanismen im Fokus, welche die Wirkung der Entscheidungen von Führungskräften auf die Beschäftigten erklären. Die im vorliegenden Fallbeispiel

ABSTRACT

Forschungsfrage: Welche Informationen der psychologischen Arbeitsgestaltung benötigt eine künstliche Intelligenz, um personalorientierte Entscheidungen treffen zu können?

Methodik: Zur Einführung einer künstlichen Intelligenz im Personaleinsatzprozess wurden quantitative Fragebogenerhebungen mit Beschäftigten durchgeführt.

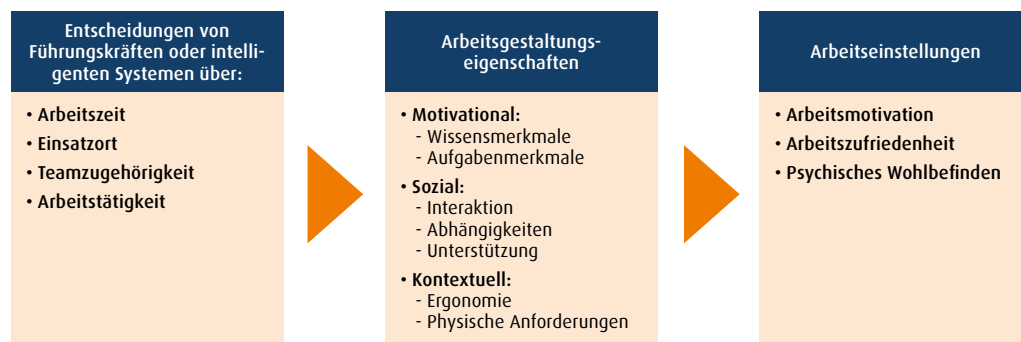
Praktische Implikationen: Das im Beitrag beschriebene Vorgehensmodell lässt sich auf zahlreiche Unternehmensszenarien anwenden und dient somit als beispielhafter Prozess für die Implementierung einer künstlichen Intelligenz zur Unterstützung von Führungskräften.

fokussierte Personaleinsatzplanung wird maßgeblich durch Vertriebsdaten gesteuert, wodurch Führungskräften erste Anhaltspunkte für das Ausmaß des Personalvolumens gegeben werden. Erste konkrete Personaleinsatzplanungen, bei denen Beschäftigte bestimmten Schichten sowie Tätigkeiten zugewiesen werden, treffen Führungskräfte mit einem Vorlauf von bis zu einem Monat. Führungskräfte entscheiden in diesem Schritt jedoch nicht nur über die zeitliche Einteilung in das bestehende Schichtsystem, sondern treffen darüber hinaus Entscheidungen über Einsatzort, Teameinteilung sowie die Zuordnung zu bestimmten Arbeitstätigkeiten. Diese Entscheidungen haben einen deutlichen Einfluss auf die Beschäftigten, indem sie die psychologische Arbeitsgestaltung anpassen. Unter psychologischer Arbeitsgestaltung versteht man alle motivationalen, sozialen sowie kontextuellen Eigenschaften der Tätigkeit (Parent-Rocheleau/Parker, 2022). Motivationale Eigenschaften sind z. B. der vorhandene Handlungsspielraum der Beschäftigten, aber auch die Aufgaben- und Anforderungsvielfalt von Tätigkeiten. Die sozialen Charakteristika der Arbeitsgestaltung beziehen sich auf jegliche Interaktion mit Kolleginnen und Kollegen. Kontextuelle Merk-

male beschreiben ergonomische und physische Anforderungen der Tätigkeit. Wissenschaftliche Studien konnten belegen, dass diese Eigenschaften der psychologischen Arbeitsgestaltung bedeutsam mit der Arbeitszufriedenheit und -motivation sowie dem psychischen Wohlbefinden zusammenhängen (Mlekus/Maier, 2021).

Der Einfluss von Entscheidungen im Personaleinsatzprozess auf die Arbeitsgestaltung sowie die Arbeitseinstellungen der Beschäftigten ist in Abbildung 1 visualisiert. Indem Führungskräfte oder zukünftig intelligente Systeme über zahlreiche Eigenschaften der Arbeitsbedingungen entscheiden, haben sie einen bedeutsamen Einfluss auf die psychologische Arbeitsgestaltung. Entscheidungen werden im Bereich der Personaleinsatzplanung über die Arbeitszeit, den Einsatzort, die Teamzugehörigkeit sowie die Arbeitstätigkeit getroffen. Entscheidungen über den Einsatzort beziehen sich im Bereich der Fertigung und Montage z. B. darauf, ob Personen in der Linien- oder Inselfertigung eingesetzt werden, was deutlich die Ganzheitlichkeit, die Aufgabenvielfalt und die Anforderungsvielfalt der Arbeitsgestaltung beeinflusst. Entscheidungen über

Abb. 1: Psychologischer Wirkmechanismus von Entscheidungen in der Personaleinsatzplanung



Quelle: Eigene Darstellung

die Teamzugehörigkeit haben Einfluss auf soziale Merkmale der Arbeitsgestaltung wie die soziale Unterstützung, was sich auf die Qualität der Zusammenarbeit und Teamleistung auswirkt (Latos, 2020). Welcher Tätigkeit die Beschäftigten zugewiesen werden, kann sich auf die Aufgabenmerkmale auswirken, z. B. wie wichtig die jeweilige Tätigkeit von den Beschäftigten bewertet wird. Diese Zusammenhänge zwischen Entscheidungen und Arbeitsgestaltungseigenschaften wirken sich im Anschluss auf die Arbeitseinstellungen der Beschäftigten aus. Im Zuge einer Übertragung der Entscheidungen von Führungskräften auf intelligente Systeme bleiben diese psychologischen Wirkmechanismen weiterhin bestehen und bieten somit ein hohes Potenzial für humanzentrierte Gestaltungsansätze von Technologien (Parker/Grote, 2019).

2. Schritt – Transformation der Entscheidungsinhalte für die KI-Nutzung

Die zuvor ermittelten psychologischen Wirkmechanismen der Entscheidungsprozesse werden im zweiten Schritt für ein KI-basiertes System nutzbar gemacht. Dazu müssen die Eigenschaften derjenigen Konstrukte quantifiziert werden, über deren Inhalte eine Entscheidung getroffen wird. Anschließend werden die Zusammenhänge dieser Konstrukte auf die Arbeitseinstellungen der Beschäftigten inferenzstatistisch untersucht. Um den Entscheidungsfindungsprozess der Führungskräfte im Bereich der Personaleinsatzplanung auf ein KI-basiertes System übertragen zu können, müssen Daten über die vorliegende Arbeitsgestaltung der diversen Tätigkeiten bewertet werden. Im Anschluss müssen die Zusammenhänge der Arbeitsgestaltungseigenschaften mit der Arbeitsmotivation, der Arbeitszufriedenheit sowie dem Wohlbefinden der Beschäftigten für die KI-Gestaltung berücksichtigt werden. In diesem Prozessschritt sollte demnach die Frage nach Auswahl konkreter Arbeitsgestaltungsinformationen für die Personalentscheidungen des intelligenten Systems beantwortet werden. Dazu bietet sich eine quantitative Datenerhebung an, welche statistisch bedeutsame Zusammenhänge zwischen Arbeitsgestaltungseigenschaften und Arbeitseinstellungen ermittelt. So wurde auch im Leuchtturmprojekt „InTime“ eine quantitative Datenerhebung mit denjenigen Beschäftigten durchgeführt, die zukünftig von den Entscheidungen der KI betroffen sein werden. Insgesamt haben $N = 69$ Beschäftigte ($M_{\text{Alter}} = 42.97$ Jahre, $SD_{\text{Alter}} = 12.12$, $\text{Min.}_{\text{Alter}} = 18$ Jahre, $\text{Max.}_{\text{Alter}} = 60$ Jahre; 34.3 % weiblich, 65.7 % männlich) aus dem Fertigungs- und Montagebereich der Miele & Cie. KG Werke in Oelde und Gütersloh an der Befragung teilgenommen. Es wurden Fragebögen zur Messung der integrativen Arbeitsgestaltung (Stegmann et al., 2010), der Arbeitszufriedenheit (Neuberger/Allerbeck, 1978), der Arbeitsmotivation (Gagné et al., 2015) sowie des Wohlbefindens (Mohr/Rigotti/Müller, 2005) eingesetzt. Relevante Zusammenhänge zwischen den Kriterien der Arbeitsgestaltung sowie den Arbeitseinstellungen

wurden analysiert (vgl. Abb. 2). Wie in Abbildung 2 dargestellt, haben im beschriebenen Fallbeispiel 13 von insgesamt 21 Kriterien der Arbeitsgestaltung statistisch bedeutsame Zusammenhänge zu den Arbeitseinstellungen der Beschäftigten. Sowohl motivationale, soziale sowie kontextuelle Eigenschaften der Arbeitsgestaltung zeigen bedeutsame Zusammenhänge zu den Arbeitseinstellungen, wobei deutliche Schwerpunkte im motivationalen Bereich der Aufgaben- und Wissensmerkmale liegen. Diese Zusammenhänge sind auf Basis vorhandener Forschungsergebnisse erwartbar. Dennoch dient dieses Vorgehen dazu, die bedeutsamsten Kriterien für den jeweiligen Anwendungsfall zu diagnostizieren und eine gezielte Auswahl der wichtigsten Kriterien der Arbeitsgestaltung vornehmen zu können, auf deren Basis spezifische Lösungen für den Einsatz des intelligenten Systems entwickelt werden.

Auf Basis dieser Ergebnisse wurden diejenigen Kriterien ausgewählt, die besonders hohe Korrelationswerte aufweisen oder mit mindestens drei Maßen der Arbeitseinstellungen zusammenhängen. Im vorliegenden Fall wurden aus diesem Grund Planungs-, Entscheidungs- sowie Methodenautonomie, Aufgaben- sowie Anforderungsvielfalt, Wichtigkeit, Informationsverarbeitung, Problemlösen und soziale Unterstützung ausgewählt. Im KI-basierten System müssen demnach Informationen über die Ausprägung dieser Kriterien hinterlegt sein, damit diese in den KI-gesteuerten Entscheidungsprozessen durch das System berücksichtigt werden können.

3. Schritt – Nutzung der Entscheidungsinhalte durch das KI-System

Im letzten Prozessschritt müssen die Zusammenhänge zwischen relevant diagnostizierten Konstrukten in Anforderungen für die Entwicklung der KI übersetzt werden. Dieser Schritt beschäftigt sich damit, wie diese Informationen auf die KI übertragen und von der KI berücksichtigt werden. Im vorliegenden Fallbeispiel wurden auf Basis der Datenerhebungsergebnisse in einem finalen Schritt Anforderungen an die KI-gesteuerte Personaleinsatzplanung abgeleitet. In der KI müssen somit Informationen über die unterschiedlichen Ausprägungen der Arbeitsgestaltungskriterien hinterlegt sein, welche auf Basis des Algorithmus verarbeitet werden können. So muss das KI-System z. B. bewerten können, ob eine Tätigkeit über ein geringes oder hohes Ausmaß an Aufgabenvielfalt verfügt. In Abbildung 3 sind die konkreten Anforderungen für die bedeutendsten Kriterien der Arbeitsgestaltung aufgelistet. Diese Anforderungen sind für die technische Umsetzung von großer Bedeutung, um diese bei der Entwicklung des intelligenten Systems für die Personaleinsatzplanung berücksichtigen zu können.

Fazit und praktische Implikationen

Das dargestellte Vorgehensmodell hat im vorliegenden Fallbeispiel zur Einführung einer KI in der Personaleinsatzplanung

Abb. 2: Statistische Zusammenhänge zwischen Arbeitsgestaltung und Arbeitseinstellungen

Arbeitsgestaltung		Extrinsische Arbeitsmotivation	Intrinsische Arbeitsmotivation	Kognitive Beanspruchung	Emotionale Beanspruchung	Arbeitszufriedenheit
Aufgabenmerkmale	Autonomie - Planung	.14	.37**	-.22	-.38**	.34**
	Autonomie - Entscheidung	.12	.33**	-.24	-.33**	.28*
	Autonomie - Methode	.08	.30*	-.31**	-.36**	.27*
	Aufgabenvielfalt	.27*	.56**	-.04	-.21	.42**
	Wichtigkeit	.14	.37**	-.15	-.27*	.16
	Ganzheitlichkeit	-.07	-.03	-.02	.03	-.18
	Rückmeldung durch Tätigkeit	.02	.05	-.18	-.05	.12
Wissensmerkmale	Komplexität	-.05	-.26*	-.03	.13	-.03
	Informationsverarbeitung	.07	.54**	-.07	-.19	.34**
	Problemlösen	.11	.51**	-.13	-.21	.36**
	Anforderungsvielfalt	.21	.47**	-.27*	-.14	.36**
	Spezialisierung	.29*	.17	-.03	.13	.13
Soziale Merkmale	Soz. Unterstützung	.28*	.20	-.09	-.09	.49**
	Init. Interdependenz	.05	-.19	.06	.22	.04
	Rezip. Interdependenz	-.14	-.10	.15	.28*	-.08
	Interaktion Außerhalb der Org.	.10	.17	.04	.04	.13
	Rückmeldung Andere	.15	.05	-.04	-.06	.14
Kontextuelle Merkmale	Ergonomie	.00	.24*	-.24*	-.20	.25*
	Physische Anforderungen	.09	-.00	.15	.17	-.20
	Arbeitsbedingungen	.17	-.08	-.05	-.02	.07
	Technikgebrauch	.10	.16	.04	-.01	.04

*. Die Korrelation ist auf dem Niveau von .05 (2-seitig) signifikant.

** . Die Korrelation ist auf dem Niveau von .01 (2-seitig) signifikant.

Quelle: Eigene Darstellung

einen wertvollen Rahmen für die Gestaltung humanzentrierter Entscheidungen geliefert. Das Vorgehen ergänzt die Entwicklung von Technologien durch die Berücksichtigung psychologischer Bedürfnisse. Diese interdisziplinäre Perspektive bei der Konstruktion von innovativen Lösungen ist besonders in denjenigen Anwendungsfällen von hoher Relevanz, in denen Beschäftigte maßgeblich durch die Entscheidungen von intelligenten Systemen beeinflusst werden. Um eine nachhaltige Verwendung

dieser Technologie sicherstellen zu können, sind insbesondere die Bedürfnisse der Beschäftigten im Sinne eines partizipativen Entwicklungsansatzes zu berücksichtigen. Unternehmen stehen oftmals vor der Herausforderung, die Wechselwirkung zwischen Technologien und Beschäftigten gemäß des soziotechnischen Systemansatzes bei der Einführung technischer Innovationen zu erfassen. So soll das Unternehmen Miele & Cie. KG im vorliegenden Beispiel neben der Produktivitätssteigerung zusätzlich

von der Berücksichtigung menschlicher Bedarfe bei der Prozessoptimierung der Personaleinsatzplanung profitieren. Diese Perspektive der Technologieeinführung kann von der Miele & Cie. KG auch bei der Zusammensetzung zukünftiger Projektteams genutzt werden, indem interdisziplinäre Arbeitsgruppen aus den Bereichen der Technologie- und Organisationsentwicklung, der Personalabteilung, der Arbeitswissenschaft sowie dem Betriebsrat gebildet werden. Die Zusammenarbeit dieser heterogenen Projektbeteiligten bietet einen hohen Mehrwert für die Ableitung neuartiger Lösungen auf Basis des Anforderungskatalogs der

KI. Aufgrund des überschaubaren Aufbaus bietet das Prozessmodell darüber hinaus ein hohes Potenzial für die Anwendung im berufspraktischen Umfeld und soll Unternehmen wie die Miele & Cie. KG dazu befähigen, auch über das vorliegende Projekt hinaus eigenständig personalorientierte Entscheidungen einer KI gestalten zu können. Auf Basis dieses Vorgehens lassen sich spezifische Lösungen für unterschiedlichste Szenarien in zahlreichen Branchen entwickeln, wodurch der Prozess eine Grundlage für die vielfältige Anwendung darstellt.

Abb. 3: Anforderung an die Gestaltung der KI auf Basis des Zusammenhangs von Arbeitsgestaltung und Arbeitseinstellungen

	Anforderung an KI	Lösungsmöglichkeit
Autonomie – Planung, Methode und Entscheidung	Es besteht ein positiver Zusammenhang von Autonomie mit Arbeitsmotivation und Arbeitszufriedenheit sowie ein negativer zwischen Autonomie und emotionaler Beanspruchung. Das KI-basierte System muss demnach für die Beschäftigten einen hohen Spielraum im Bereich der Personaleinsatzplanung gewährleisten.	Die KI-basierte Personaleinsatzplanung lässt über eine App-gesteuerte Lösung den Beschäftigten Freiräume zum selbstbestimmten Personaleinsatz. Die Beschäftigten können ihre eigenen zeitlichen und örtlichen Verfügbarkeiten in der App hinterlegen, sodass sie maßgeblich Einfluss auf die Schichtzuordnung haben.
Aufgaben- und Anforderungsvielfalt	Sowohl Aufgaben- als auch Anforderungsvielfalt gehen mit einer erhöhten intrinsischen Arbeitsmotivation sowie Arbeitszufriedenheit einher. Die KI-Lösung muss demnach eine hohe Abwechslung der Arbeitstätigkeiten gewährleisten.	Rotationsmethoden werden bereits häufig in Unternehmen angewendet. Diese Methoden sollen der Monotonie der Arbeitstätigkeit vorbeugen. Sofern Daten über die Varianz unterschiedlicher Tätigkeiten sowie Informationen zur Beanspruchung der Arbeitsaufgaben im System hinterlegt werden, kann eine KI-gesteuerte Rotation vorgenommen werden. Den Beschäftigten können so heterogene Aufgaben mit unterschiedlichem Beanspruchungsniveau zugewiesen werden.
Wichtigkeit	Die wahrgenommene Wichtigkeit der Tätigkeit steigert die intrinsische Arbeitsmotivation und senkt die emotionale Beanspruchung. Das KI-System sollte demnach in der Lage sein, den Beschäftigten die Bedeutsamkeit der zugeordneten Tätigkeit zu verdeutlichen.	Um die Wichtigkeit der jeweiligen Tätigkeit zu verdeutlichen, können über eine App Informationen abgerufen werden, wie die Tätigkeit in den Produktionsprozess eingegliedert ist.
Informationsverarbeitung	Informationsverarbeitung hängt positiv mit der Arbeitsmotivation und Arbeitszufriedenheit zusammen. In der KI-basierten Lösung sollten demnach Daten hinterlegt sein, die über den Umfang der zu verarbeitenden Informationen der Tätigkeit Aufschluss geben.	Auch die Menge an Informationsverarbeitung kann über die zyklische Rotationsmechanismen variiert werden. Die KI sollte die Beschäftigten zwischen Tätigkeiten mit einem hohen und geringen Maß an Informationsverarbeitung rotieren lassen.
Problemlösen	Das Ausmaß an Problemlöseaktivitäten einer Tätigkeit hängt mit der intrinsischen Arbeitsmotivation sowie der Arbeitszufriedenheit zusammen. Das KI-System sollten zwischen Tätigkeiten mit geringen und hohen Problemlöseaktivitäten unterscheiden können.	Informationen, inwieweit für die erfolgreiche Ausführung einer Tätigkeit Problemlösekompetenzen der Beschäftigten benötigt werden, sollen in der KI-Datenbank hinterlegt werden. Die KI sollte auch in Bezug auf die Problemlöseaktivitäten einen Rotationszyklus für die Beschäftigten vorschlagen, um eine hohe Abwechslung in Bezug auf das Problemlösen garantieren zu können.
Soziale Unterstützung	Die soziale Unterstützung hängt maßgeblich mit der extrinsischen Arbeitsmotivation sowie der Arbeitszufriedenheit zusammen. Im KI-basierten Personaleinsatzsystem müssen Informationen nach den Kooperationsmöglichkeiten in der Tätigkeitsausführung sowie in der Zusammensetzung von Teams hinterlegt sein.	Das KI-System benötigt Informationen über das Ausmaß an Zusammenarbeit der einzelnen Tätigkeiten. Auch an dieser Stelle sollen die Beschäftigten zwischen Tätigkeiten mit geringer und viel sozialer Interaktion rotieren. Darüber hinaus sollten die Beschäftigten über die App-Schnittstelle Bedarfe nach der Zusammenarbeit mit spezifischen Kolleginnen und Kollegen hinterlegen, um so in einem gegenseitig unterstützenden Arbeitsumfeld tätig zu sein.

LITERATURVERZEICHNIS

Bankins, S./Formosa, P. (2021): Ethical AI at Work : The Social Contract for Artificial Intelligence and Its Implications for the Workplace Psychological Contract. In: Coetzee, M., Deas, A. (eds) Redefining the Psychological Contract in the Digital Era. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-63864-1_4

Bentler, D./Mlekus, L./Paruzel, A./Bansmann, M./Foulois, M./Jenderny, S./Woeste, L., Dumitrescu, R./Röcker, C./Maier, G. W. (2019): Einführung von Augmented Reality in der Produktentstehung. Technische Realisierung und Change-Management als Erfolgsfaktor für den Veränderungsprozess. In Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V. (Ed.), Arbeit interdisziplinär analysieren – bewerten – gestalten. Dortmund: GfA-Press.

Gabriel, S./Bentler, D./Grote, E. - M./Junker, C./Meyer zu Wendischhoff, D./Bansmann, M./Latos, B./Hobscheidt, D./Kühn, A./Dumitrescu, R. (2022): Requirements analysis for an intelligent workforce planning system: a socio-technical approach to design AI-based systems. *Procedia CIRP*, 109, 431-436. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.05.274>

Gagné, M./Forest, J./Vansteenkiste, M./Crevier-Braud, L./van den Broeck, A./Aspeli, A. K./Bellerose, J./Benabou, C./Chemolli, E./Güntert, S.T./Halvari, H./Indiyastuti, D. L./Johnson, P.A./Molstad, M.H./Naudin, M./Ndao, A./Olafsen, A. H./Roussel, P./Wang, Z./Westbye, C. (2015): The Multidimensional Work Motivation Scale: Validation evidence in seven languages and nine countries. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 24, 178-196.

Hellwig, P./Buchholz, V./Kopp, S./Maier, G. W. (2023): Let the user have a say - voice in automated decision-making. *Computers in Human Behavior*, 107446. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107446>

Kauffeld, S./Maier, G. W. (2020): Schöne digitale Arbeitswelt – Chancen, Risiken und Herausforderungen. Gruppe. Interaktion. Organisation. Zeitschrift für Angewandte Organisationspsychologie (GIO), 51, 3, 255-258. <https://doi:10.1007/s11612-020-00532-y>

Latos, B. A. (2020): Auswirkungen von Komplexität auf die Performance von Produktionsgruppen. Düren: Shaker Verlag.

Latos, B. A./Holtkötter, C./Brinkjans, J./Kalantar, P./Przybysz, P. M./Mütze-Niewöhner, S. (2018): Partizipatives und simulationsgestütztes Vorgehen zur Konzeption einer flexiblen und demografierobusten Montagelinie. *Zeitschrift für Arbeitswissenschaft*, 72, 90-98. <https://doi.org/10.1007/s41449-017-0081-8>

Mlekus, L./Maier, G. W. (2021): More hype than substance? A meta-analysis on job and task rotation. *Frontiers in Psychology*, 12, 633530. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.633530>

Mohr, G./Rigotti, T./Müller, A. (2005): Irritation – ein Instrument zur Erfassung psychischer Beanspruchung im Arbeitskontext. Skalen- und Itemparameter aus 15 Studien. *Zeitschrift für Arbeits- und Organisationspsychologie*, 49, 44-48.

Neuberger, O./Allerbeck, M. (1978): Messung und Analyse von Arbeitszufriedenheit. Bern: Huber.

Parent-Rocheleau, X./Parker, S. K. (2022): Algorithms as work designers: How algorithmic management influences the design of jobs. *Human Resource Management Review*, 32, 3, 100838.

Parker, S. K./Grote, G. (2019): Automation, algorithms, and beyond: Why work design matters more than ever in a digital world. *Applied Psychology*, 71, 1171 – 1204. <https://doi.org/10.1111/apps.12241>

Schlicher, K./Bentler, D./Paruzel, A./Maier, G. W. (2022): Arbeit4.0@Hettich: Berufliche Handlungskompetenz in der Umsetzung des Auftragsdurchlaufs von morgen. In R. Dumitrescu (Ed.), Gestaltung digitalisierter Arbeitswelten. Handlungsfelder und Praxisbeispiele zur Umsetzung digitalisierter Arbeit, (S. 93-121). Berlin: Springer.

Stegmann, S./van Dick, R./Ullrich, J./Charalambous, J./Menzel, B./Egold, N./Wu, T. T. C. (2010): Der Work Design Questionnaire. Vorstellung und erste Validierung einer deutschen Version. *Zeitschrift für Arbeits- und Organisationspsychologie*, 54, 1-28.



DOMINIK BENTLER

Wiss. Mitarbeiter, Arbeitseinheit für Arbeits- und Organisationspsychologie, Abteilung für Psychologie sowie Forschungsinstitut für Kognition und Robotik (CoR-Lab), Universität Bielefeld

E-Mail: dbentler@uni-bielefeld.de

www.uni-bielefeld.de



STEFAN GABRIEL

Wissenschaftlicher Mitarbeiter Abteilung Strategische Produkt- und Unternehmensgestaltung, Fraunhofer Institut für Entwurfstechnik Mechatronik IEM

E-Mail: stefan.gabriel@iem.fraunhofer.de

www.iem.fraunhofer.de/de/ueber-uns/forschung/produktentstehung.html



DR. BENEDIKT A. LATOS

Experte Operational Excellence

Miele & Cie. KG, Business Unit Laundry

E-Mail: benedikt-andrew.latos@miele.com

www.miele.com



PROF. DR. GÜNTER W. MAIER

Professur für Arbeits- und Organisationspsychologie, Abteilung für Psychologie sowie Forschungsinstitut für Kognition und Robotik (CoR-Lab), Universität Bielefeld

E-Mail: ao-psychologie@uni-bielefeld.de

www.uni-bielefeld.de

ANGABEN ZUR FÖRDERUNG: Das Forschungs- und Entwicklungsprojekt „InTime“ wird mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) innerhalb des Kompetenzzentrums „Arbeitswelt.Plus“ (FKZ:02L19C104, 02L19C107, 02L19C116) gefördert und vom Projekträger Karlsruhe (PTKA) betreut. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

SUMMARY

Research question: What information about psychological work design does an artificial intelligence need to make personnel-oriented decisions?

Methodology: Quantitative questionnaire surveys were conducted with employees on the introduction of artificial intelligence in staff assignment processes.

Practical implications: The process model described in the article can be applied to numerous company scenarios and thus serves as an exemplary process for implementing artificial intelligence to support managers.

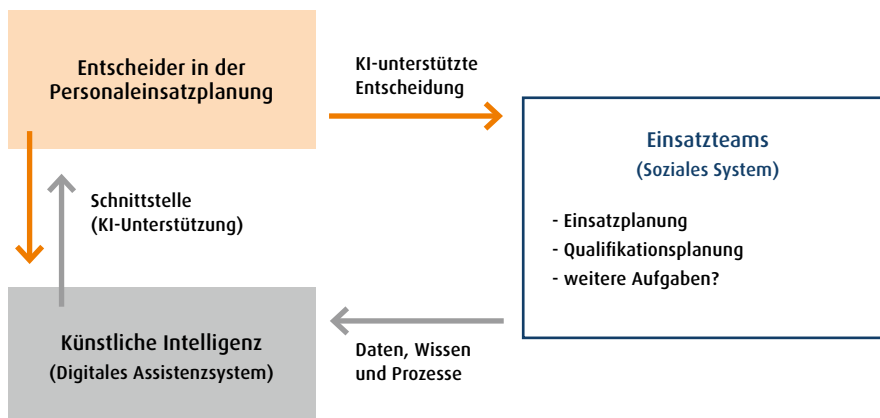
Künstliche Intelligenz in der Personaleinsatzplanung von Teams

Von Prof. Dr. Thomas Ellwart und Thomas Schilling, PhD (Universität Trier)

Die Personalbesetzung von Projekten und Schichten ist in vielen Bereichen eine komplexe Tätigkeit. Die Personaleinsatzplanung (PEP) beschäftigt sich mit Arbeits-/Schichtplanung auf Grundlage von Mitarbeiterqualifikationen und -verfügbarkeiten. Die PEP wird in diesem Artikel als ein kurzfristiges Entscheidungsproblem gesehen, bei dem Personal spezifischen Aufgaben zugeordnet wird. Personalplanung (abgegrenzt von der PEP) wird auch mittel- bis langfristig betrieben. So hat das Human Resource Management (HRM) bspw. die Aufgabe, mittelfristig die Personalbedarfsermittlung für laufende oder zukünftige Projekte zu planen und Mitarbeiter zu evaluieren und zu trainieren. Langfristig beschäftigt sich das HRM mit der Expansion des Unternehmens. Dabei müssen zwar ähnlich wie in der kurzfristigen PEP auch Qualifikationen berücksichtigt werden, das HRM beschäftigt sich aber weniger mit akuten Personalbesetzungen für spezifische Aufgaben.

Kurzfristig zu besetzende Schichtpläne sind Alltag im Rettungsdienst – z. B. bei der Polizei, der Feuerwehr, oder in Krankenhäusern und dem ambulanten Notdienst – und müssen oft flexibel angepasst werden. Dabei muss eine Vielzahl an Informationen berücksichtigt werden, wie die aktuelle Lage, die Qualifikationen und die Verfügbarkeit der Mitarbeiter. Die steigende Menge an Informationen ist für Menschen, die in der PEP tätig sind, zunehmend schwerer zu bewältigen und stellt insbesondere ein Problem dar, wenn in Notsituationen Emotionen und Stress die Qualität von Entscheidungen beeinträchtigen. Während der Coronapandemie spielten solche Faktoren eine wichtige Rolle und erschwerten PEP in vielen Unternehmen. Häufig wird die PEP manuell in Tabellen entlang personenbezogener und situativer Anforderungen bearbeitet. Jedoch sind insbesondere manuelle Prozesse besonders fehleranfällig bei kurzfristigen Entscheidungen, vor allem, wenn diese mit Emotionen und Stress verbunden sind.

Abb. 1: Projekt Flexi-Teams: Interaktion zwischen Entscheidern, Einsatzteams und einer KI



Das Projekt „FlexiTeams“ beschäftigt sich mit Entscheidungen, bei denen KI-Nutzer (orange) zur Aufgabe haben, Personaleinsatzteams (blau) mit unterschiedlichen Qualifikationen zu bilden und diesen diverse Aufgaben zuzuweisen. Hierbei soll die KI (grau) unterstützen, indem sie die Datenbasis analysiert und Entscheidungsvorschläge gibt. Perspektivisch sollen Datenrückflüsse und Rückmeldungen an die KI einen selbstlernenden, erfahrungsbasierten Optimierungsprozess in der KI ermöglichen. Dieses Entscheidungsszenario ist hier exemplarisch dargestellt.

ABSTRACT

Forschungsfrage: Beeinflussen Faktoren auf Personen-, Aufgaben-, Technik- und Organisationsebene die Akzeptanz von KI-Systemen bei Personaleinsatzplanungen?

Methodik: Neben aktueller Forschung wird eine Studie beschrieben, in welcher der gewünschte Grad der KI-Unterstützung (keine KI, KI-Vorschläge, KI-Autonomie) in Abhängigkeit personaler und situativer Einflussfaktoren erfragt wurde.

Praktische Implikationen: Funktionale KI-Systeme bei der Personaleinsatzplanung sollten sowohl situativ als auch individuell anpassbare Unterstützungsgrade bieten.

Hier kann die künstliche Intelligenz (KI) ansetzen und die Qualität der PEP durch automatisierte und datenbasierte Entscheidungsprozesse unterstützen. Dabei basiert die Zuweisung von Mitarbeitern auf Algorithmen, in denen die optimale Passung von Anforderungen und Verfügbarkeiten analysiert, modelliert und optimiert wird. Die Literatur unterscheidet zwischen nicht lernender „schwacher KI“, die von Berechnungen vorab definierter Regeln/Protokolle abhängt, und lernender „starker KI“, die lern- und anpassungsfähig ist, indem sie neue Daten aufnimmt und darauf basierend Protokolle optimiert (Glikson/Woolley, 2020). Für die PEP ist eine starke KI bisher nicht umgesetzt, doch sind entsprechende Entwicklungen in der zukünftigen KI-Forschung vorstellbar und nützlich (Marler/Boudreau, 2017).

Allgemeine Anwendungsfelder von KI im HRM sind sehr breit und umfassen bspw. Vorhersagemodelle für Was-Wenn-Szenarios, konkrete Vorschläge zur Personalselektion, Personalevaluation, sowie Personalentwicklung (Marler/Boudreau, 2017; Langer/Landers, 2021). Das hier kurz vorgestellte Projekt „FlexiTeams“ (Mathews et al., 2022; Weyers et al., 2021-23) beschäftigt sich mit der Entwicklung einer starken KI zur Anwendung in der PEP (vgl. Abb. 1). Das Projekt ist aus dem Bedarf entstanden, Einsatzteams aufgrund der Pandemie flexibel und kurzfristig planen zu müssen.

Insbesondere vor dem Hintergrund komplexer und dynamischer Personaleinsatzplanung wie im Rettungsdienst – und während einer Pandemie auch in anderen Kontexten – könnten KI-basierte Unterstützungssysteme einen wichtigen Beitrag zur Optimierung der PEP leisten. Herausforderungen komplexer und flexibler PEP wurden während der Pandemie besonders deutlich hinsichtlich der Berücksichtigung kurzfristiger Quarantänen, der Notwendigkeit räumlich getrennter Arbeitsgruppen oder der Zusammenstellung von Einsatzteams mit spezifischen und aktuell verfügbaren Qualifikationen.

Der vorliegende Beitrag stellt zunächst ausgewählte Praxisbeispiele von KI-Systemen bei PEP vor. Anschließend werden Einfluss- und Gestaltungsfaktoren der Akzeptanz von KI-Systemen in der PEP reflektiert. Bezüglich des Anwendungskontexts von KI-Systemen in der PEP gibt es bisher wenig Forschung, welche systematisch Einflussfaktoren auf die KI-Akzeptanz un-

tersucht. Daher beziehen wir uns auch auf Studien aus anderen Bereichen. Aus psychologischer Sicht besteht das Interesse, sowohl für die Nutzer von PEP als auch für die betroffenen Einsatzteams darin, ein KI-System zu entwickeln, das die Bedürfnisse beider Personengruppen berücksichtigt. Mögliche Einflussfaktoren auf KI-Akzeptanz von KI-Systemen in der PEP betreffen die Technik, das soziale System der Nutzer und der Organisation, sowie die Entscheidungsaufgabe. Deshalb werden zentrale Variablen der Automatisierungs- und KI-Forschung auf Technik-, Organisations-, Personen- und Aufgabenebene dargestellt und Forschungsfragen zur Anwendung eines KI-Systems bei der PEP abgeleitet. Abschließend werden deskriptive Befragungsdaten einer explorativen Studie vorgestellt, in der Entscheider eines PEP-Szenarios zwischen (a) manueller PEP, (b) PEP mit KI-Unterstützung sowie (c) PEP mit einer autonom entscheidenden KI wählen konnten. Für die Einführung und Gestaltung von KI in der PEP soll deutlich werden, dass Nutzerpräferenzen für KI-Systeme von Kontextmerkmalen der Aufgabe (z. B. Arbeitsbelastung), der Situation (z. B. Entscheidungen mit Konfliktpotenzialen) und dem Menschen (z. B. seiner Motive) abhängen. Dies verdeutlicht den Bedarf einer kontextbezogenen Anpassbarkeit der KI-Systeme. Zukünftige Forschung sollte daher systematisch Einflussfaktoren auf KI-Akzeptanz in der PEP untersuchen, um neben der technischen Entwicklung auch eine nutzerzentrierte Gestaltung fundiert zu begleiten.

HRM-Praxisbeispiele von KI-Systemen bei PEP

Im Folgenden stellen wir Praxisbeispiele vor, in denen KI verwendet wird, und betrachten, welche Auswirkungen diese auf Effizienz und KI-Akzeptanz hat. Howard et al. (2020) untersuchten eine KI-unterstützte PEP eines Krankenhauses, bei der ein KI-System eine automatisierte Zuweisung von Tag-/Nachtschichten unter Berücksichtigung angegebener Schichtprioritäten durchführt. In der Studie wurde gezeigt, dass KI Schichtpläne schneller und mit weniger Überschneidungen aufstellen kann und dass die Betroffenen im Durchschnitt zufriedener mit den Schichtplänen sind. Die Unternehmen Uber und Lyft nutzen KI, um Fahrer mit Passagieren flexibel auf Anfrage zu paaren und, je nach aktueller Nachfrage, Fahrer auch

in verschiedene Regionen zu senden (Lee et al., 2015). Diese Systeme sind effizient, stoßen jedoch oft auf Widerstand bei den Nutzern. Fahrer umgehen bspw. manche algorithmischen Entscheidungen, indem sie die App kurzfristig ausschalten oder andere Nutzertricks anwenden. Die Akzeptanz des Systems wurde in der Forschung infrage gestellt. In der Personalselektion wird KI verwendet, um potenziellen Kandidaten spezifische Jobangebote zu präsentieren und sie mit Anforderungsprofilen abzustimmen (Sharma, 2018). In einem Unternehmen konnte die KI die benötigte Arbeitszeit pro Kandidat um 40 Minuten (ca. 87 %) reduzieren. Dies ist wichtige Arbeitszeit, die Personaler mit anderen wertschöpfenden Aktivitäten verbringen können. Inwiefern dies vom Personal akzeptiert wird, wurde nicht diskutiert. In Hongkong wird KI im U-Bahn-Verkehr eingesetzt, um Ingenieure für Reparaturen einzuteilen (Hodson, 2014). Die KI bringt für das Unternehmen geschätzte jährliche Kosteneinsparungen von ca. \$800.000 mit sich. Doch auch hier ist bereits frühzeitig Widerstand oder Unklarheit bei den Ingenieuren entstanden, was allerdings nicht weiter erläutert wurde.

Es wird deutlich, dass KI bereits in der PEP angewendet wird. Sie bietet Unternehmen Effizienzvorteile, die mit Kosteneinsparungen und größeren Gewinnen einhergehen. Jedoch ist die KI-Akzeptanz nicht immer optimal. Es ist insbesondere nicht immer klar, ob die Nutzer bzw. die Betroffenen von der Anwendung einer KI profitieren oder Entscheidungen einer KI präferieren und gewillt sind, diese zu akzeptieren (Langer/Landers, 2021). In der Forschung werden unterschiedliche Einflussfaktoren auf die KI-Akzeptanz untersucht. Auf ausgewählte Faktoren gehen wir im Folgenden ein.

Forschung zur Akzeptanz von KI-Systemen

Die Bewertung des Vertrauens in KI-Systeme und der Akzeptanz von KI-Systemen haben einen besonderen Stellenwert in der Forschung (Burton et al., 2020; Glikson/Woolley, 2020; Jarrahi et al., 2021; Jussupow et al., 2020; Langer/Landers, 2021). Wenn KI-Nutzer und Betroffene von KI-Entscheidungen die KI nicht akzeptieren und somit nicht anwenden wollen, ist die Entwicklung der KI erfolglos und führt letztlich zu Kostensteigerungen statt -senkungen. Im Folgenden werden Einflussfaktoren auf die Akzeptanz von KI den Merkmalsbereichen Technik, Organisation, Mensch und Aufgabe zugeordnet, welche zentrale Ergebnisse der oben genannten Übersichtsstudien zusammenfassen.

Merkmale der Technik. Die Bedeutung technischer Merkmale auf Akzeptanz wird im Kontext unterschiedlicher Systeme (Automatisierung, Robotik, KI) empirisch untersucht. So ist bspw. die wahrgenommene Effektivität und Effizienz ein positiver Prädiktor für die Akzeptanz von KI-Systemen. Auch eine höhere Zuverlässigkeit (geringe Fehlerquote, gleichbleibende Entscheidungen bei Verwendung derselben Daten) hat einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz. Darüber hinaus ist

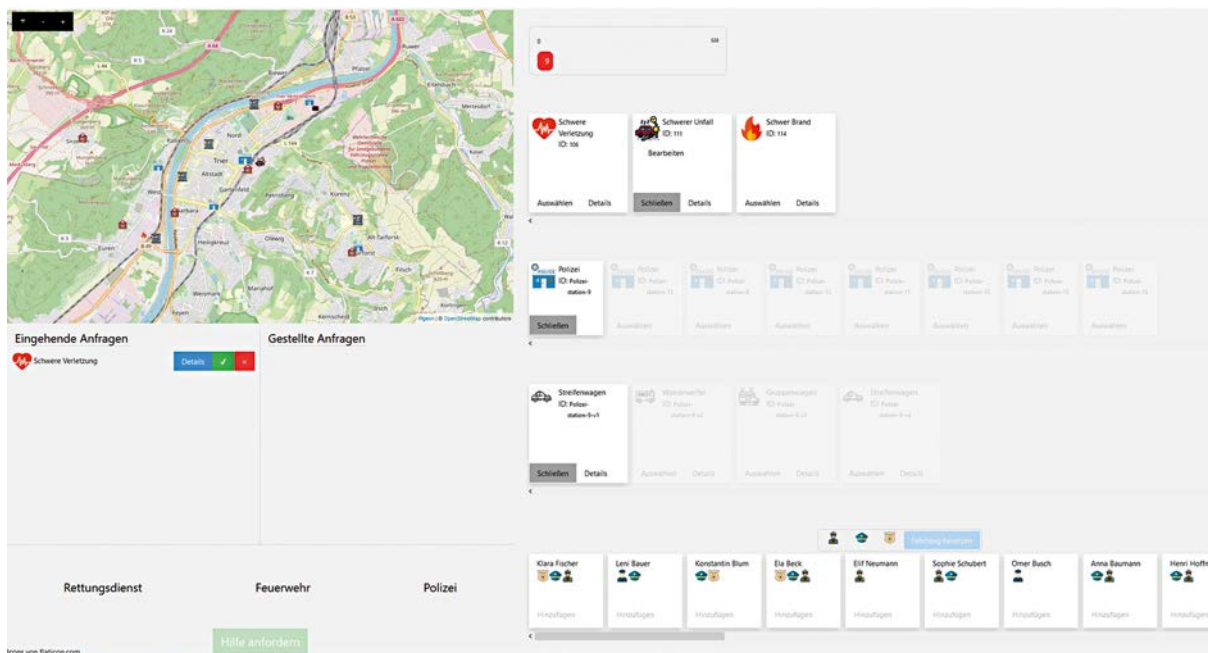
die Systemoberfläche ein wichtiger Faktor, der die Akzeptanz fördern oder beeinträchtigen kann. Systeme sollten intuitiv gestaltet werden, sodass sie dem Nutzer schnell und einfach ermöglichen, seine Aufgabe zu erledigen. Des Weiteren beeinflusst die Objektivität von KI-Systemen die Akzeptanz. Diese hängt davon ab, ob das System ausschließlich anhand quantifizierbarer und messbarer Fakten und Vorgaben arbeitet oder ob es subjektive Informationen und individuelle Merkmale (das heißt die Einzigartigkeit der Situation) berücksichtigt. In der Regel werden KI-Systeme bevorzugt, wenn sie die Einzigartigkeit der Situation berücksichtigen. Der Effekt auf die Akzeptanz variiert jedoch abhängig vom Kontext. Bspw. wird in der Personalselektion bei Einstellungsverfahren eher ein KI-System bevorzugt, das individuelle Merkmale berücksichtigt, wohingegen in der Zulassung zu Universitäten ein KI-System bevorzugt wird, welches rein faktenbasiert Entscheidungen trifft.

Merkmale der Organisation. Auf Organisationsebene werden in der Forschung weniger Fragen individueller Nutzungsakzeptanz untersucht. Der Fokus liegt eher auf organisationalen Voraussetzungen zur KI-Bereitschaft (AI-Readiness) von Unternehmen (vgl. Jöhnk et al., 2021). Darunter versteht man Faktoren, die Unternehmen zur effizienten und effektiven Einführung einer KI befähigen. Bewertungsaspekte betreffen bspw. die IT-Infrastruktur (vorhandene Daten), notwendige Ressourcen (Finanzen, Fähigkeiten/Wissen des Personals zur KI-Nutzung), das regulatorische Umfeld des Unternehmens sowie die Unternehmensstrategie und -kultur (Jarrahi et al., 2021). Zur Akzeptanz von KI wurde in der Forschung bisher nur die Unternehmensreputation des KI-Herstellers als wichtiges Merkmal hervorgehoben (Glikson/Woolley, 2020). Nutzer tendieren dazu, eine KI zu akzeptieren und zu verwenden, wenn sie von Unternehmen produziert oder vermarktet wird, die als positiv wahrgenommen werden.

Merkmale der KI-Anwender. Personenmerkmale beschreiben Einstellungen gegenüber Systemen (z. B. Vertrauen), Wissen und Fähigkeiten (z. B. spezifische Computerkenntnisse), individuelle Motive (Leistungs- vs. Entwicklungsziele) oder allgemeine stabile Persönlichkeitsmerkmale (z. B. Neurotizismus, Kontrollbedürfnis, allgemeine oder technikbezogene Ängstlichkeit, Offenheit für Neues). Bspw. wurde gezeigt, dass Technikängste eine niedrigere Technikakzeptanz bewirken und somit zu einer geringeren Technologienutzung führen. In der Literatur wird spekuliert, dass Persönlichkeitsmerkmale ggf. verschiedene Einflüsse moderieren. Jedoch fehlt hierzu noch Forschung in Bezug auf KI-Systeme, die die Auswirkung allgemeiner Persönlichkeitsmerkmale oder Motive auf die KI-Akzeptanz untersucht.

Viele Studien beschäftigen sich mit Vertrauen in Technologie und zeigen einen positiven Einfluss des Vertrauens auf die KI-Akzeptanz. Das Vertrauen in die KI dagegen wird durch vielerlei Faktoren beeinflusst – bspw. die Performanz (Effek-

Abb. 2: Anwendungsoberfläche einer Simulation einer Personaleinsatzplanung im Einsatzdienst (Feuerwehr)



Quelle: Eigene Darstellung (Screenshot der Simulation).

tivität, Effizienz) der Technologie, die Gebrauchstauglichkeit des Systems oder ob es sich um eine wahrgenommen eher objektive oder subjektive Entscheidung handelt.

Forschung hebt insbesondere die Bedeutung von Wissen über das KI-System für die Akzeptanz hervor. Die Systemtransparenz – also wie das System funktioniert, welche Informationen es verwendet, welche Möglichkeiten und Fähigkeiten es bietet – wirkt sich positiv auf die KI-Akzeptanz aus. Allgemein nimmt die Akzeptanz von KI-Systemen zu, wenn Nutzer mehr Wissen und Erfahrung mit dem KI-System haben.

Merkmale der Aufgabe. Eine Kernvariable bei der Akzeptanzbewertung von KI-Systemen ist die Art der Funktionsteilung, das heißt, welche Aufgaben die KI übernimmt und welchen Autonomiegrad das System hat (Jussupow et al., 2020; O’Neill et al., 2022). In der Forschung ist diese Differenzierung mit dem Konzept des Level of Autonomy (LoA=Autonomiegrad) verbunden. KI-Vorschlagssysteme sind dadurch gekennzeichnet, dass deren primäre Aufgabe in der datenbasierten Entscheidungsunterstützung liegt – die anschließende Entscheidungskontrolle verbleibt jedoch

beim Menschen (niedriger bis mittlerer LoA). Hohe Autonomiegrade eines Systems entziehen somit dem Menschen die Kontrolle über Entscheidungen und könnten mit geringerer Akzeptanz der Systeme einhergehen (Burton et al., 2020). Studien zeigen, dass Nutzer eher ein KI-System bevorzugen, das dem Nutzer Entscheidungsgewalt überlässt, als ein System, das Entscheidungen völlig autonom ausführt. Allerdings zeigt Forschung auch, dass die Akzeptanz von KI-Systemen mit höherem LoA auch vom Aufgabenkontext abhängt. Bspw. werden mathematische und analytische Aufgaben eher einer autonomen KI überlassen. Jedoch werden Aufgaben bevorzugt manuell durchgeführt, wenn Nutzer eigene Erfahrungen mit der Aufgabe haben oder sie wahrnehmen, dass die Aufgabe eher individuelle und subjektive Kriterien (bspw. Emotionen, persönliche Vorlieben) berücksichtigen muss. In der Personal-selektion tendieren Nutzer daher dazu, KI-Systeme zu bevorzugen, über die sie Entscheidungskontrolle ausüben können.

Zusammenfassend wird deutlich, dass es keinen optimalen Autonomiegrad einer KI gibt und unterschiedliche Kontextfaktoren den präferierten Grad der menschlichen vs. KI-basierten

Kontrolle beeinflussen. Deshalb sollten bei KI-Anwendungen in der PEP Kontextmerkmale identifiziert werden, die eine hohe bzw. niedrige Autonomie des KI-Systems bedingen. In der KI-Forschung fehlen bisher Studien zur kontextabhängigen Präferenz eines LoA, obwohl in Übersichtsarbeiten die Bedeutung anpassbarer LoA diskutiert wird (Gliksion/Woolley, 2020). Für den Anwendungsbereich PEP untersuchten wir daher in einer explorativen Studie, ob sich die Präferenz hoher vs. niedriger KI-Unterstützung unterschiedlich verhält, wenn der Anwendungskontext variiert.

Explorative Befragung zur kontextabhängigen Akzeptanz von KI-Systemen in der Personaleinsatzplanung

Unsere explorative Studie geht der Frage nach, ob die Akzeptanz von KI-Systemen im Kontext von PEP von persönlichen und situativen Bedingungen abhängt. Es wurden neben der allgemeinen Einstellung zu KI-Systemen in der PEP drei Szenarien entwickelt, in denen jeweils der Kontext variierte.

In Szenario 1 variierte die Arbeitsbelastung der KI-Nutzer. So sollten KI-Systeme, welche im Kontext hoher Arbeitsbelastungen eine aufgabenbezogene Entlastung schaffen, eine höhere KI-Akzeptanz erhalten. Bei niedriger Arbeitsbelastung ist dagegen anzunehmen, dass PEP-Nutzer Entscheidungsprozesse nicht an die KI delegieren und selbst noch aktiv im Prozess mitwirken wollen.

In Szenario 2 variierte das Konfliktpotenzial der von der PEP betroffenen Einsatzgruppe. Die Forschung hat aufgezeigt, dass die Akzeptanz von KI generell geringer ist, wenn Nutzer vermuten, dass individuelle Gegebenheiten oder Bedürfnisse der Betroffenen durch die KI nicht berücksichtigt werden können. Wenn Entscheider bspw. in der PEP potenzielle Konflikte zwischen Teammitgliedern antizipieren (Person A arbeitet ungern mit Person B) und diese bei der manuellen Einsatzplanung berücksichtigen können, so könnten Entscheider in diesen Situationen autonome KI-Systeme eher ablehnen, wenn diese individuelle Besonderheiten nicht berücksichtigen.

In Szenario 3 wurden persönliche Ziele/Motive variiert. So könnte ein persönliches Motiv von Entscheidern sein, während der Aufgabenbearbeitung der PEP vorhandenes Wissen anzuwenden und Neues zu erwerben. Es lässt sich vermuten, dass hier KI-Systeme mit nachvollziehbaren Vorschlägen oder gänzlich manuelle Bearbeitung bevorzugt werden. Wenn Nutzer allerdings Effizienz und Leistung als zentrales Motiv aktiviert haben, kann angenommen werden, dass KI-Systeme mit hoher Eigenständigkeit bevorzugt werden.

Die explorative Studie untersuchte somit, ob sich in der PEP die Kontextbedingungen (1) Arbeitsbelastung, (2) Konfliktpotenziale und (3) persönliche Ziele/Motive auf die Wahl des Autonomiegrads der KI auswirken.

Anwendungsszenario der KI. Teilnehmer übernahmen in einer Simulation die Rolle von Rettungsdienst-Einsatzleitungen (z. B. Feuerwehr) und mussten entsprechend einge-

hender Notfälle Einsatzteams entlang notwendiger und aktuell vorhandener Qualifikationen zusammenstellen. Die Anwendungsoberfläche der Simulation ist in Abbildung 2 dargestellt. Oben links auf der Karte konnten Notrufe, Stationen und Einsatzteams im Dienst lokalisiert werden. In der Mitte links wurden unbearbeitete und bearbeitete Anfragen angezeigt. Auf der rechten Bildschirmseite wurden verfügbare Stationen, Fahrzeuge und Personal angezeigt, welche vom Teilnehmer entsprechend der Anfrage selektiert und entsendet werden mussten.

Methode. 104 Teilnehmer wurden nach ihrer Teilnahme an der Simulationsstudie ohne KI-Unterstützung befragt, ob und welche KI-Unterstützung sie bei der Zusammensetzung von Einsatzteams in verschiedenen Szenarien bevorzugen würden. In der vorliegenden Studie sollten sich die Teilnehmer an diese vorherige Simulation (ohne KI/manuelle Bearbeitung) erinnern. Darin wurden neben der manuellen Bearbeitungsoption zwei KI-Unterstützungsoptionen ausführlich vorgestellt. In der ersten Option unterstützte das System mit Besetzungsvorschlägen für die Einsatzteams und bot den Nutzern die Möglichkeit zur Anpassung (KI-Vorschläge mit manueller Kontrolle und Entscheidung). Die zweite Option umfasste ein System, bei dem die KI die Besetzung vollständig autonom durchführte und dem Nutzer keine Korrekturen erlaubte (autonome KI/keine manuelle Kontrolle). Die Wahl der KI-Präferenzen (keine KI/KI-Vorschläge/autonome KI) wurde in den drei Szenarien zu jeder Kontextbedingung abgefragt (z.B. KI-Präferenz bei hoher vs. niedriger Arbeitsbelastung). Aufgrund des explorativen Charakters werden die KI-Präferenzen für jede KI-Option deskriptiv dargestellt. Wir testeten zu allen Szenarien mittels Kolmogorov-Smirnov-Test, ob sich die Verteilungen zur LoA-Präferenz statistisch unterschieden.

Ergebnisse

Allgemeine Akzeptanz von KI-Systemen in der PEP. Es wurde geprüft, ob KI-Systeme in der Personaleinsatzplanung (PEP) allgemein akzeptiert würden und welchen Autonomiegrad (LoA) die Teilnehmer bevorzugten. Niemand wählte hierbei die Option einer vollständig manuellen Entscheidung. Mehrheitlich wurde das Unterstützungssystem (80 %) dem autonomen System vorgezogen (20 %). Dies zeigt zunächst eine allgemeine Präferenz für KI-Systeme bei PEP und bestätigt vorherige Studien darin, dass Nutzer ein hohes Bedürfnis nach Entscheidungskontrolle haben.

Szenario 1: Arbeitsbelastung. Es wurde geprüft, ob die Arbeitsbelastung die Präferenz des Autonomiegrads der KI beeinflussen kann. Dazu wurden den Teilnehmern im Szenario zwei Situationen – eine mit hoher und eine mit niedriger Arbeitsbelastung – beschrieben, zu denen sie dann die jeweilige Präferenz angeben konnten. In Situationen mit niedriger Belastung wählten die Teilnehmer eher manuelle Systeme oder KI-Unterstützung und in

Situationen mit hoher Arbeitsbelastung wählten die Teilnehmer unterstützende und autonomere KI-Unterstützung. Die beiden Verteilungen sind signifikant unterschiedlich ($p < 0.001$). Dies deutet an, dass der Kontext hoher versus niedriger Arbeitsbelastung die KI-Akzeptanz beeinflusst.

Szenario 2: Konfliktpotenziale. Es wurde geprüft, ob Präferenzen des Autonomiegrads in einer Situation mit hohem bzw. ohne Konfliktpotenzial im Einsatzteam unterschiedlich sind. Bei der Zusammensetzung von Teams präferierten Teilnehmer KI-Vorschläge mit manueller Kontrolle und Entscheidung gegenüber autonomer KI, wenn Konfliktpotenziale zwischen

Mitarbeitern bestanden. Die Verteilung war signifikant unterschiedlich ($p < 0.001$) zur Situation ohne Konfliktpotenziale. Dies deutet an, dass der Kontext hoher vs. keiner Konfliktpotenziale bei Betroffenen einen Einfluss auf KI-Akzeptanz hat.

Szenario 3: Persönliche Motive. Es wurde geprüft, ob der präferierte KI-Autonomiegrad variiert, wenn in einer Situation die eigene Entwicklung vs. effiziente Leistung als persönliches Motiv im Vordergrund steht. Persönliche Entwicklungsziele führten zur Präferenz eigenständiger Arbeit und Kontrolle, wohingegen Effizienzziele zur Präferenz autonomer KI-Systeme führten. Die Verteilungen zu persönlichen Entwicklungs-

Abb. 3: Ergebnisse zu situativen/kontextabhängigen Präferenzen zum Autonomiegrad einer KI in der Personaleinsatzplanung

	Ohne KI/ manuelle Entscheidung	KI-Vorschläge/ manuelle Entscheidung	Autonome KI/ ohne manuelle Entscheidung
Allgemeine Präferenz für Einsetzung von KI-Systemen			
Wenn Sie ganz spontan beurteilen müssten, welche der Automatisierungsstufen würden Sie allgemein bei der Teamzusammensetzung präferieren?			
	0.0 %	80.8 %	19.2 %
Szenario 1. Arbeitsbelastung			
Sie erleben eine Situation ohne große Arbeitsbelastung/mit einer sehr hohen Arbeitsbelastung.			
Situation mit niedriger Belastung	32.7 %	57.7 %	9.6 %
Situation mit hoher Belastung	0.0 %	43.3 %	56.7 %
Szenario 2. Konfliktpotenzial bei der Zusammensetzung im Einsatzteam			
Sie erleben eine Situation, in der eine unpassende Besetzung der Einsatzfahrzeuge keine negativen/negative Konsequenzen für die Zusammenarbeit der Einsatzkräfte hat.			
Keine negativen Konsequenzen	11.5 %	55.8 %	32.7 %
Negative Konsequenzen	22.3 %	73.1 %	4.8 %
Szenario 3. Persönliches Motiv: Entwicklung vs. Leistung			
Sie möchten bei Ihrer Arbeit höchste Effizienz zeigen/Ihre Kenntnisse aufrechterhalten und weiterentwickeln.			
Motiv: höchste Effizienz	1.9 %	42.3 %	55.8 %
Motiv: Kenntnisse erhalten & entwickeln	26.9 %	70.2 %	2.9 %

Quelle: Eigene Darstellung.

zielen und Effizienzzielen sind signifikant unterschiedlich ($p < 0.001$). Aus diesem Szenario geht hervor, dass Nutzer tatsächlich ihre KI-Akzeptanz an persönlichen Motiven und Zielen orientieren.

Abbildung 3 stellt die Ergebnisse zu den Verteilungen der Präferenzen von Autonomiegraden in Abhängigkeit des Kontextes dar.

Implikationen für das HRM

Im Beitrag wurden zunächst KI-Anwendungsbeispiele aus dem HRM vorgestellt, in denen die KI bspw. Schichtplanung im Krankenhaus oder Fahrerzuweisungen bei Personenbeförderungen unterstützt. Anschließend wurden Einflussfaktoren auf die Akzeptanz von KI-Systemen aus Forschungsarbeiten dargestellt. Die Literatur verdeutlicht, dass Nutzer KI-Systeme nicht immer akzeptieren oder diese aufgrund ihrer Inflexibilität und mangelnder Berücksichtigung individueller Merkmale ablehnen. Insbesondere beeinflussen Aufgaben- und Personenmerkmale die Präferenz für den Autonomiegrad des Systems und somit die Akzeptanz von KI-Systemen. Aus der hier erstmals vorgestellten Studie wurde deutlich, dass der Grad der optimalen KI-Unterstützung nicht statisch ist, sondern kontextbezogen variieren könnte. Hierzu wurden Daten vorgestellt, die erste Hinweise auf eine Kontextabhängigkeit der KI-Autonomie-Präferenzen geben. Bei niedriger Arbeitsbelastung wurde bspw. eher eine manuelle Bearbeitung gewünscht. Konfliktpotenziale bei Einsatzteams haben ebenfalls eher zum Wunsch nach manueller Bearbeitung geführt. Darüber hinaus konnten wir aufzeigen, dass auch persönliche Motive eine Rolle spielen: Wenn Nutzer bspw. persönliche Lernziele verfolgen, wünschten sie sich eher manuelle Bearbeitung, bei persönlichen Effizienzzielen wurde zunehmend eine unterstützende oder vollständig autonome KI bevorzugt.

Mehrere Studien weisen darauf hin, dass Menschen KI-Unterstützung bei analytischen Entscheidungen (bei Finanzen und mathematischen Bewertungen) tendenziell eher wünschen als in wahrgenommen subjektiven Entscheidungen (Partnervorschläge durch Dating-Systeme, medizinische Diagnosen und Behandlungen). Unterschiedliche Präferenzen der Autonomiegrade in Abhängigkeit des Kontextes können ggf. erklären, wieso Studien jedoch auch unterschiedliche Ergebnisse zur KI-Akzeptanz in ähnlichen Entscheidungsprozessen liefern. Dass Betroffene bspw. KI in der Zulassungsauswahl an Universitäten bevorzugen, aber diese in der freien Wirtschaft bei der Personalauswahl eher ablehnen, weist auf eine Granularität in der Kontextabhängigkeit einer KI in der Personalauswahl hin.

Forschungsbefunde legen nahe, dass es keine idealen Autonomiegrade des KI-Systems gibt, sondern diese kontextabhängig wählbar und anpassbar sein sollten, um Nutzerpräferenzen gerecht zu werden. Es könnten sich Systeme bspw. an indivi-

duelle Nutzer anhand deren Fähigkeiten oder anderer Charakteristika anpassen (O'Neill et al., 2022, S. 921; Shrestha et al., 2019). Konkret könnten persönliche Nutzererpräferenzen zu unterschiedlichen Autonomiegraden insofern reflektiert werden, dass Nutzer definieren, unter welchen Umständen die KI mehr oder weniger autonom Aufgaben und Entscheidungen übernimmt. Bspw. könnte eine KI bei zunehmender Arbeitsbelastung anhand vorab definierter Kriterien mehr Verantwortlichkeiten erhalten. So könnte die KI infolge der vorab definierten Belastungsgrenze z. B. automatische E-Mail-Antworten versenden, Telefonanrufe annehmen oder die Steuerung von Maschinen übernehmen. Um Entscheidungen noch besser im Sinne einer künstlichen Intelligenz zu unterstützen, könnte die KI auch regelmäßiges Feedback der Nutzer abfragen, sodass sie daraus lernt und dementsprechend ihre Unterstützung anpasst.

Aus diesem Artikel sind für die Einführung und Gestaltung von KI-Unterstützung in der PEP drei Schlussfolgerungen ableitbar:

- (1) Die erfolgreiche Einführung von KI-Systemen erfordert eine ganzheitliche Betrachtung der Einflussfaktoren auf KI-Akzeptanz in Bezug auf Technik-, Organisations-, Personen- und Aufgabenmerkmale.
- (2) Gemäß der Tradition soziotechnischer Systemgestaltung sollte das KI-System nicht ohne Berücksichtigung sozialer Bedürfnisse oder situativer Kontexte gestaltet sein, um eine effiziente und menschengerechte Arbeitsumgebung sicherzustellen.
- (3) Zukünftige Forschung sollte sich mit einer flexiblen Wahl von KI-Unterstützung auseinandersetzen, um Potenziale der Systeme zu nutzen und deren Anwendungsgrenzen durch menschliche Kontrolle zu respektieren.

LITERATURVERZEICHNIS

- Burton, J. W./Stein, M./Jensen, T. B. (2020):** A systematic review of algorithm aversion in augmented decision making. *Journal of Behavioral Decision Making*, 33(2), 220–239. <https://doi.org/10.1002/bdm.2155>
- Glikson, E./Woolley, A. W. (2020):** Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0057>
- Hodson, H. (2014):** The AI boss that deploys Hong Kong's subway engineers. *New Scientist*. <https://www.newscientist.com/article/mg22329764-000-the-ai-boss-that-deploys-hong-kongs-subway-engineers/>
- Howard, F. M./Gao, C. A./Sankey, C. (2020):** Implementation of an automated scheduling tool improves schedule quality and resident satisfaction. *PLOS ONE*, 15(8), e0236952. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0236952>
- Jarrah, M. H./Newlands, G./Lee, M. K./Wolf, C. T./Kinder, E./Sutherland, W. (2021):** Algorithmic management in a work context. *Big Data & Society*, 8(2), 1–15. <https://doi.org/10.1177/20539517211020332>
- Jöhnk, J./Weißert, M./Wyrski, K. (2021):** Ready or Not, AI Comes—An Interview Study of Organizational AI Readiness Factors. *Business & Information Systems Engineering*, 63(1), 5–20. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00676-7>
- Jussupow, E./Benbasat, I./Heinzl, A. (2020):** Why are we averse to algorithms? A comprehensive literature review on algorithm aversion. *ECIS 2020 Proceedings*, 1–16. <https://www.researchgate.net/publication/344401293>
- Langer, M./Landers, R. N. (2021):** The future of artificial intelligence at work: A review on effects of decision automation and augmentation on workers targeted by algorithms and third-party observers. *Computers in Human Behavior*, 123, 106878. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106878>
- Lee, M. K./Kusbit, D./Metsky, E./Dabbish, L. (2015):** Working with Machines: The Impact of Algorithmic and Data-Driven Management on Human Workers. *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1603–1612. <https://doi.org/10.1145/2702123.2702548>
- Marler, J. H./Boudreau, J. W. (2017):** An evidence-based review of HR Analytics. *The International Journal of Human Resource Management*, 28(1), 3–26. <https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1244699>
- Mathew, D./Bergmann, R./Weyers, B./Ellwart, T./Bohrmann, D./Hölzchen, E. (2022):** FlexiTeam: Flexible Team and Work Organization using Process-Oriented Case-Based Reasoning. *ICCBR POCBR'22: Workshop on Process-Oriented Case-based Reasoning at ICCBR-2022*, September, 2022, Nancy, France.
- O'Neill, T./McNeese, N./Barron, A./Schelble, B. (2022):** Human–Autonomy Teaming: A Review and Analysis of the Empirical Literature. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 64(5), 904–938. <https://doi.org/10.1177/0018720820960865>
- Sharma, A. (2018, August 16):** Article: How AI reinvented hiring practice at L'Oréal—People Matters. https://www.peoplematters.in/article/technology/how-the-worlds-largest-cosmetic-company-transformed-its-hiring-practice-with-ai-19006?media_type=article&subcat=techhr-2018&title=how-the-worldslargest-cosmetic-company-transformed-its-hiring-practicewith-ai&id=19006
- Shrestha, Y. R./Ben-Menahem, S. M./von Krogh, G. (2019):** Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61(4), 66–83. <https://doi.org/10.1177/0008125619862257>
- Weyers, B./Bergmann, R./Timm, I./Ellwart, T. (2021-2023):** FlexiTeams – Methoden der Künstlichen Intelligenz zur Unterstützung der flexiblen Reorganisation von Arbeitsteams, Universität Trier, gefördert durch das Land Rheinland-Pfalz im Rahmen des Sonderprogramm Stärkung der Digitalisierung an den Hochschulen.



PROF. DR. THOMAS ELLWART

Professur an der Fakultät für Wirtschaftspsychologie
Universität Trier
E-Mail: ellwart@uni-trier.de
www.uni-trier.de



THOMAS SCHILLING, PHD

Wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Fakultät für Wirtschaftspsychologie
Universität Trier
E-Mail: thomas.schilling@uni-trier.de
www.uni-trier.de

DANKSAGUNG: Wir danken Simone Kauffeld für die Einladung und kritisches Feedback zu unserem Artikel und bedanken uns bei Rosemarie Kirmse und Julia Lellmann für die Unterstützung bei der Literaturrecherche sowie für Kommentare. Ebenfalls bedanken wir uns bei Benedikt Graf, Rebecca Müller, Mona Rynek und Henrike Peiffer für hilfreiche Kommentare. Darüber hinaus danken wir dem Land Rheinland-Pfalz für die Förderung des Projekts im Rahmen des Sonderprogramms zur Stärkung der Digitalisierung an den Hochschulen.

SUMMARY

Research question: Do factors at the person, task, technical, and organizational level influence the acceptance of AI-based systems in personnel planning?

Methodology: In addition to current research, we describe a study in which the desired degree of AI support (no AI, AI suggestions, AI autonomy) was asked depending on personal and situational factors.

Practical implications: Functional AI systems for personnel planning should offer varying levels of support that can be adapted to the situation as well as to individuals.

Wie gestaltet man menschengerechte algorithmenunterstützte Arbeit?

Von **Jun. Prof. Dr. Markus Langer** (Philipps-Universität Marburg)

Algorithmbasierte Entscheidungsunterstützungssysteme verändern den Alltag. Neben Systemen, die beeinflussen, welche Musik oder welche Nachrichten wir konsumieren, betrifft das zunehmend auch den beruflichen Alltag, in dem algorithmbasierte Systeme eine Bandbreite von Entscheidungen unterstützen. Im Personalwesen allein reichen die Aufgaben, für die solche Systeme eingesetzt werden, von der Schichtplanung über die Auswahl von Bewerberinnen und Bewerbern bis hin zur Bewertung von Arbeitsleistung (Parent-Rochelleau/Parker, 2022).

Großen Wert legen Forschung und Praxis hierbei auf die Prüfung der Güte entsprechender Technologien. So wird bspw. untersucht, inwiefern algorithmbasierte Personalauswahlssysteme erfolgreich zwischen geeigneten und weniger geeigneten Bewerberinnen und Bewerbern unterscheiden (Hickman et al., 2021) oder inwiefern algorithmbasierte Trainingssysteme in der Personalentwicklung hilfreich sind (Luo et al., 2021). Auch die Überprüfung möglicher Fairnessprobleme beim Einsatz algorithmbasierter Systeme findet viel Beachtung (Landers/Behrend, 2022). Bspw. wird untersucht, ob geschützte Eigenschaften wie Geschlecht und Herkunft algorithmbasierte Bewertungen von Bewerberinnen und Bewerbern beeinflussen und wie solche Einflüsse kontrolliert werden können (Booth et al., 2021).

So wichtig der Fokus auf die Optimierung der Technologie ist, so wichtig ist es auch zu realisieren, dass die Implementierung algorithmbasierter Systeme Arbeitsplätze grundlegend verändern kann – mit möglichen Folgen für diejenigen, die mit entsprechenden Systemen zusammenarbeiten sollen. Algorithmbasierte Systeme führen zur Umgestaltung der Charakteristika von Arbeitsplätzen mit möglichen Folgen nicht nur für die Arbeitsleistung, sondern auch für das Wohlbefinden der Arbeitenden. Doch bis heute ist die Perspektive der Gestaltung guter, menschengerechter algorithmenunterstützter Arbeit – eine Perspektive, die das Wohlbefinden der Arbeitenden als wichtigen Faktor einbezieht – unterrepräsentiert. So akkurat algorithmbasierte Systeme funktionieren mögen, die Vernachlässigung dieser Perspektive kann dazu führen, dass das Gesamtsystem aus Mensch und Maschine zu schlechteren Arbeitsergebnissen kommt als der Mensch

allein, dass Systeme zu Herausforderungen für das Wohlbefinden von Arbeitenden beitragen oder dass Systeme erst gar nicht benutzt werden.

Erst in den letzten Jahren zeigte sich ein gesteigertes Interesse, bei der Entwicklung und Einführung algorithmbasierter Systeme eine Perspektive der guten und menschengerechten Arbeit einzunehmen (Parker/Grote, 2022). Diese ist maßgeblich von der arbeitspsychologischen Forschungstradition der Arbeitsgestaltung geprägt. In diesem Artikel führe ich zunächst in die Arbeitsgestaltungsforschung ein. Dann beschreibe ich, wie algorithmbasierte Entscheidungsunterstützung Charakteristika von Arbeitsplätzen verändert und damit Auswirkungen auf wichtige arbeitsbezogene Variablen (z. B. Arbeitszufriedenheit) haben kann. Danach präsentiere ich die Ergebnisse einer Studie, in der wir die Konsequenzen verschiedener Arten der Implementierung algorithmbasierter Systeme in Entscheidungsabläufe hinsichtlich arbeitsbezogener Variablen untersuchten, und diskutiere die Implikationen dieser Studie für die Personalarbeit.

Arbeitsgestaltung und Arbeitscharakteristika

Arbeitsgestaltungsforschung hat eine lange Tradition in der Arbeitspsychologie. Eines der einflussreichsten Modelle, das „Job Characteristics Model“ von Hackman und Oldham (1976), beschreibt, dass Arbeitsplätze sich in einigen grundlegenden Charakteristika unterscheiden (z. B. wie sehr ein Arbeitsplatz Autonomie bietet), Arbeitscharakteristika psychologische Effekte haben (z. B. auf die wahrgenommene Bedeutsamkeit der Arbeit) und dass diese psychologischen Effekte wiederum arbeitsbezogene Konsequenzen haben, bspw. hinsichtlich Arbeitsmotivation, -performanz und -zufriedenheit. Das Modell von Hackman und Oldham (1976) wurde vielfach empirisch überprüft und in seiner Grundannahme, dass Arbeitscharakteristika psychologische Effekte haben und sich auf zentrale Variablen der Arbeit auswirken, gestützt (Humphrey et al., 2007).

Über die Jahrzehnte wurden die angenommenen zentralen Arbeitscharakteristika präzisiert und durch weitere (z. B. soziale Charakteristika der Arbeit, wie bspw. soziale Unterstützung) ergänzt. Als ein zentrales Modell, das die Weiter-

ABSTRACT

Forschungsfrage: Algorithmusbasierte Systeme verändern Arbeitsplätze. Wie diese Systeme implementiert werden können, um menschengerechte Arbeit zu fördern, fand bisher wenig Beachtung.

Methodik: In einer Laborstudie führten 122 Probanden Personalauswahlaufgaben entweder ohne Unterstützung oder mit einer von zwei Arten algorithmusbasierter Unterstützung aus.

Praktische Implikationen: Algorithmusbasierte Systeme verändern die Wahrnehmung von Arbeitsaufgaben und von eigenen Fähigkeiten bei der Erledigung von Aufgaben. Eine Arbeitsgestaltungsperspektive hilft, algorithmenunterstützte Arbeit menschengerecht zu gestalten.

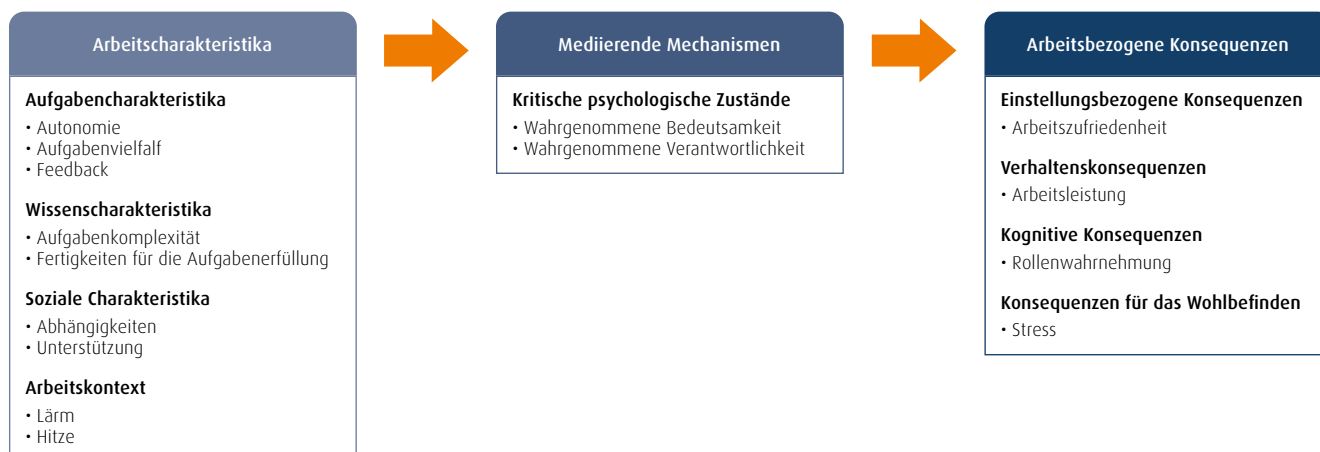
entwicklungen über die Jahre aufgreift, kann das integrierte Arbeitsgestaltungsrahmenmodell von Morgeson und Kollegen (2012) angesehen werden. In diesem Modell unterscheiden die Autoren folgende Arbeitscharakteristika: Aufgabencharakteristika, Wissenscharakteristika, soziale Charakteristika und den Arbeitskontext.

Unter Aufgabencharakteristika fallen bspw. die Autonomie, die Arbeitende bei der Arbeit haben (z. B. wann, wie und wo sie arbeiten), die Aufgabenvielfalt, die ein Arbeitsplatz bietet, und das Feedback, das eine Aufgabe gibt (z. B. sieht man direkt, ob man gute Arbeit geleistet hat, oder lässt diese Erkenntnis auf sich warten). Unter Wissenscharakteristika fällt bspw. die Komplexität ausgeführter Aufgaben und die Frage, wie vielfältig die benötigten Fertigkeiten für die Erfüllung von Aufgaben sind. Unter soziale Charakteristika fallen z. B. Abhängigkeiten von Kollegen und Vorgesetzten und die Unterstützung, die von

Kollegen und Vorgesetzten für die Erledigung von Aufgaben angedacht ist. Unter Arbeitskontext fallen Themen wie die physischen Anforderungen der Arbeit und Arbeitsumgebungsbedingungen (z. B. Lärm).

Wie auch im Modell von Hackman und Oldham wird im Modell von Morgeson und Kollegen angenommen, dass diese Arbeitscharakteristika sich auf mediiierende Mechanismen auswirken (bspw. auf kritische psychologische Zustände, wie die wahrgenommene Bedeutsamkeit der Arbeit oder die wahrgenommene Verantwortung), die dann wiederum zentrale arbeitsbezogene Konsequenzen haben sollen (vgl. Abb. 1). Laut Morgeson und Kollegen sind diese Konsequenzen unterteilbar nach einstellungsbezogenen Konsequenzen (z. B. hinsichtlich Arbeitszufriedenheit), Verhaltenskonsequenzen (z. B. hinsichtlich Arbeitsleistung), kognitiven Konsequenzen (z. B. hinsichtlich der Rollenwahrnehmungen) und Konsequenzen

Abb. 1: Auszug aus dem integrierten Arbeitsgestaltungsrahmenmodell von Morgeson und Kollegen



Quelle: In Anlehnung an Morgeson et al. (2012)

für das Wohlbefinden (z. B. hinsichtlich Stress). Verschiedene Metaanalysen stützen die Annahme, dass Unterschiede in den Arbeitscharakteristika weitreichende Konsequenzen haben. Bspw. zeigten Humphrey und Kollegen (2007), dass Arbeitsautonomie leicht negativ mit Fehlzeiten, leicht positiv mit Arbeitsleistung, mittelgradig positiv mit Arbeitsmotivation und stark positiv mit Arbeitszufriedenheit zusammenhängt.

Der Nutzen von Modellen wie dem von Morgeson und Kollegen (2012) liegt besonders darin, dass sie Arbeitscharakteristika auflisten, die Unternehmen bei der Gestaltung von Arbeitsplätzen berücksichtigen können, um diese menschengerecht zu gestalten. Gleichzeitig erlauben die Modelle Annahmen darüber, welche Arbeitscharakteristika Menschen potenziell selbst anpassen, um Arbeitsplätze angenehmer für sich zu gestalten. Diese von Mitarbeitenden initiierte Anpassung von Arbeitsaufgaben, des Arbeitsplatzes und eine veränderte Einstellung gegenüber der Arbeit wird auch als Job Crafting bezeichnet (Rudolph et al., 2017). Die erwähnten Modelle erlauben bspw. anzunehmen, dass Mitarbeitende auf veränderte Arbeitscharakteristika (bspw. verringerte Entscheidungsautonomie) mit Anpassungen reagieren können, die diesen Veränderungen entgegenwirken (ein Beispiel für eine solche Anpassung im Bereich der algorithmusbasierten Entscheidungsunterstützung findet sich im Abschnitt Diskussion und Schlussfolgerungen).

Algorithmusbasierte Entscheidungsunterstützung verändert Arbeitscharakteristika

Unabhängig von den technischen Grundlagen algorithmusbasierter Entscheidungsunterstützungssysteme (z. B. ob Algorithmen händisch programmiert sind oder auf Verfahren des maschinellen Lernens basieren) haben sie zum Ziel, Teile von Entscheidungsprozessen zu automatisieren (Parasuraman et al., 2000). Das betrifft bspw. die Aufbereitung komplexer Datensätze, um sie greifbar für Menschen zu machen, genauso wie die Empfehlung von Entscheidungsalternativen bis hin zur automatisierten Ausführung von Entscheidungen (Parasuraman et al., 2000).

Konkrete Anwendungsbeispiele für die Nutzung algorithmusbasierter Unterstützung finden sich in der Personalauswahl (Langer et al., 2021). So könnten z. B. entsprechende Systeme aus Lebensläufen von Bewerberinnen und Bewerbern die wichtigsten Informationen extrahieren und zusammengefasst präsentieren. Genauso könnten entsprechende Systeme basierend auf den Lebensläufen eine Bewertung der Passung des jeweiligen Bewerbers produzieren. Ebenfalls denkbar ist, dass Systeme automatisiert Absagen an ungeeignete Kandidaten versenden. Je nachdem, wie ein solches System und wie die Zusammenarbeit zwischen Mensch und System gestaltet sind, kann das die Arbeit von Entscheiderinnen und Entscheidern sehr unterschiedlich beeinflussen.

In Überlegungen dazu, wie Systeme und wie die Zusammenarbeit zwischen Mensch und System gestaltet werden sollten, bieten Arbeitsgestaltungsmodelle wie das von Morgeson und Kollegen (2012) Anhaltspunkte dafür, welche Arbeitscharakteristika die Implementierung algorithmusbasierter Systeme beeinflussen könnten, was wiederum wichtige arbeitsbezogene Konsequenzen nach sich ziehen kann (für einen Überblick, welche Effekte algorithmusbasierte Systeme auf Arbeitscharakteristika von Managementaufgaben bspw. haben können, vgl. Parent-Rocheleau/Parker, 2022).

In der Kategorie der Aufgabencharakteristika könnten algorithmusbasierte Systeme z. B. die Arbeitsautonomie beeinflussen. In der Personalarbeit könnte die Arbeitsautonomie eingeschränkt werden, wenn algorithmusbasierte Systeme klare Entscheidungsempfehlungen anbieten (z. B. welche Bewerberinnen oder Bewerber eingestellt werden sollen) und Entscheiderinnen und Entscheider weniger Spielraum dafür haben, wie sie ihre Arbeit ausführen. Auch die Aufgabenvielfalt kann sich durch algorithmusbasierte Systeme verändern. Sie kann sich verringern, wenn Teile von Aufgaben automatisiert werden, kann sich aber auch erhöhen, wenn durch das System neue Aufgaben entstehen (bspw. Überwachungstätigkeiten hinsichtlich der Funktionalität des Systems).

Auch Wissenscharakteristika können durch algorithmusbasierte Systeme beeinflusst sein. Im Einklang mit möglichen Veränderungen in der Aufgabenvielfalt könnten Systeme die Komplexität von Arbeitstätigkeiten und erforderliche Fertigkeiten bei der Erfüllung von Arbeitstätigkeiten verändern. Mit der Implementierung algorithmusbasierter Systeme gehen oft Überwachungstätigkeiten einher (z. B. ob automatisch erstellte Schichtpläne in Ordnung sind oder die Bewertungen von Bewerberinnen und Bewerbern angemessen erscheinen), die möglicherweise andere Fertigkeiten erfordern (z. B. anhaltende Wachsamkeit), als wenn verantwortliche Personen selbst die entsprechenden Aufgaben ausführten.

Soziale Charakteristika der Arbeit können sich durch die Implementierung algorithmusbasierter Systeme ebenfalls wandeln. So wäre denkbar, dass entsprechende Systeme Arbeitstätigkeiten zuweisen oder den Arbeitsfortschritt innerhalb von Projekten überwachen. Systeme in solchen Rollen könnten die Abhängigkeit von menschlichen Vorgesetzten verringern.

Ein großer Teil der Forschung hinsichtlich der Veränderung von Arbeitscharakteristika durch die Implementierung algorithmusbasierter Systeme ist theoretischer Natur (Parker/Grote, 2022; Wang et al., 2020) oder stammt aus der Arbeitsumgebung der Gig Economy. In diesem Umfeld werden typischerweise kleine Aufträge an freie Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter vergeben, wie bspw. im Arbeitsalltag von Uber- oder Lieferando-Mitarbeitenden. Hierbei übernehmen algorithmusbasierte Systeme (innerhalb von Apps, die die Mitarbeitenden nutzen) Aufgaben, die in klassischen Arbeitsum-

Abb. 2: Ergebnisse der Varianzanalyse für die vorliegende Studie

Variablen	Effekt der Experimentalbedingung? (Haupteffekt)			Unterschiedliche Entwicklung über die Zeit? (Interaktionseffekt)		
	F(1,119)	η^2p	Interpretation	F(1,119)	η^2p	Interpretation
Dauer für die Entscheidung	0.64	.01		0.81	.01	
Spaß	2.08	.03		0.93	.02	
Zufriedenheit	3.15*	.05	Höher für die Zweitmeinung	1.51	.03	
Spezifische Selbstwirksamkeit	1.46	.02		3.79*	.06	Stärkerer Anstieg für die Zweitmeinung
Allgemeine Selbstwirksamkeit	1.50	.03		4.07*	.06	Stärkerer Anstieg für die Zweitmeinung

Anmerkungen:F = F-Kennwert der Varianzanalyse, η^2p = Effektgröße partielles Eta-Quadrat,* = dieses Ergebnis ist bei einem $p < .05$ signifikant. Anzahl an Versuchspersonen = 122.

Quelle: In Anlehnung an Langer et al. (2021).

gebungen von menschlichen Führungskräften übernommen werden würden – bspw. vergeben entsprechende Systeme Aufgaben oder bewerten die Arbeitsleistung der Mitarbeitenden (Parent-Rochelleau/Parker, 2022). In einem Überblick von Studienergebnissen aus der Arbeitsumgebung von in der Gig Economy Arbeitenden zeigten Parent-Rochelleau und Parker (2022), dass die meisten bisherigen Studien eher negative Effekte des Einsatzes algorithmusbasierter Systeme fanden. So beschreiben die Autoren bspw., dass in den analysierten Studien im Bereich der algorithmusbasierten Zielsetzung (z. B. wo und um wie viel Uhr Lieferungen abgegeben werden sollen) die Arbeitsautonomie der Arbeitenden abnehmen kann, weil sie sich eng an die Arbeitszuweisungen des algorithmusbasierten Systems halten müssen und weil die Ablehnung von Aufgaben in Zukunft zur Zuweisung weniger lukrativer Arbeit führen kann. Gleichzeitig kann der Workload zunehmen, weil algorithmusbasierte Systeme die Effizienz in Arbeitsprozessen stark optimieren, sodass wenig Luft für Pausen bleibt.

Was allerdings bis heute, bis auf wenige Ausnahmen (vgl. Strich et al., 2021), untererforscht blieb, ist die Veränderung von Arbeitscharakteristika durch die Implementierung algorithmusbasierter Systeme in Arbeitsumgebungen abseits der Gig Economy. Deshalb führten wir eine empirische Studie

durch (Langer et al., 2021), in der wir untersuchten, wie die unterschiedliche Implementierung eines algorithmusbasierter Entscheidungsunterstützungssystems Arbeitsprozesse in der Personalauswahl verändern kann. Die Tätigkeit der Personalauswahl bot sich als Beispielkontext an, da eine Vielfalt algorithmusbasierter Systeme auf den Markt drängen, die unterschiedlichen Aufgaben von Personalerinnen und Personalern unterstützen sollen (z. B. Screening von Lebensläufen, Bewertung von Videointerviews).

Unsere Annahme in der Studie war, dass unterschiedliche Arten der Implementierung eines algorithmusbasierter Systems für die Entscheidungsunterstützung von Mitarbeitenden in der Personalauswahl – abseits von möglichen Effekten auf die Arbeitsleistung – Effekte auf Variablen wie den Spaß bei der Arbeit, die Zufriedenheit mit Entscheidungen und die eigene Wahrnehmung von Fähigkeiten bei der Aufgabenerfüllung haben. Konkret untersuchten wir, ob es Unterschiede bezüglich dieser arbeitsbezogenen Variablen im Vergleich zweier Arten der Implementierung eines algorithmusbasierter Systems gibt: System 1 stellt direkt Bewertungen von Bewerbenden zur Verfügung, System 2 produziert eine Zweitmeinung erst nachdem Entscheiderinnen und Entscheider sich ein erstes Bild von den Bewerberinnen und Bewerbern gemacht haben.

Wir nahmen an, dass diese Unterschiede in der Implementierung des Systems Auswirkungen auf Arbeitscharakteristika haben sollten. Konkret sollte das algorithmusbasierte System als Zweitmeinung im Vergleich zum System, das direkt Empfehlungen ausgibt, die Entscheidungsautonomie der Entscheiderinnen und Entscheider aufrechterhalten. Eine Zweitmeinung könnte lediglich als zusätzliche Information für eine bessere Entscheidung wahrgenommen werden. Im Gegensatz dazu könnte ein System, das direkt Empfehlungen ausgibt, als etwas aufgefasst werden, was bereits Entscheidungen vorgibt und wenig Entscheidungsautonomie lässt. Zusätzlich sollte die Ganzheitlichkeit der Entscheidungsaufgabe bei einer Empfehlung als Zweitmeinung erhalten bleiben. Wenn jedoch eine Empfehlung direkt verfügbar ist, könnten Entscheiderinnen und Entscheider denken, dass ihnen bereits ein großer Teil der Aufgabe abgenommen wurde und sie nur noch zum Abnicken da sind. Schlussendlich könnte die Empfehlung als Zweitmeinung auch als Feedback-Mechanismus aufgefasst werden. Entscheiderinnen und Entscheider können sich erst ein eigenes Bild von den Kandidaten machen und bekommen dann vom System eine Empfehlung, die entweder das eigene Bild stützt oder eventuell dazu motiviert, sich noch einmal Gedanken über die getroffene Entscheidung zu machen und womöglich schlussendlich zu einer besseren Entscheidung zu kommen. Im Vergleich zum System, das direkt Empfehlungen ausgibt, war die Annahme, dass die Zusammensetzung dieser

Arbeitscharakteristika bei der Empfehlung als Zweitmeinung – höhere Autonomie, Ganzheitlichkeit der Aufgabenerfüllung, Systemempfehlungen als Feedback – sich positiv auf Variablen wie Spaß, Zufriedenheit mit Entscheidungen und der Wahrnehmung eigener Fertigkeiten in der entsprechenden Aufgabe auswirkt.

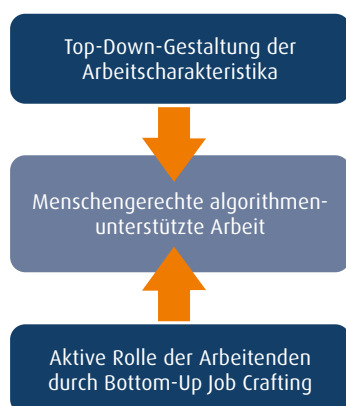
Beschreibung der empirischen Studie

Die Studie wurde mit dem Hinweis beworben, dass Probanden mit Interesse an Personalauswahl gesucht werden. In einer Laborstudie wurden dann die Daten von 122 Probanden (mittleres Alter 26 Jahre) erhoben, wovon sich 71 % dem weiblichen Geschlecht zuordnen und 88 % Psychologie oder Wirtschaft studierten.

Die Probanden wurden angewiesen sich in die Rolle einer Personalerin/eines Personalers zu versetzen, die/der für die Personalauswahl in einem Unternehmen zuständig ist. Sie sollten innerhalb von sechs aufeinanderfolgenden Personalauswahlaufgaben je aus sechs Bewerberinnen und Bewerbern die am besten geeignete Person für eine Stelle auswählen. Als Informationen dienten eine Stellenbeschreibung und kurze Tonaufnahmen, in denen sich die Bewerber vorstellten. Die zentrale experimentelle Manipulation der Studie war, dass die Probanden randomisiert einer von drei Experimentalbedingungen zugeordnet wurden. Gruppe 1 erhielt keine Entscheidungsunterstützung, Gruppe 2 erhielt direkt verfügbare Empfehlungen eines algorithmusbasierten Systems und Gruppe 3 erhielt die Empfehlung eines algorithmusbasierten Systems als Zweitmeinung (das heißt, nachdem die Probanden sich ihr eigenes Bild von den Kandidaten gemacht hatten, bekamen sie die Empfehlung und hatten die Möglichkeit, ihre Entscheidung zu überdenken). Die Empfehlung des Systems zeigte eine Rangliste der Kandidaten, in der die jeweils sechs Bewerberinnen und Bewerber in drei Kategorien eingestuft wurden (Kategorie-A-Bewerberinnen und -Bewerber waren sehr gut geeignet, Kategorie B geeignet, Kategorie C wenig geeignet für die Stelle). Diese Empfehlung war so entwickelt, dass sie valide die tatsächliche Eignung der Bewerber einstuft – diese Güte des Systems wurde den Probanden jedoch nicht mitgeteilt.

Erhoben wurde innerhalb jeder Runde die Entscheidungsleistung (Probanden erhielten Punkte abhängig von der Eignung der ausgewählten Bewerber) und die Dauer für die Entscheidung (automatisiert erhoben per Zeitstempel innerhalb des Umfragetools, in dem die Probanden die Aufgabe ausführten). Um zeitliche Verläufe in der Entwicklung der Wahrnehmung der Arbeitsaufgabe zu untersuchen, wurde nach jeder zweiten Runde der empfundene Spaß bei der Aufgabe, die Zufriedenheit mit der Entscheidung sowie die wahrgenommene Selbstwirksamkeit für die konkrete Aufgabe erhoben (das heißt, wie stark die Probanden überzeugt waren, dass sie die vorliegende Aufgabe erfolgreich meistern können). Ebenfalls wurde die

Abb. 3: Menschengerechte algorithmenunterstützte Arbeit als Resultat von Top-Down- und Bottom-Up-Prozessen der Arbeitsgestaltung



Quelle: Eigene Darstellung

allgemeine Selbstwirksamkeit der Probanden für die Personalauswahl (das heißt, wie stark sie überzeugt waren, dass sie allgemein Aufgaben in der Personalauswahl erfolgreich meistern können) vor der ersten Runde und nach der letzten Runde erhoben.

Ergebnisse der Studie

Die Ergebnisse zeigten keinen Effekt der Entscheidungsunterstützung auf die Entscheidungsleistung der Probanden. Das lag vermutlich vor allem daran, dass die Probanden auch ohne Unterstützung sehr gut in der Aufgabe waren. Dementsprechend konnte sich kaum ein Effekt der Unterstützung zeigen. Ebenfalls ergab sich kein Effekt der unterschiedlichen Art der Unterstützung auf die Dauer, die Probanden für ihre Entscheidung brauchten. Für die Gruppe, die direkten Zugriff auf die Empfehlung hatte, könnte dieses Ergebnis so interpretiert werden, dass sich auch diese Probanden ein eigenes Bild von den Bewerberinnen und Bewerbern machen und nicht blind auf die Empfehlung des Systems vertrauen wollten. Besonders für die Gruppe, die Empfehlungen als Zweitmeinung erhielt, überraschte das Ergebnis hinsichtlich der Dauer für die Entscheidung, da wir annahmen, dass diese Gruppe länger für die Entscheidung brauchte. Eine mögliche Erklärung für diesen Befund ist, dass in der Gruppe der Zweitmeinung in den meisten Fällen die Empfehlung des Systems mit der ersten Entscheidung der Probanden übereinstimmte. Die Probanden mussten sich somit selten mit einer Empfehlung auseinandersetzen, die nicht mit ihrer eigenen Meinung übereinstimmte, und nur in solchen Fällen wäre davon auszugehen, dass Probanden sich längere Zeit Gedanken über ihre Entscheidung machen.

Was die Ergebnisse (vgl. Abb. 2 für statistische Kennwerte) jedoch zeigten, war, dass Probanden in der Gruppe der Zweitmeinung zufriedener mit ihren Entscheidungen waren als Probanden der Gruppe, die keine Unterstützung bekamen, und auch als Probanden der Gruppe, die direkt Zugriff auf die Empfehlung des Systems hatte. Darüber hinaus zeigte sich ein stärkerer Anstieg in der wahrgenommenen Selbstwirksamkeit (für die konkrete Aufgabe und allgemein für die Personalauswahl) in der Gruppe der Zweitmeinung im Vergleich zu den anderen Gruppen. Das heißt, Probanden, die algorithmusbasierte Empfehlungen als Zweitmeinung bekamen, waren überzeugter davon, erfolgreich mit der Aufgabe und mit Personalauswahl insgesamt zurechtzukommen als Probanden ohne Unterstützung und als Probanden, die direkt Zugriff auf die Empfehlungen hatten.

Diskussion und Schlussfolgerungen

Die arbeitspsychologische Forschung betont die Wichtigkeit der Gestaltung von Arbeitscharakteristika wegen der Konsequenzen auf arbeitsbezogene Variablen wie Arbeitsleistung, -motivation und -zufriedenheit. Mit der Verbreitung algorithmusbasierter

Entscheidungsunterstützungssysteme wurde teils in theoretischen Arbeiten argumentiert, wie und warum die Implementierung solcher Systeme Arbeitscharakteristika beeinflusst (Parker/Grote, 2022), und teils in Studien – überwiegend im Kontext der Gig Economy – nachgewiesen, dass sich Arbeitscharakteristika verändern – mit entsprechenden Konsequenzen für arbeitsbezogene Variablen (Parent-Rocheleau/Parker, 2022).

In der vorgestellten Studie untersuchten wir mögliche Konsequenzen der Implementierung eines algorithmusbasierten Systems für eine klassische Aufgabe der Personalarbeit: Personalauswahl. Eine Hoffnung bei der Implementierung algorithmusbasierter Entscheidungsunterstützungssysteme ist, dass Entscheidungen besser und effizienter werden. Überraschenderweise zeigte unsere Studie keinen Einfluss auf die Arbeitsleistung (unterteilt nach Entscheidungsleistung und Dauer für die Entscheidung). Das könnte daran liegen, dass die Aufgabe den Probanden leicht fiel und sich somit Leistungszugewinne durch die (hochqualitativen) algorithmusbasierten Empfehlungen nicht entfalten konnten.

Unabhängig von ausbleibenden Effekten auf die Arbeitsleistung zeigten die Ergebnisse, dass algorithmusbasierte Systeme Arbeitsplätze verändern können mit Konsequenzen für die Wahrnehmung von Aufgaben und mit Auswirkungen auf die Wahrnehmung eigener Fähigkeiten bei der Erfüllung von Aufgaben. Dass sich vor allem Effekte auf die Zufriedenheit mit der Entscheidung und die Selbstwirksamkeit bei der Aufgabe zeigten, kann so interpretiert werden, dass die Probanden die Zweitmeinung des Systems möglicherweise als positives Feedback für ihre eigene Entscheidung auffassten. Wie erwähnt, wählten die meisten Probanden einen der am besten geeigneten Bewerbenden aus. Probanden, die vom System mit einer Zweitmeinung unterstützt wurden, erhielten vom System dementsprechend in den meisten Fällen genau diesen Kandidaten als einen Kategorie-A-Kandidaten präsentiert. Der Effekt: Die Probanden waren zufriedener mit ihrer Entscheidung und überzeugter von ihren Fähigkeiten in der Personalauswahl als Probanden, die keine Unterstützung bekamen, und auch als Probanden, die direkt die Empfehlung des Systems sahen. Vor allem Letztere hätten die Empfehlung des Systems durchaus auch als Feedback hinsichtlich ihrer eigenen Entscheidung interpretieren können, doch ihre Wahrnehmung des Systems war eine andere. Womöglich wurde das System von diesen Probanden als etwas wahrgenommen, was ihnen bereits die Lösung der Aufgabe vorgab, was die Komplexität der Aufgabe und eventuell sogar die wahrgenommene Autonomie in der Aufgabenerfüllung verringerte.

Besonders zwei Fragen bleiben bei der Interpretation der Ergebnisse der vorliegenden Studie offen: Was wäre das Ergebnis, wenn die Aufgabe komplexer gewesen wäre? Und was, wenn das System weniger gute Empfehlungen gegeben hätte? In der Praxis ist erwartbar, dass Entscheidungsaufgaben komplexer sind und algorithmusbasierte Systeme nicht perfekt funktionieren

und eben nicht durchgehend hochqualitative Empfehlungen geben. Besonders für die Zweitmeinungsgruppe wären gänzlich unterschiedliche Konsequenzen denkbar, als wir sie in der vorliegenden Studie zeigen konnten. Auseinandergehende Meinungen zwischen Entscheiderinnen und Entscheidern und Systemen wären häufiger und könnten Unzufriedenheit auslösen. Genauso könnten solche Widersprüche aber auch dazu führen, dass Entscheidungen besser werden, weil Entscheiderinnen und Entscheider in widersprüchlichen Situationen noch einmal genauer hinschauen müssten.

Einschränkend ist zu betonen, dass die vorliegende Studie vor allem mit Studierenden mit Interesse für die Personalarbeit durchgeführt wurde. Damit bleibt offen, ob sich die Effekte bei Personalerinnen und Personalern unterscheiden. Zwar werden die meisten von ihnen aktuell kaum mehr Erfahrung in der Zusammenarbeit mit algorithmusbasierten Systemen haben, die Einführung solcher Systeme hat für sie aber weitreichendere Konsequenzen – auch in Hinblick auf andere Tätigkeiten, die sie neben Personalauswahlentscheidungen ausführen müssen.

Ebenfalls zu erwähnen ist, dass die aktuelle Studie eine Top-Down-Perspektive der Arbeitsgestaltung eingenommen hat – eine Perspektive, bei der Unternehmen algorithmenunterstützte Arbeitsplätze gestalten. Doch auch Arbeitende nehmen eine aktive Rolle in der Gestaltung ihrer Arbeit ein (vgl. Abb. 3). Strich et al. (2021) untersuchten bspw. in einer qualitativen Studie die Konsequenzen der Einführung eines algorithmusbasierten Kreditvergabesystems in einer Bank für Bankberaterinnen und -berater. Das System übernahm die komplette Entscheidung über die Kreditvergabe; Beraterinnen und Berater gaben Daten in das System ein und verkündeten den Kunden die Entscheidung des Systems. Das führte zu einem Verlust an empfundener Autonomie – vor allem bei den erfahrenen Beraterinnen und Beratern. Manche von ihnen holten sich diese Autonomie zurück, indem sie Inputdaten für das System manipulierten, sodass sich dessen Outputs veränderten. Die Beraterinnen und Berater gestalteten die Arbeit also nach ihren Vorstellungen und Bedürfnissen um (führten Job-Crafting-Aktivitäten durch). Was positive Konsequenzen für die Arbeitenden haben kann, kann, wie im Beispiel der Bankberaterinnen und -beratern, unintendierte Konsequenzen für die Erfüllung der Arbeit und damit für Unternehmen haben. Diese Perspektive der Anpassung algorithmenunterstützter Arbeit durch Mitarbeitende sollte in der Forschung untersucht und in der Praxis beachtet werden.

Praxisimplikationen

Bei der Entwicklung und Implementierung algorithmusbasierter Systeme sollten Überlegungen bezüglich der Konsequenzen für Arbeitscharakteristika eine Rolle spielen. Es gibt nicht „das eine“ algorithmusbasierte System und es gibt nicht „die eine“ Möglichkeit, Systeme in Arbeitsabläufe zu integrieren. Eine

Vielfalt von Design-Entscheidungen müssen getroffen werden und eine arbeitspsychologische Arbeitsgestaltungsperspektive kann helfen zu durchdenken, welche Arbeitscharakteristika sich durch die Gestaltung eines Systems und durch die Gestaltung der Zusammenarbeit von Mensch und System ergeben. Die vorgestellte Studie zeigt, dass algorithmusbasierte Systeme Arbeitscharakteristika beeinflussen können. Wo manche Effekte positiv sein können, können auch unvorhergesehener Nebeneffekte folgen. Diesen kann proaktiv gegengesteuert werden, wenn eine Arbeitsgestaltungsperspektive in der Entwicklung und Implementierung algorithmusbasierter Systeme eingenommen wird.


JUN. PROF. DR. MARKUS LANGER

Professur für Digitalisierung in psychologischen Handlungsfeldern
 Philipps-Universität Marburg
 E-Mail: markus.langer@uni-marburg.de

LITERATURVERZEICHNIS

- Booth, B. M./Hickman, L./Subburaj, S. K./Tay, L./Woo, S. E./D’Mello, S. K. (2021):** Bias and fairness in multimodal machine learning: A case study of automated video interviews, *Proceedings of the 2021 International Conference on Multimodal Interaction*, 268–277.
- Hackman, J. R./Oldham, G. R. (1976):** Motivation through the design of work: Test of a theory, *Organizational Behavior and Human Performance*, 16, 2, 250–279.
- Hickman, L./Bosch, N./Ng, V./Saef, R./Tay, L./Woo, S. E. (2021):** Automated video interview personality assessments: Reliability, validity, and generalizability investigations, *Journal of Applied Psychology*, Advance Online Publication.
- Humphrey, S. E./Nahrgang, J. D./Morgeson, F. P. (2007):** Integrating motivational, social, and contextual work design features: A meta-analytic summary and theoretical extension of the work design literature, *Journal of Applied Psychology*, 92, 5, 1332–1356.
- Landers, R. N./Behrend, T. S. (2022):** Auditing the AI auditors: A framework for evaluating fairness and bias in high stakes AI predictive models, *American Psychologist*, Advance Online Publication.
- Langer, M./König, C. J./Busch, V. (2021):** Changing the means of managerial work: Effects of automated decision-support systems on personnel selection tasks, *Journal of Business and Psychology*, 36, 5, 751–769.
- Luo, X./Qin, M. S./Fang, Z./Qu, Z. (2021):** Artificial Intelligence coaches for sales agents: Caveats and solutions, *Journal of Marketing*, 85, 2, 14–32.
- Morgeson, F. P./Garzsa, A. S./Campion, M. A. (2012):** Work design, In E. B. Weiner, N. W. Schmitt, & S. Highhouse (Hrsg.), *Handbook of psychology*, 525–559, Wiley.
- Parasuraman, R./Sheridan, T. B./Wickens, C. D. (2000):** A model for types and levels of human interaction with automation, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 30, 3, 286–297.
- Parent-Rocheleau, X./Parker, S. K. (2022):** Algorithms as work designers: How algorithmic management influences the design of jobs, *Human Resource Management Review*, 32, 3, 100838.
- Parker, S. K./Grote, G. (2022):** Automation, algorithms, and beyond: Why work design matters more than ever in a digital world, *Applied Psychology*, 71, 1171–1204.
- Rudolph, C. W./Katz, I. M./Lavigne, K. N./Zacher, H. (2017):** Job crafting: A meta-analysis of relationships with individual differences, job characteristics, and work outcomes, *Journal of Vocational Behavior*, 102, 112–138.
- Strich, F./Mayer, A.-S./Fiedler, M. (2021):** What do I do in a world of artificial intelligence? Investigating the impact of substitutive decision-making AI systems on employees’ professional role identity, *Journal of the Association for Information Systems*, 22, 2, 304–324.
- Wang, B./Liu, Y./Parker, S. K. (2020):** How does the use of information communication technology affect individuals? A work design perspective, *Academy of Management Annals*, 14, 2, 695–725.

SUMMARY

Research question: Algorithm-based systems shape workplaces with consequences for work-related variables. How to implement systems to promote human-centered work has received little attention.

Methodology: In a laboratory study, 122 participants performed a series of personnel selection tasks either without support or with one of two different types of algorithm-based support.

Practical implications: Algorithm-based systems change the perception of work tasks and of one’s abilities in the task. A work design perspective can help to design human-centered algorithm-supported workplaces.

Arbeitsbezogenes E-Learning durch Spaced Learning verbessern

Von **Hanan Kondratjew** und **Prof. Dr. Andreas Engelen** (Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf)

Arbeitsmarktprognosen deuten darauf hin, dass bis 2030 etwa ein Drittel der weltweiten Erwerbsbevölkerung aufgrund von Digitalisierung und Automatisierung um- und weitergebildet werden muss. Dadurch werden arbeitsbezogene Lernmaßnahmen – in diesem Kontext angesehen als die systematische Entwicklung von Kenntnissen, Fähigkeiten und Einstellungen, die ein Arbeitnehmer benötigt, um eine bestimmte Aufgabe effektiv zu erfüllen – für Unternehmen unumgänglich, um im lokalen wie auch im globalen Wettbewerb konkurrenzfähig zu bleiben (Zahidi, 2020). Obwohl im Jahr 2019 weltweit mehr als 350 Milliarden US-Dollar in arbeitsgestütztes Lernen investiert wurden, waren diese Investitionen wenig effizient und zu wenig nachhaltig, da das Lernangebot weder zufriedenstellend war, noch sich auf die richtigen Inhalte konzentrierte, um Mitarbeiter zu qualifizieren (Beer et al., 2016; Gartner, 2018). Arbeitnehmer geben überwiegend schlechte Schulungs- und Entwicklungsmaßnahmen als Hauptgrund für eine berufliche Neuorientierung an (Bersin, 2018).

Obgleich Metaanalysen zeigen, dass Trainings für Einstellungs- und Verhaltensänderungen effektiv sind, hat es den Anschein, dass sowohl die Entwickler und Anbieter von Maßnahmen des arbeitsplatzbasierten Lernens als auch die verantwortlichen Führungskräfte wenig Klarheit darüber haben, wie man arbeitsbezogene Lernmaßnahmen so gestaltet, dass sie zu langfristigen Lernen und Wissenstransfer führen (Beier, 2021). Seit 1885 ist jedoch bekannt, dass etwas, um es wirklich zu lernen, über einen längeren Zeitraum in festen Abständen wiederholt oder in die Arbeit integriert werden muss, sodass die Wiederholung einen Automatisierungseffekt erzeugt. Sonst besteht das Risiko, dass 50 % aller vermittelten Informationen vergessen werden, wenn sie nicht innerhalb von 24 Stunden wiederholt werden. Da dies kaum Beachtung bei der Gestaltung und Umsetzung von arbeitsbezogenen Lernmaßnahmen findet, werden Lernbudgets größtenteils fehlinvestiert. „Richtiges“ arbeitsbezogenes Lernen jedoch ist u. a. positiv korreliert mit Arbeitszufriedenheit, Organisationsleistung, Innovation und verbesserter Entscheidungsfindung (z. B. Bersin, 2018; Ellis/Kuznia, 2014; Ryu/Moon, 2019). Obwohl über diese positiven Aspekte grundsätzlich Einigkeit besteht, mangelt es an der tatsächlichen Umsetzung.

Dazu ist es wichtig zu verstehen, dass Lernen von drei Gedächtnisfunktionen abhängt: Kodierung, Speicherung und Abruf (Spielman et al., 2018). Alle drei Funktionen sind für das Lernen notwendig, aber es sind vor allem die Funktionen der Speicherung und des Abrufs von Bedeutung, wenn es um arbeitsbezogenes Lernen geht, da sie es den Lernenden ermöglichen, das Gelernte zu übertragen und anzuwenden. Das zuverlässigste und aussagekräftigste Phänomen des menschlichen Gedächtnisses ist dabei der Spaced-Learning-Effekt. Er wird seit mehr als 100 Jahren erforscht und bezieht sich auf einen starken Vorteil im Langzeitgedächtnis, der sich aus bewusst geplanten Wiederholungen des zu Erlernenden ergibt (Carpenter et al., 2012; Cepeda et al., 2006; Vlach et al., 2019). Somit steht er im Gegensatz zum sog. Massed Learning, welches die konventionelle Lehrmethode benennt, bei der alle Lerninhalte in einer Einheit gelehrt werden. Die umfangreiche Literatur zu diesem Thema hat jedoch nur wenig Aufmerksamkeit auf ihre Auswirkungen auf reale pädagogische Lerninterventionen gerichtet. Sie konzentrierte sich vielmehr auf das wörtliche und sprachliche Lernen, das heißt auf sog. Faktenwissen (Anderson et al., 2001). Es fehlt jedoch an Forschung im Bereich des lebenslangen Lernens und des Lernens von prozeduralem Wissen, wie technologische, soziale, emotionale und höhere kognitive Fähigkeiten (Anderson et al., 2001) zuzuordnen sind. Letztgenanntes gilt jedoch als besonders wichtig für die Zukunft der Arbeit (Bodem-Schrötgens et al., 2021).

Darüber hinaus hat, verstärkt durch die COVID-19-Pandemie, die Bedeutung und Nutzung von digitalen Lernangeboten wie E-Learning-Interventionen enorm zugenommen. Hierbei werden Inhalte und Lehrmethoden mithilfe von Medienelementen wie Worten und Grafiken auf einem digitalen Endgerät vermittelt, um beruflich übertragbare Kenntnisse und Fertigkeiten zu erwerben, die mit individuellen Lernzielen oder organisatorischen Leistungen verbunden sind (Clark/Mayer, 2016). Dennoch ist keine Spaced-Learning-Forschung bekannt, die untersucht hat, ob sich Effekte bei E-Learning-Interventionen zeigen. Im Vergleich zu analogen Trainings ist das Spektrum des Lehrangebots für E-Learning Interventionen viel größer: Verschiedene Instruktionsmethoden wie Bild, Schrift, Sprache,

ABSTRACT

Forschungsfrage: Führt die Lehrmethode des Spaced Learning zu besserem Lernen in einer arbeitsbezogenen E-Learning-Umgebung?

Methodik: Zwei Feldexperimente mit 437 Teilnehmern mit acht Forschungshypothesen

Praktische Implikationen: Es zeigte sich, dass Spaced Learning signifikant die Lernergebnisse im realen Umfeld erhöht, jedoch primär für Fakten-, weniger für Prozesswissen. Lernende bevorzugen überwiegend Spaced, interaktive und angeleitete Lerneinheiten. Nutzbar sind die Erkenntnisse für Entwickler von E-Learning und Führungskräften, um Lernbudgets gezielter einzusetzen.

Video etc. können simultan eingesetzt werden und Lernende dadurch schneller kognitiv überfordern als analoge Trainings. Da der Lernprozess, wie oben beschrieben, nur stattfinden kann, wenn das Gedächtnis des Lernenden nicht in seiner Leistungsfähigkeit überschritten wird, und digitale Lehrangebote drastisch gewachsen sind, erscheint die Untersuchung angemessen, ob Spaced Learning auch in diesem Umfeld wirksam ist. Daher wurde die folgende übergreifende Forschungsfrage formuliert: Führt die Lehrmethode des Spaced Learning zu besserem Lernen in einer arbeitsbezogenen E-Learning-Umgebung?

Methodisches Vorgehen

Zur Beantwortung der Forschungsfrage wurden acht Hypothesen aus der vorhandenen Literatur abgeleitet (vgl. Abb. 1). Diese wurden in zwei separaten Feldexperimenten mit in Summe 437 freiwillig angemeldeten Teilnehmenden mit unterschiedlicher Berufserfahrung von 1 bis 45 Jahren evaluiert. Die Teilnehmenden konnten sich vor allem über LinkedIn zu den kostenlosen Trainings anmelden. Sie hatten die Möglichkeit, zum Abschluss des Trainings an Tests teilzunehmen, in denen anonyme Primärdaten in Form von Wissenstests und Befragungen erhoben wurden. Experiment 1 vermittelte Fakten- und Konzeptwissen zum Beispielthema „Plattform-Geschäftsmodelle“, Experiment 2 Prozesswissen zum Beispielthema „Zeitmanagement“. Die Unterscheidung in die zwei Wissensarten erfolgt auf Basis von Bloom's Lernzieltaxonomie und begründet sich in einer Analyse, dass Mitarbeiter eher Prozesswissen wie Soft Skills benötigen als Faktenwissen, und das Konzept des Spaced Learning bisher lediglich im Bereich des Faktenwissen (und hier: zumeist bei einfacher Komplexität, wie Vokabeln) Anwendung fand. In beiden Experimenten wurde ein Experimentaldesign verwendet, bei dem sieben Gruppen unterschieden wurden und jeder Teilnehmer nur einen Trainingsaufbau erfahren hat.

Beide Experimente folgten demselben Aufbau. Gruppe 1 absolvierte eine Massed-Learning-Einheit, bei der alle Lerninhalte an einem Tag gelernt wurden. Ein Teil dieser Gruppe absolvierte einen Wissenstest nach einer Zeitspanne des gewünschten Wissenserhalts (Retention-Intervall) von zwei

Wochen sowie ein anderer nach vier Wochen, um jeweils als Kontrollgruppe für die Gruppen 2 bis 7 zu dienen. Die Gruppen 2 bis 7 folgten dem Spaced-Learning-Ansatz mit gleichmäßig verteilten Lernbedingungen (sog. equal spacing), wobei sich die Gruppen zur Basisgruppe 2 mit je einer Session mit Folien, einer Session mit Videos und einer Live-Session wie folgt unterteilten, um die entsprechenden Einflussfaktoren zu bewerten: Gruppe 3 veränderte die Reihenfolge der eingesetzten Lernmedien, Gruppe 4 beinhaltete Feedback zu einem zusätzlichen Test nach jeder Lerneinheit, Gruppe 5 erfuhr fünf statt drei Lerneinheiten (es variierte also deren Anzahl), die Gruppen 6 und 7 erhöhten das Retention-Intervall von zwei auf vier Wochen und hatten ansonsten den gleichen Aufbau wie die Gruppen 2 und 5.

In Experiment 1 beendeten 213 Teilnehmer alle E-Learning-Einheiten sowie den Wissenstest. Davon befanden sich 33 Teilnehmer in der Gruppe 1, jeweils 32 Teilnehmer in den Gruppen 2 bis 5, 31 Teilnehmer in der Gruppe 6 und 21 Teilnehmer der Gruppe 7. In Experiment 2 beendeten 192 Teilnehmer alle E-Learning-Einheiten sowie den Wissenstest. Davon befanden sich 28 Teilnehmer in Gruppe 1, jeweils 27 Teilnehmer in den Gruppen 2 bis 6 und 29 Teilnehmer in Gruppe 7.

Am Ende der Experimente wurden die Lernergebnisse in den Abschlusstests (gemessen in Form der Anzahl richtig beantworteter Fragen) zwischen allen Gruppen verglichen. Darüber hinaus wurden metakognitive Überzeugungen, das heißt die selbst wahrgenommene Lerneinschätzung und weitere Lernpräferenzen wie z. B. zur Interaktion oder Selbststeuerung, in Form von Freitext sowie Auswahlfeldern abgefragt. Hintergrund dieser Umfrage ist, dass laut der Literatur Spaced-Learning-Teilnehmer ihren Lernerfolg subjektiv schlechter einschätzen als Massed-Learning-Kontrollgruppen, obwohl sie tatsächlich bessere Ergebnisse erzielen, und damit die Gefahr gegeben ist, dass selbstbestimmte Lerner eher eine Massed-Learning-Strategie wählen würden.

Abschließend wurde eine weitere Umfrage mit denjenigen Teilnehmern (n=52) durchgeführt, die an beiden Experimenten teilgenommen hatten. Letztere mit dem Ziel, Informationen zu sammeln, ob und wie Unterschiede zwischen den beiden Lernthemen wahrgenommen wurden, wie die Teilnehmer über

Abb. 1: Ergebnisse der beiden Feldexperimente zu Spaced Learning

Hypothesen	Experiment 1: Faktenwissen	Experiment 2: Prozesswissen
Hypothese 1: Spaced Learning führt zu besserem Wissenserhalt als Massed Learning	• Belegt durch Forschungsarbeit ($p < 0.001$; $\eta^2 = 0.119$)	• Kein statistisch signifikanter Effekt
Hypothese 2a: Eine längere Zeitspanne des Wissenserhalts führt zu größerem Spaced-Learning-Effekt	• Positiver Spaced-Learning-Effekt nur bei längerem Retention-Intervall (hier: 4 Wochen)	• Kein statistisch signifikanter Effekt
Hypothese 2b: Mehr Lerneinheiten führen zu größerem Spaced-Learning-Effekt	• Kein statistisch signifikanter Effekt • Deskriptiver Trend bei 5 Lerneinheiten	• Kein statistisch signifikanter Effekt
Hypothese 3: Feedback hat einen positiven Einfluss auf den Wissenserhalt	• Kein statistisch signifikanter Effekt • Deskriptiver Trend erkannt	• Kein statistisch signifikanter Effekt
Hypothese 4: Lernende der Massed-Gruppe fühlen sich sicherer im Thema (Konfidenz)	• Konfidenz abhängig vom Retention-Intervall ($p = 0.001$) • Massed-Lernende zeigen niedrigste Konfidenz	• Kein statistisch signifikanter Effekt • Deskriptiver Trend erkannt bei Spaced-Lernenden mit Retention-Intervall von 2 Wochen
Hypothese 5: Lernende der Massed-Gruppe überschätzen sich in Bezug auf Lernerfolg	• Zwei signifikante Interaktionen: Lernart (Spaced/Massed) ($p = 0.002$) und Retention-Intervall ($p < 0.001$, $\eta^2 = 0.119$)	• Kein statistisch signifikanter Haupteffekt, jedoch statistisch signifikanter Interaktionseffekt bei Lernart und Retention Intervall ($p = 0.050$) • Alle Lernenden haben ihren realen Lernerfolg stark unterschätzt
Hypothese 6: Lernende der Massed-Gruppe sind zufriedener mit ihrer Lernerfahrung	• Zufriedenheit ist abhängig von der Lernart ($p = 0.004$) • Je größer das Retention-Intervall, desto höher die Zufriedenheit	• Kein statistisch signifikanter Effekt • Deskriptiver Trend zu niedriger Zufriedenheit bei Massed-Lernenden
Hypothese 7: Lernende präferieren spaced, interaktive und geführte Lerneinheiten	• Lernende bevorzugen Lerneinheiten, die Spaced, interaktiv and angeleitet sind	• Lernende bevorzugen Lerneinheiten, die Spaced, interaktiv and angeleitet sind
Hypothese 8: Der Spaced-Learning-Effekt ist eher bei Faktenwissen nachzuweisen	Belegt durch Forschungsarbeit ($p < 0.001$; $\eta^2 = 0.170$)	

p: Wahrscheinlichkeit des Belegs der Nullhypothese, statistische Signifikanz bei $p < 0.05$
 η^2 : Effektstärke

Quelle: Eigene Darstellung

die Einflüsse auf die Lernergebnisse dachten und wie sie das Lernen im Zusammenhang mit den beiden verschiedenen Themen und den damit vermittelten Wissensarten beurteilten.

Untersuchungsergebnisse der Feldexperimente

Experiment 1 zeigte im Ergebnis, dass Spaced Learning in einem arbeitsbezogenen E-Learning-Umfeld zu einer besseren Wissensspeicherung führt als Massed Learning, insbesondere bei langen Zeitintervallen des Wissenserhalts. Diese Ergebnisse stehen im Einklang mit früheren Forschungen zum Spaced Learning.

Ein anderes Muster zeigte sich bei Experiment 2, das den Teilnehmern Prozesswissen vermittelte, da sich hier der Spaced-Learning-Effekt nicht zeigte: Experiment 2 ergab keine oder nur sehr geringe Unterschiede in den Lernergebnissen zwischen den Gruppen, die dem Spaced-Learning-Ansatz folgten, und der Gruppe, die dem Massed-Learning-Ansatz folgte.

In beiden Experimenten waren die Ergebnisse weitgehend unabhängig von anderen Faktoren wie unmittelbarem Feedback und der Anzahl der Lernsitzen, die jeweils laut bestehender Literatur den Effekt verstärken sollen.

Spaced Learning führt demnach in arbeitsbezogenen E-Learning-Umgebungen, in denen komplexes Wissen vermittelt wird, nicht zwangsläufig zu besserem Lernen, sondern bedarf einer differenzierteren Betrachtung: Vergleicht man die Ergebnisse der übergeordneten Hypothese H1 in beiden Experimenten, so zeigt sich eine starke Effektgröße für den Einfluss der Art des vermittelten Wissens auf den Spaced-Learning-Effekt. Der Spaced-Learning-Effekt lässt sich demnach vor allem im Kontext von Fakten- und Konzeptwissen beobachten. Dieser quantitative Befund wird gestützt durch die metakognitive Befragung aller Teilnehmer, die beide Experimente durchlaufen haben.

Was die Präferenzen der Lernenden betrifft, so zeigten Metakognitionsanalysen in beiden Experimenten unabhängig von der Art des zu vermittelten Wissens, dass die Lernenden im Allgemeinen die Anwendung von Interventionen des Spaced Learning, des interaktiven und des angeleiteten Lernens bevorzugten, wodurch der teilweise positive Effekt auf den Wissenserhalt durch eine positive Lernerfahrung aus dem Spaced Learning ergänzt wurde.

Zusammenfassend liefern die Ergebnisse beider Experimente demnach zwei wichtige Erkenntnisse, die zur Erforschung des Spaced Learning und dessen Anwendung im arbeitsbezogenen Lernen beitragen:

1. Der Spaced-Learning-Effekt existiert auch in arbeitsbezogenen E-Learnings und führte in der vorliegenden Untersuchung zu einer Verbesserung des Lernerfolgs um 40,3 % im Vergleich zur Kontrollgruppe. Die Wirkung des Spaced-Learning-Effekts hängt dabei hauptsächlich von der Art des zu erlernenden Wissens ab: Er führte zu einer großen Wirkung bei Fakten- und Konzeptwissen (übereinstimmend mit

vorherigen Untersuchungen) und führte zu keiner Wirkung bei Prozesswissen (eine Erweiterung zu vorherigen Untersuchungen).

2. Bei der Beantwortung der forschungsleitenden Frage, ob die Methode des Spaced Learning in einer E-Learning-Umgebung, in der arbeitsbezogenes komplexes Fakten-, Konzept- und Prozesswissen vermittelt wird, zu besserem Lernen führt als das Massed Learning, gibt es demnach zwei Abhängigkeiten, einerseits zur vermittelten Wissensart und zum Zeitraum, bis wann das Wissen behalten werden soll (Retention-Intervall).
3. In den Metakognitionserhebungen wurde festgestellt, dass Lernende mehrfach wiederholte (Spaced), interaktive und angeleitete Lerneinheiten bevorzugen.

Theoretische und praktische Implikationen

In Anbetracht der praktischen Bedeutung gut gestalteter arbeitsgestützter Lerninterventionen fehlt es noch weitgehend an Forschung darüber, wie der Spaced-Learning-Effekt am besten genutzt werden kann. Diese Forschung ist der erste bekannte Versuch, Belege für den Spaced-Learning-Effekt in realen arbeitsorientierten Lernumgebungen zu finden, und postuliert, dass der Effekt nicht nur von der Zeitspanne des gewünschten Wissenserhalts abhängt, sondern auch von der Art des zu lernenden Wissens.

Die Ergebnisse der empirischen Feldexperimente zeigen erstens, dass Designer und Anbieter von berufsbezogenen E-Learning-Maßnahmen, die auf die Vermittlung von Fakten- und Konzeptwissen abzielen, die didaktische Methode des Spaced Learning nutzen sollten. Insbesondere für Interventionen, bei denen die langfristige Wissensspeicherung im Vordergrund steht, sollten längere Intervalle zwischen Lerneinheiten im Vergleich zu einer einzigen E-Learning-Sitzung in Betracht gezogen werden. Die Analyse von Cepeda und Team (2008) über den optimalen Abstand für die Wiederholung könnte als Grundlage für die Planung von Lernsitzen dienen und bei Bedarf angepasst werden.

Zweitens zeigen die Ergebnisse beider Experimente, dass die Lernenden unabhängig davon, welche Art von Wissen vermittelt wurde, Spaced Learning bevorzugen (was auf eine stärkere Lernmotivation hindeutet). Auch wenn der Effekt des Spaced Learning für eine E-Learning-Intervention zur Vermittlung von Prozesswissen in diesem Experiment statistisch nicht nachgewiesen werden konnte, sollten Designer und Anbieter von arbeitsplatzbasierten E-Learning-Interventionen dennoch die Lehrmethode des Spaced Learning auf der Grundlage der Präferenzen der Lernenden in Betracht ziehen. Außerdem bevorzugten die Lernenden mehrheitlich interaktive und angeleitete Lerneinheiten gegenüber nicht-interaktiven, selbstgesteuerten Lerneinheiten. Daher wird empfohlen, berufsbezogene E-Learning-Maßnahmen dem

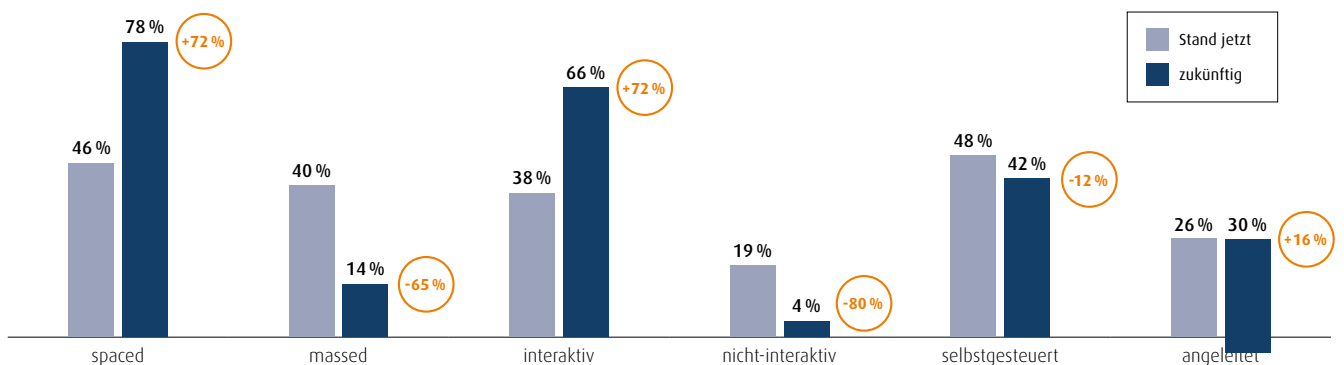
Spaced-Learning-Prinzip folgend aufzubauen und sowohl interaktiv als auch angeleitet zu konzipieren, auch wenn zu erwarten ist, dass unter den gegebenen Ergebnissen eine tatsächliche Steigerung der Wissensspeicherung nur für Fakten- und Begriffswissen eintritt.

Drittens sollten die vorliegenden empirischen Ergebnisse die verantwortlichen Manager und Führungskräfte dazu anregen, die Art und Weise, wie arbeitsbezogenes Lernen durchgeführt

und implementiert wird, wie sie die Prioritäten der Personal- und Lernabteilungen auf ihrer organisatorischen Agenda setzen und wie sie ihre Lern- und Entwicklungsbudgets investieren, zu überdenken.

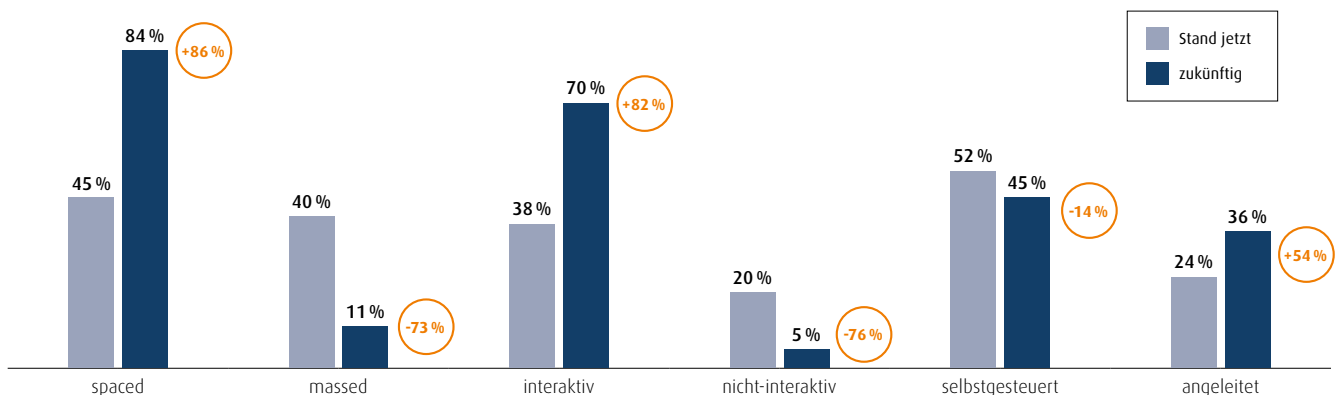
Diese Untersuchung hat gezeigt, dass Lern- und Entwicklungsansätze, die auf traditionellen Lehrmethoden wie Maschenlernen, nicht-interaktive, selbstgesteuerte Lernformate setzen, zu überdenken sind.

Abb. 2: Ausprägungen von Fortbildungsmaßnahmen im Vergleich vom aktuellen Stand zu gewünscht (Teilnehmer Experiment 1)



Anmerkung: Mehrheitlich alle Teilnehmer von Experiment 1 wünschen sich für ihr zukünftiges Lernen zeitlich wiederholte (spaced), interaktive und angeleitete Lerneinheiten.

Abb. 3: Ausprägungen von Fortbildungsmaßnahmen im Vergleich vom aktuellen Stand zu gewünscht (Teilnehmer Experiment 2)



Anmerkung: Ebenso die meisten Teilnehmer von Experiment 2 wünschen sich für ihr zukünftiges Lernen zeitlich wiederholte (spaced), interaktive und angeleitete Lerneinheiten.

LITERATURVERZEICHNIS

- Anderson, L. W./Krahtwohl, D. R./Airasian, P. W./Cruikshank, K. A./Mayer, R. E./Pintrich, P. R./Raths, J./Wittrock, M. C. (2001):** A Taxonomy for Learning, Teaching, and Assessing: A Revision of Bloom's Taxonomy of Educational Objectives. Longman, New York.
- Beer, M./Finnström, M./Schrader, D. (2016):** Why Leadership Training Fails—and What to Do About It. Retrieved from <https://hbr.org/2016/10/why-leadership-training-fails-and-what-to-do-about-it>. Accessed: May 25, 2022.
- Beier, M. E. (2021):** Life-Span Learning and Development and Its Implications for Workplace Training. *Current Directions in Psychological Science*, 31(1), 56–61. <https://doi.org/10.1177/09637214211003891>
- Bersin, J. (2018):** New Research Shows „Heavy Learners“ More Confident, Successful, and Happy at Work. Retrieved from <https://www.linkedin.com/pulse/want-happy-work-spend-time-learning-josh-bersin/>. Accessed: May 30, 2022.
- Bodem-Schrötgens, J./Reich, A./Schaninger, B./Sharma, K. (2021):** Three keys to building a more skilled postpandemic workforce. Retrieved from: <https://www.mckinsey.com/business-functions/people-and-organizational-performance/our-insights/three-keys-to-building-a-more-skilled-postpandemic-workforce>. Accessed: July 20, 2022.
- Carpenter, S. K./Cepeda, N. J./Rohrer, D./Kang, S. H. K./Pashler, H. (2012):** Using Spacing to Enhance Diverse Forms of Learning: Review of Recent Research and Implications for Instruction. *Educational Psychology Review*, 24(3), 369–378. <https://doi.org/10.1007/s10648-012-9205-z>
- Cepeda, N. J./Vul, E./Rohrer, D./Wixted, J. T./Pashler, H. (2008):** Spacing effects in learning: a temporal ridge of optimal retention. *Psychological Science*, 19(11), 1095–1102. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2008.02209.x>
- Cepeda, N. J./Pashler, H./Vul, E./Wixted, J. T./Rohrer, D. (2006):** Distributed Practice in Verbal Recall Tasks: A Review and Quantitative Synthesis. *Psychological Bulletin*, 132(3), 354–380. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.132.3.354>
- Clark, R. C./Mayer, R. E. (2016):** e-Learning and the science of instruction (4th ed.). Hoboken, NJ: Wiley.
- Ellis, P. F./Kuznia, K. D. (2014):** Corporate Elearning Impact On Employees. *Global Journal of Business Research*, 8(4), 1–15.
- Gartner (2018):** Employee expectations of work changes resulting from digitalization. Retrieved from: <https://www.gartner.com/en/human-resources/role/learning-development>. Accessed: May 22, 2022.
- Ryu, G./Moon, S. G. (2019):** The effect of actual workplace learning on job satisfaction and organizational commitment. *Journal of Workplace Learning*, 31(8), 481–497. <https://doi.org/10.1108/JWL-05-2019-0061>.
- Spielman, R./Dumper, K./Jenkins, W./Lacombe, A./Lovett, M./Perlmutter, M. (2018):** Memory. In R. E. West, *Foundations of Learning and Instructional Design Technology: The Past, Present, and Future of Learning and Instructional Design* (pp. 71–79). EdTech Books. Retrieved from: <https://edtechbooks.org/lidfoundations/memory>.
- Vlach, H. A./Bredemann, C. A./Kraft, C. (2019):** To mass or space? Young children do not possess adults' incorrect biases about spaced learning. *Journal of Experimental Child Psychology*, 183, 115–133. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2019.02.003>
- Zahidi, S. (2020):** We need a global reskilling revolution – here's why. Retrieved from: <https://www.weforum.org/agenda/2020/01/reskilling-revolution-jobs-future-skills/> Accessed: October 9, 2021.
-



HANAN KONDRATJEW

Wissenschaftliche Mitarbeiterin, Lehrstuhl für
BWL, insb. Management
Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf
E-Mail: hanan.kondratjew@hhu.de
<https://www.management.hhu.de/>



PROF. DR. ANDREAS ENGELEN

Professur für Management am Lehrstuhl für
BWL, insb. Management
Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf
E-Mail: andreas.engelen@hhu.de
<https://www.management.hhu.de/>

SUMMARY

Research question: Does the instructional method of spaced learning cause better learning in a work-based e-learning environment?

Methodology: Two field experiments with 437 participants to test eight research hypotheses.

Practical implications: Spaced learning was found to significantly increase learning outcomes in real-world settings, however primarily for factual rather than process knowledge. Learners also overwhelmingly prefer spaced, interactive and guided learning sessions. These findings can be used by e-learning developers and managers to better target learning budgets.

Wie Sie die Aussagekraft von Mitarbeiterbefragungen erhöhen können

Von Prof. Dr. Torsten Biemann (Universität Mannheim) und Prof. Dr. Heiko Weckmüller (Hochschule Koblenz)

Weniger als fünf Sekunden brauchen Teilnehmende im Durchschnitt, um eine Standardfrage in einem Fragebogen zu beantworten. Verständliche Formulierungen und ein effizientes Fragebogendesign sind deswegen bedeutsam, um eine hohe Rücklaufquote und aussagekräftige Ergebnisse zu erhalten. Neuere Ansätze wie Continuous Listening oder Pulse-Befragungen sollen zudem helfen, die Einstellungen und Einschätzungen der Mitarbeitenden häufiger zu erfassen und Änderungen der Stimmung und Sorgen der Belegschaft zeitnah zu erkennen. Oftmals werden die Fragebögen innerhalb der Organisation entwickelt, was auch durchaus möglich und sinnvoll ist. Gerade bei Eigenkonstruktionen gibt es aber einige Hürden und Probleme, auf die geachtet werden sollte.

In diesem Beitrag gehen wir deshalb auf wichtige Fragen bei der Entwicklung von Mitarbeiterbefragungen ein. Wir nehmen Skalen zu Einstellungen und Einschätzungen in den Fokus, da diese die meisten Probleme bei der Entwicklung der Befragung beinhalten. Die folgenden Abschnitte greifen insgesamt acht Fragen auf, von der Entwicklung der Items bis hin zur Erhöhung der Rücklaufquote.

Wo finde ich existierende Skalen?

Sie müssen bei der Fragebogenkonstruktion das Rad nicht neu erfinden und können für die Messung auf existierende Fragen und Skalen zurückgreifen. Das erleichtert die Fragebogenkonstruktion gleich auf mehrfache Weise. Erstens konnte bei validierten Skalen bereits gezeigt werden, dass sie zur Erfassung des Konstrukts funktionieren. Ein umfangreiches Testen wie bei selbst entwickelten Skalen bzw. das Risiko nicht funktionierender Skalen entfällt weitestgehend. Zweitens können existierende Skalen die Argumentation innerhalb der Organisation erleichtern. Oftmals entdecken verschiedenste Stakeholder in der Organisation bei der Abstimmung einer Mitarbeiterbefragung ihre Expertise in der Fragenbogenkonstruktion und schlagen alternative Formulierungen vor. Die Verwendung einer existierenden Skala kann helfen, wenig zielführende Diskussionen zu Fragenformulierungen zu verkürzen, da die Skala in der vorliegenden Form validiert wurde und eben nicht einfach verändert werden sollte. Zu-

dem erleichtert die Verwendung von existierenden Skalen die Interpretation der Ergebnisse, sofern bereits vergleichbare Ergebnisse aus anderen Unternehmen öffentlich vorliegen. Antworten zur Vergütung und Vergütungsgerechtigkeit fallen meist schlecht aus, sodass aus dem Vergleich der Antworten innerhalb eines Fragebogens fehlerhafte Rückschlüsse zu erwarten sind.

Leider gibt es keine einzelne Quelle, in der man alle relevanten Skalen finden kann, dazu gibt es einfach zu viele. Wir möchten aber zwei Wege vorschlagen, über die Sie eigentlich für jedes relevante Konstrukt existierende Skalen finden sollten. Eine erste Anlaufstelle ist die Übersicht im Handbook of Management Scales (https://en.wikibooks.org/wiki/Handbook_of_Management_Scales). Dort gibt es eine Auswahl an Skalen, die aber weit von einer Vollständigkeit entfernt ist. Zweitens können Sie über Google Scholar nach Skalen suchen, indem Sie neben dem englischen Namen des Konstrukts (z. B. Engagement oder Psychological Safety) noch scale oder measurement als Suchbegriff eingeben.

Was ist bei eigenen Fragenformulierungen zu beachten?

Wir raten explizit davon ab, eigene Fragen zu entwickeln, wenn bereits Skalen zur Messung existieren. Die Entwicklung und Validierung einer Skala ist ein umfangreicher Prozess, der nicht durch eine Brainstorming Session ersetzt werden kann, in der man sich schnell ein paar Fragen ausdenkt. Der wissenschaftliche Prozess zur Skalenentwicklung ist sehr schön in Hinkin (1998) beschrieben, in der Personalmanagementpraxis wird dieser umfangreiche Prozess allerdings in den seltensten Fällen umsetzbar sein. Auf jeden Fall sollten Sie aber bei der Fragenformulierung einen Blick auf die Verständlichkeit haben. Hardy und Ford (2014) unterscheiden drei Fehlerarten beim Verständnis einzelner Fragen: erstens Fehler beim Verstehen der Instruktionen (instructional miscomprehension), zweitens Fehler beim Verstehen der Frage (sentential miscomprehension) und drittens Fehler beim Verstehen einzelner Wörter oder Phrasen (lexical miscomprehension). Empfehlungen der Autoren sind u. a. (vgl. Hardy/Ford, 2014, S. 154-156):

- ▶ Vermeidung vager quantitativer Formulierungen wie viel oder oft

- ▶ Vermeidung von Wörtern mit unterschiedlichen Bedeutungen wie Glück
- ▶ Pretests zur Vermeidung von Verständnisproblemen und Deckeneffekten (fast alle Teilnehmenden stimmen zu).

Wie viele Antwortoptionen sollten verwendet werden?

Bei den meisten Fragen zu Einstellungen und Einschätzungen der Mitarbeiter gibt es keine fest vorgegebene Anzahl von Antwortmöglichkeiten, und es bestehen Freiheitsgrade bei der Fragebogenentwicklung, wie viele Antwortoptionen letztlich angeboten werden. Ein klassisches Beispiel einer Likert-Skala beinhaltet bspw. die folgenden fünf Optionen: (1) stimme überhaupt nicht zu; (2) stimme nicht zu; (3) weder noch; (4) stimme zu; (5) stimme völlig zu. Aber wie viele Antwortmöglichkeiten sollten geboten werden, um Mitarbeitenden hinreichend viel Spielraum bei den Antworten zu geben, sie gleichzeitig aber nicht zu überfordern? Und sollte die Anzahl der Antwortoptionen gerade sein, damit Teilnehmende gezwungen sind, zumindest eine Tendenz auszudrücken, oder sollte über eine ungerade Anzahl von Antwortoptionen eine mittlere Kategorie enthalten sein? Verschiedene Studien haben untersucht, welche Anzahl von Antwortoptionen die besten Ergebnisse liefert. Simms und Kollegen (2019) bspw. untersuchen Skalen mit zwei bis elf Antwortoptionen und stellen fest, dass sechs Antwortoptionen die präzisesten Ergebnisse liefert, die Unterschiede zu fünf oder sieben Antwortoptionen aber eher marginal sind. Darüber hinaus können sie keine Unterschiede zwischen einer geraden und einer ungeraden Anzahl an Antwortoptionen finden. Zu ähnlichen Ergebnissen kommen auch Lee und Paek (2014), die keine nennenswerten psychometrischen Unterschiede für Items mit vier, fünf oder sechs Antwortoptionen finden. Interessant ist ein weiteres Ergebnis von Simms et al. (2019), die ebenfalls Skalen mit Schieberegler („visual analog scales“) untersuchen. Wenn Teilnehmende ihre Einschätzung zwischen Ablehnung und Zustimmung feinstufig über einen Schieberegler abgeben können, sind die Ergebnisse so gut wie bei sechs Antwortoptionen – nicht besser, aber auch nicht schlechter. Insgesamt gibt es also keine einzelne Empfehlung für eine bestimmte Anzahl an Antwortoptionen, da die psychometrische Qualität der Antworten mit vier bis sieben Antwortoptionen vergleichbare Ergebnisse liefert. Weniger als vier oder mehr als sieben Optionen werden dagegen nicht empfohlen.

Wie sollten die Antwortoptionen beschriftet sein?

Neben der Anzahl ist auch die Beschriftung der Antwortoptionen eine häufige Frage bei der Konzeption von Mitarbeiterbefragungen. Sollte z. B. die höchste Zustimmung über „stimme voll zu“, „stimme stark zu“ oder „stimme zu“ eingefangen werden? Ein gängiger Kritikpunkt ist, dass die verschiedenen Optionen nicht gleichmäßig verteilt (sondern nur ordinalskaliert) sein könnten und deswegen eine spätere Analyse mit den gän-

gigen statistischen Verfahren schwierig sei, da diese in der Regel ein metrisches Skalenniveau unterstellen, sozusagen die Abstände zwischen den einzelnen Antwortoptionen genau gleich sein müssen. Eine hilfreiche Studie ist von Casper et al. (2020), in der für verschiedene Fragentypen eine empirische Analyse möglicher Antwortoptionen vorgenommen wird, um so eine Entscheidungshilfe für die Beschriftung der Skalen zu liefern. Eine umfassende Übersicht ist im Appendix von Casper et al. (2020) aufgeführt. Wir haben daraus in Abbildung 1 beispielhaft eine Auswahl möglicher Skalenanker einer fünfstufigen Skala für unterschiedliche Zwecke zusammengestellt. Fragen zur Zustimmung (agreement; z. B. „I enjoy my job.“) sind in Forschung und Praxis am häufigsten, gefolgt von Fragen nach der Anzahl (amount; z. B.: „How much effort do you put into your job at work?“) und Fragen nach der Häufigkeit (frequency; z. B.: „You speak positively of your job with someone outside of work.“). In der Abbildung sind für jede Kategorie fünf Antwortoptionen dargestellt. Entscheidet man sich z. B. für sieben Antwortoptionen, so sollten die zwei zusätzlichen Optionen nicht einfach zwischen je zwei bestehende Antwortoptionen gepresst werden, sondern – um ungefähr gleiche Abstände zwischen allen Antwortoptionen zu erhalten – ein insgesamt angepasstes Set an Antwortoptionen verwendet werden.

Wie viele Fragen brauche ich zur Messung eines Konstrukts?

Einige existierende Skalen besitzen eine abschreckend hohe Anzahl an Items, sodass eine Kürzung dieser Skalen für die Mitarbeiterbefragung unvermeidlich erscheint. Wenn Sie weniger Items als in der Originalskala verwenden, besteht allerdings

Abb. 1: Beispiele für Sets von Antwortoptionen

Agreement	Amount	Frequency	Judgment	Similarity
Strongly disagree	None	Never	Dislike extremely	To no extent like me
Moderately disagree	A little of	Seldom	Dislike moderately	A little like me
Neutral	Some	Some of the time	Neutral	Neither like me nor unlike me
Moderately agree	Much	Frequently	Preferred	Very like me
Strongly agree	All	Always	My favorite	Identical to me

Quelle: Eigene Darstellung basierend auf Casper et al. (2020)

die Gefahr, dass die Reliabilität der Messung schlechter wird oder Sie einzelne Facetten des Konstrukts nicht mehr erfassen können. Wie viele Fragen Sie für die Messung einzelner Konstrukte verwenden sollten, hängt von zwei Faktoren ab: Erstens ist der Inhalt des Konstrukts relevant, denn gerade sehr einfache und eindimensionale Konstrukte lassen sich über sehr wenige Items messen. Tatsächlich gibt es einige Konstrukte, die sich sogar recht gut über ein einzelnes Item erfassen lassen. Wanous, Reichers und Hudy (1997) bspw. zeigen, dass ein Item zur Messung von Arbeitszufriedenheit schon ganz gut funktioniert. Für gängige Konstrukte wurden auch schon gut funktionierende Kurzskalen entwickelt, bspw. die drei Fragen umfassende Kurzskala zu Work Engagement (UWES-3; Schaufeli et al., 2017). Zweitens sollte die Bedeutung des Konstrukts im Fragebogen bei der Entscheidung über die Skalenlänge in der Mitarbeiterbefragung bedacht werden. Ist die Erfassung zentral, sollten entsprechend mehr Items verwendet werden.

Wie lang sollte der Fragebogen sein?

Ein sehr langer Fragebogen ist schwer in der Organisation umsetzbar und liefert tatsächlich durch eine reduzierte Aufmerksamkeit und Teilnahmebereitschaft nicht unbedingt bessere Ergebnisse. Eine einfache Regel zur maximalen Länge einer Mitarbeiterbefragung existiert aber nicht, da sie von sehr vielen Faktoren abhängig ist, bspw. der wahrgenommenen Bedeutung der Mitarbeiterbefragung in der Organisation oder der Unterstützung durch die Unternehmensführung. Die ungefähre Dauer der Beantwortung lässt sich über einen kleinen Pretest ermitteln oder über die Anzahl der Fragen abschätzen, bei der Sie fünf bis zehn Sekunden pro Item kalkulieren können. Bei Online-Fragebögen ist zudem ein modularer Aufbau leicht umsetzbar, bei dem ein Kern der Fragen für alle Teilnehmenden identisch ist, einzelne Module dagegen nur von Teilen der Belegschaft beantwortet werden.

Wie kann ich feststellen, ob ehrlich und aufmerksam geantwortet wird?

Mitarbeitende könnten beim Fragebogen „durchklicken“, ohne die Fragen überhaupt zu lesen, oder bei kritischen Fragen unehrlich antworten. Einige bereits genannte Faktoren im Design des Fragebogens können dieses unerwünschte Verhalten etwas vermeiden, z. B. über einen kurzen Fragebogen, in dem die Anonymität der Teilnehmenden gewährleistet wird. Zusätzlich gibt es verschiedene Techniken, Teilnehmende zu identifizieren, die unachtsam antworten. Erstens können Items verwendet werden, welche die Aufmerksamkeit der Teilnehmenden testen, sog. attention check items. Antworten auf Items wie z. B. „I have never used a computer“ oder „respond with strongly disagree for this item“ sind Beispiele, allerdings in Mitarbeiterbefragungen begrenzt sinnvoll, da sie im organisationalen Setting befremdlich auf Teilnehmende wirken könnten. Gut

umsetzbar dagegen sind einzelne Items mit umgedrehter Skala (reverse-coded items), bei denen eine starke Zustimmung eine niedrige Ausprägung bedeutet. Im Kurzfragebogen zu den Big-5-Persönlichkeitsdimensionen von Ramstedt und John (2007) bspw. schätzen die Teilnehmenden ein: „I see myself as someone who is outgoing, sociable“ sowie „I see myself as someone who is reserved“. Beide Items messen Extraversion, allerdings bedeutet die Zustimmung zum zweiten Item eine niedrige Ausprägung. Wenn nun Teilnehmende zu beiden Items voll zustimmen oder voll ablehnen, haben sie vermutlich nicht aufmerksam geantwortet. Zweitens gibt es einige statistische Techniken, um unaufmerksame Teilnehmende zu identifizieren (Curran, 2016). Ein sehr einfaches Maß ist z. B. der Longstring-Index, bei dem die maximale Länge identischer Antworten für jeden Teilnehmenden berechnet wird. Klickt jemand bspw. 20 mal nacheinander auf „5 - stimme voll zu“, beträgt dessen Longstring-Wert 20. Teilnehmende mit sehr hohen Werten könnten dann von weiteren Analysen ausgeschlossen werden, da ein unachtsames Ausfüllen wahrscheinlich ist.

Wie kann ich die Rücklaufquote erhöhen?

Eine hohe Rücklaufquote ist immer wünschenswert, da sich mit steigender Teilnehmerzahl die Möglichkeit genauerer statistischer Analysen wie auch die Repräsentativität der Stichprobe erhöht. Zudem bestehen viele Betriebsräte darauf, dass Auswertungen auf Team- oder Abteilungsebene erst ab einer Mindestteilnehmerzahl erfolgen. Einen Überblick zu den Faktoren, die auf die Rücklaufquote einwirken, geben Fan und Yan (2010). Sie können verschiedene Faktoren identifizieren, die positiv auf die Rücklaufquote wirken, unterteilt in Faktoren bei der Entwicklung des Fragebogens (z. B. kurze Fragebögen und interessante Themen), bei der Durchführung (z. B. Anreize und Verlosungen) sowie beim Ausfüllen durch die Teilnehmer (z. B. wahrgenommener Nutzen durch die Teilnehmer). Die schon zuvor empfohlenen Pretests helfen auch bei der Erhöhung der Rücklaufquote. Für einen Überblick zu Trends und erwarteten Rücklaufquoten empfehlen wir Holtom et al. (2022).

Bei Mitarbeiterbefragungen könnte zusätzlich ein non-response bias wirken, dass z. B. gerade sehr unzufriedene Mitarbeitende den Fragebogen beantworten und so das Gesamtbild verzerrt wird. Es ist kaum möglich, solche Verzerrungen generell auszuschließen. Ein schneller Weg, um zu überprüfen, ob tatsächlich ein verzerrtes Bild entsteht, ist die Analyse der Zeitpunkte, zu denen die Antworten eingegangen sind. Es ist zu vermuten, dass über bestimmte Aspekte sehr verärgerte Mitarbeitende nicht lange warten und die Befragung direkt angehen. Vergleicht man nun die Gruppe derjenigen, die am ersten Befragungstag geantwortet hatten, mit späteren Antworten, können daraus Indizien für einen non-response bias abgeleitet werden. Ein Vergleich der demografischen Charak-

teristika in der gesamten Organisation mit den Charakteristika der Stichprobe kann ebenfalls hilfreiche Erkenntnisse liefern, z. B. ob verstärkt Mitarbeitende einer Altersgruppe teilgenommen haben.

Zusammenfassung und Schlussfolgerungen

- ▶ Greifen Sie, sofern möglich, auf existierende Fragebögen zurück, die wissenschaftlich validiert sind.
- ▶ Fünf bis sieben Antwortoptionen sind optimal. Ob die Anzahl gerade oder ungerade ist, ist nicht wichtig. Feinstufigere und benutzerfreundliche Einstufungen über „Schieberegler“ führen zu qualitativ ähnlichen Ergebnissen.
- ▶ Der eigentlichen Befragung sollte ein Pretest mit 20 bis 30 Teilnehmern vorgeschaltet werden.



PROF. DR. TORSTEN BIEMANN

Lehrstuhl für Personalmanagement und Führung

Universität Mannheim

E-Mail: biemann@bwl.uni-mannheim.de

<http://biemann.bwl.uni-mannheim.de>



PROF. DR. HEIKO WECKMÜLLER

Professur Human Resources

Hochschule Koblenz

Rheinahrampus Remagen

E-Mail: weckmueller@rheinahrampus.de

www.hs-koblenz.de

LITERATURVERZEICHNIS

- Casper, W./Edwards, B. D./Wallace, J. C./Landis, R. S./Fife, D. A. (2020):** Selecting response anchors with equal intervals for summated rating scales. *Journal of Applied Psychology*, 105(4), 390.
- Curran, P. G. (2016):** Methods for the detection of carelessly invalid responses in survey data. *Journal of Experimental Social Psychology*, 66, 4-19.
- Fan, W./Yan, Z. (2010):** Factors affecting response rates of the web survey: A systematic review. *Computers in Human Behavior*, 26(2), 132-139.
- Hardy, B./Ford, L. R. (2014):** It's Not Me, It's You – Miscomprehension in Surveys. *Organizational Research Methods*, 1094428113520185.
- Hinkin, T. R. (1998):** A brief tutorial on the development of measures for use in survey questionnaires. *Organizational Research Methods*, 1(1), 104-121.
- Holtom, B./Baruch, Y./Aguinis, H./Ballinger, G. A. (2022):** Survey response rates: Trends and a validity assessment framework. *Human Relations*, 75(8), 1560-1584.
- Lee, J./Paek, I. (2014):** In search of the optimal number of response categories in a rating scale. *Journal of Psychoeducational Assessment*, 32(7), 663-673.
- Rammstedt, B./John, O. P. (2007):** Measuring personality in one minute or less: A 10-item short version of the Big Five Inventory in English and German. *Journal of Research in Personality*, 41(1), 203-212.
- Schaufeli, W. B./Shimazu, A./Hakanen, J./Salanova, M./De Witte, H. (2017):** An ultra-short measure for work engagement. *European Journal of Psychological Assessment*.
- Simms, L. J./Zelazny, K./Williams, T. F./Bernstein, L. (2019):** Does the number of response options matter? Psychometric perspectives using personality questionnaire data. *Psychological Assessment*, 31(4), 557-566.
- Wanous, J. P./Reichers, A. E./Hudy, M. J. (1997):** Overall job satisfaction: how good are single-item measures? *Journal of Applied Psychology*, 82(2), 247.

Das Impostor-Phänomen

Tewfik, B. A. (Massachusetts Institute of Technology): The impostor phenomenon revisited: Examining the relationship between workplace impostor thoughts and interpersonal effectiveness at work, *Academy of Management Journal*, 65(3), 988-1018, 2022, <https://doi.org/10.5465/amj.2020.1627>

Jetzt fliege ich auf und alle merken, dass ich eigentlich gar nichts kann.“ Viele Menschen kennen solche Gedanken, stellen ihre Kompetenz im Laufe ihres Arbeitslebens einmal infrage. Die Überzeugung ein Hochstapler zu sein, dessen Kompetenz massiv von anderen überschätzt wird, wird als Impostor-Phänomen oder „Hochstapler-Syndrom“ bezeichnet. In Wissenschaft und Praxis steht bei der Beschreibung des Impostor-Phänomens das negative emotionale Erleben im Mittelpunkt – insbesondere die Angst davor, „entlarvt“ zu werden.

Für Basima Tewfik ist es daher nicht überraschend, dass das Impostor-Phänomen mit einer Reihe negativer Folgen für die betreffende Person in Verbindung gebracht wird, wie z. B. einem geringeren Selbstwert oder selbstbeeinträchtigenden Verhaltensweisen („Self-Handicapping“). Sie plädiert für eine ausgewogenere Sicht. Zentral für das Impostor-Phänomen sei der Gedanke, dass andere einem mehr Fähigkeiten zuschreiben als man selbst. Dieser Gedanke könnte auch Vorteile haben. Tatsächlich könnten Personen mit Hochstaplergedanken von anderen als zwischenmenschlich kompetenter wahrgenommen werden, so Tewfik. Sie erklärt diese Annahme damit, dass Hochstaplergedanken eine Bedrohung für den Selbstwert darstellen. Indem sich Personen mit Hochstaplergedanken stärker auf andere fokussieren, könnten sie ihr Selbstwertgefühl wiederherstellen: Der Fokus auf andere bietet einen Weg zum Erfolg in einem anderen Bereich als dem der arbeitsbezogenen Kompetenz – nämlich im zwischenmenschlichen Bereich. Dies sollte sich wiederum im zwischenmenschlichen Verhalten der betreffenden Person ausdrücken, z. B. in Form von vermehrten Fragen an die andere Person oder mehr Augenkontakt. Dadurch sollten sie von anderen als besonders kooperativ und in der Zusammenarbeit angenehm wahrgenommen werden.

Zur Überprüfung ihrer Annahmen führte Tewfik insgesamt zwei Feldstudien und zwei Experimente durch. In einer ihrer Feldstudien zeigte sich, dass angehende Ärztinnen und Ärzte mit stärker ausgeprägten Hochstaplergedanken ihren Fokus in einer Simulation mehr auf die Patienten richteten und von diesen im Anschluss als zwischenmenschlich kompetenter (z. B. empathischer) eingeschätzt wurden. Ein negativer Spillover-Effekt von Hochstaplergedanken auf die Leistung in Form der korrekten Diagnosestellung wurde hingegen nicht gefunden.

In den Experimentalstudien versuchte Tewfik, die Wirkrichtung der Zusammenhänge und deren zugrunde liegenden Mechanismen zu überprüfen. Dafür wurde in einem der Experimente eine Gruppe von Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmern gebeten, sich an eine Situation bei der Arbeit zu erinnern, in der sie glaubten, dass andere ihre Kompetenzen überschätzten. Die Teilnehmenden der Kontrollgruppe erinnerten sich hingegen lediglich daran, was sie am vergangenen Tag zu Mittag gegessen hatten. Im Anschluss sollten sich die Teilnehmenden beider Gruppen vorstellen, dass sie sich für eine Beförderung bewerben, die sie wirklich wollten, und das Bewerbungsgespräch selbst gestalten könnten.

Ihre Aufgabe bestand nun darin, Fragen auszuwählen, die sie in dem Bewerbungsgespräch stellen („Wie sieht Ihrer Meinung nach Erfolg in dieser Position aus?“) oder aber beantworten möchten (z. B. „Was empfinden Sie als besonders herausfordernd an Ihrer derzeitigen Arbeitsstelle?“). Es zeigte sich, dass die Personen, die sich zuvor an eine Arbeitssituation erinnerten, in der sie Hochstaplergedanken hatten, im Vergleich zur Kontrollgruppe mehr Fragen auswählten, die sie selbst stellen wollten – ein Zeichen dafür, dass sie sich stärker auf andere fokussierten. Tatsächlich wurden sie auf Grundlage der ausgewählten Fragen von einer weiteren Gruppe Teilnehmer mit Führungserfahrung im Vergleich zur Kontrollgruppe für zwischenmenschlich kompetentere Bewerberinnen und Bewerber gehalten. Ein Einfluss auf die Bewerberauswahl als mögliche kompetenzbezogene Auswirkung konnte hingegen nicht gefunden werden.

Insgesamt sprechen die Ergebnisse aller vier Studien dafür, dass das Impostor-Phänomen nicht nur – wie bisher allgemein angenommen – ungünstige Auswirkungen hat, sondern im zwischenmenschlichen Bereich auch positive Auswirkungen haben kann. Diese möglichen Vorteile von Hochstaplergedanken werden jedoch nur dann ersichtlich, wenn das Impostor-Phänomen nicht auf das Erleben negativer Emotionen reduziert wird. Vielmehr müssen die Auswirkungen der Hochstaplergedanken an sich (und z. B. nicht nur möglicherweise damit einhergehende Ängste) berücksichtigt werden. Diese Überlegungen haben auch wichtige Implikationen für Praktiker und Führungskräfte. Da das Impostor-Phänomen auch positive Auswirkungen haben kann, sollte die Empfehlung, Hochstaplergedanken an sich zu überwinden, nicht mehr uneingeschränkt gelten. Vielmehr sollten organisationale Maßnahmen darauf abzielen, Mitarbeitenden zu helfen, negative Emotionen, die mit Hochstaplergedanken einhergehen, zu reduzieren. Dies gilt aber nur, wenn es für die Mitarbeitenden auch Möglichkeiten gibt, von den zwischenmenschlichen Vorteilen zu profitieren.

Besprochen von Maie Stein, Arbeitsbereich Arbeits- und Organisationspsychologie und Center for Better Work, Universität Hamburg

Growth Mindset im Arbeitskontext

Benjamin A. Rogers, Jessica Siegel Christian (University of North Carolina), **Remy E. Jennings** (Florida State University), & **Klodiana Lanaj** (University of Florida): Growth Mindset at Work: Will Employees Help Others to Develop Themselves? *Academy of Management Discoveries*, forthcoming, 1-58.

Der Begriff des Growth Mindsets, geprägt vor allem durch Carol Dweck, steht für die Überzeugung, dass unsere Intelligenz und unsere persönlichen Fähigkeiten nicht angeboren und unveränderlich sind (Fixed Mindset), sondern entwickelt werden können. Die meisten Growth-Mindset-Studien wurden im schulischen Kontext durchgeführt und untersuchen die Wirksamkeit von Interventionen, ein Growth Mindset zu fördern und schulische Leistungen zu steigern – was eine aktuelle Metaanalyse diesen Interventionen auch attestiert. Dabei stehen relativ geringe Effektstärken dem Umstand gegenüber, dass es sich bei diesen Interventionen meist um simple, wenig zeit- und ressourcenaufwendige Maßnahmen handelt. Eine klassische Growth-Mindset-Intervention basiert darauf, in Textform Evidenz für die Veränder- und Formbarkeit von Intelligenz zu präsentieren und über die schriftliche Auseinandersetzung mit diesen Informationen einen Wandel in der Überzeugung hin zu einem Growth Mindset herbeizuführen. Auch im organisationalen Kontext hat das Konzept Einzug gefunden – neben Growth-Mindset-Interventionen hat Microsofts CEO Satya Nadella u. a. Personalauswahl und Performance Reviews auf persönliches Wachstum und kontinuierliches Lernen ausgerichtet. Auf Unternehmen angewendet, in denen die Arbeit stark interdependent ist und Zusammenarbeit und gegenseitige Unterstützung und Hilfe elementar sind, birgt eine Growth-Mindset-Orientierung jedoch das Risiko, dass eben jene Verhaltensweisen darunter leiden, wenn der Fokus von Mitarbeitern zu sehr auf sich selbst gelenkt wird (individuelles Lernen, Selbstoptimierung). Auf der anderen Seite könnte eine Growth-Mindset-Orientierung aber auch die Zusammenarbeit und gegenseitige Unterstützung anregen, weil der Austausch mit anderen – durch die Überzeugung, persönliche Merkmale und Fähigkeiten seien veränderlich und formbar – als fruchtbarer wahrgenommen wird.

In einer Reihe von explorativen Studien sind Rogers und Kollegen dem nachgegangen und haben sich dabei spezifisch auf das Work Growth Mindset von Mitarbeitern konzentriert – der Überzeugung, dass berufliche Fähigkeiten, wie bspw. Verhandlungen führen und Netzwerken, veränderlich sind und entwickelt werden können. Anders als lange angenommen

deutet die Studienlage nämlich mittlerweile darauf hin, dass es nicht ein Growth Mindset gibt, welches alle Lebensbereiche gleichermaßen dominiert, sondern neben einer grundlegenden Tendenz, Fähigkeiten eher als fix versus formbar zu betrachten (generelles Growth Mindset), Growth Mindsets für bestimmte Lebens-/Lernbereiche existieren. Die Autoren konzipierten auf Basis der Literatur eine Growth-Mindset-Intervention, die darauf beruht, dass Mitarbeiter sich damit auseinandersetzen, welche Gelegenheiten ihnen ihre Arbeit zu persönlicher Entwicklung und Wachstum bietet, und in wenigen Sätzen schriftlich festhalten, welche dies sind und wie diese ihnen helfen. Auf Basis einer ersten Studie konnten Rogers und Kollegen zeigen, dass ihre Work-Growth-Mindset-Intervention die Bereitschaft zu Hilfeverhalten fördert, und dies insbesondere für Hilfeleistungen wie bspw. Mentoring, die für beide Seiten Potenzial zu Lernen und Entwicklung bieten. In Folgestudien untersuchten die Autoren mögliche Mechanismen, über die dieser Effekt zustande kommt. Dabei fanden sie heraus, dass die Work-Growth-Mindset-Intervention durch drei Mechanismen die Bereitschaft, Kollegen zu helfen, anregt: Über eine stärkere Internalisierung der Interessen und Ziele des Hilfeempfängers, über die Wahrnehmung des Hilfeverhaltens als Win-Win-Situation, und über eine stärkere Assoziation des Hilfeverhaltens mit positiven Emotionen. Diese Befunde deuten darauf hin, dass ein Work Growth Mindset das Entwicklungspotenzial, das Hilfe und Unterstützung von Kollegen – für beide Seiten – bietet, stärker in den Fokus der Aufmerksamkeit rückt und attraktiver erscheinen lässt.

Ein Growth Mindset unterminiert also nicht Hilfeverhalten gegenüber Kollegen, sondern kann dieses sogar verstärken. Allerdings ist die von Rogers und Kollegen entwickelte Intervention nur bedingt dazu geeignet, ein (Work) Growth Mindset innerhalb von Unternehmen zu fördern – eine der Studien deutet auf eine sehr kurzfristige Wirksamkeit der Intervention hin. Unabhängig von der konkreten Growth-Mindset-Intervention müssen ohnehin weitreichendere Maßnahmen ergriffen werden, um in Unternehmen eine Growth-Mindset-Orientierung auf möglichst vielen Ebenen zu etablieren. Wichtige Ansatzpunkte, auch wenn es hierzu weiterer Forschung bedarf: Zum einen könnten Führungskräfte als potenzielle Moderatoren der Wirksamkeit von Growth-Mindset-Interventionen dienen; zum anderen – und darauf deutet eine der Studien von Rogers und Kollegen auch hin – sollten Work-Growth-Mindset-Interventionen für Personen wirksamer sein, die grundsätzlich eher davon überzeugt sind, dass sich persönliche Fähigkeiten entwickeln lassen (generelles Growth Mindset), mit entsprechenden Implikationen für die Personalauswahl und -entwicklung.

Besprochen von Dr. Benjamin Krebs, Lehrstuhl International Business, Universität Paderborn.

Werden bestimmte Führungspersönlichkeiten eher berühmt?

Lovelace, J. B. (University of Virginia), **Bundy, J.** (Arizona State University), **Pollock, T. G.** (University of Tennessee), **Hambrick, D. C.** (The Pennsylvania State University): The push and pull of attaining CEO celebrity: A media routines perspective. *Academy of Management Journal*, 65(4), 1169-1191, 2022.

Während neuere Studien den Einfluss von Topführungs-kräften wie dem Chief Executive Officer (CEO) auf den Unternehmenserfolg, bestimmte Unternehmensstrategien durch Führungskräfte oder das Matching von bestimmten CEOs in bestimmte Firmen untersuchen, liegen verhältnismäßig wenige Studien über die dahinterliegenden Gründe vor. Die Autoren der hier vorgestellten Studie bieten in ihrem Artikel das Konstrukt der „CEO Celebrity“ (CEO-Prominenz), definiert als „Ausmaß positiver emotionaler Antwort des CEO durch ein breites Publikum“, als eine (weitere) Erklärungsmöglichkeit an. Folglich stellt sich die Frage: Warum werden einige CEOs prominent, während einige andere Topführungs-kräfte mit ähnlichen Charakteristika und Erfolgen dies nicht werden?

Der Hauptbeitrag der Autoren liegt vor allem in der Etablierung einer „Push“- und „Pull“-Theorie sowie deren Kombination für das CEO-Celebrity-Konstrukt, in dem Journalisten CEOs als einzigartig im Sinne von Risk Taker, Underdog oder Trendsetter darstellen (pull). Demnach seien „strategic non-conformative“ CEOs solche, die sich vom (Industrie-)Durchschnitt abheben (inklusive demografischer Faktoren wie Geschlecht und Hautfarbe) und für die daher die Einzigartigkeit der Person im Narrativ betont werden könnte, was sich wiederum positiv auf das Konstrukt CEO Celebrity auswirke. Gleichzeitig könnten Topführungs-kräfte aktiv ihre Außenwahrnehmung verändern und dadurch im Sinne eines Eindrucksmanagements durch spezifische Taktiken ihre Wahrnehmung in der Öffentlichkeit steuern (push), so z. B. durch die intensive Nutzung von sozialen Medien, die Bereitschaft an Interviews teilzunehmen oder durch die Würdigung von Medien, die positiv über sie berichten.

Zudem besteht ein weiterer Hauptbeitrag der Autoren in der empirischen Analyse bzw. Messung von CEO Celebrity als ordinales Konstrukt (i. e. Kategorienzuordnung), das sowohl traditionelle Medienberichte über Zeitungen, Magazine und Fernsehen (z.B. New York Times, Washington Post, Wall Street

Journal, Forbes, Fortune, ABC, NBC etc.) als auch soziale Medien (Anzahl an Wikipedia-Aufrufe sowie Anzahl an Wikipedia-Änderungen im letzten Jahr) einschließt.

Nach den Autoren ist eine Kombination aus einem hohen Maß von Push-Faktoren (Selbstpromotion) und demografisch atypischen Charakteristika des CEO besonders förderlich für den CEO-Celebrity-Status, insbesondere in der höchsten Kategorie A.

Die Autoren weisen auf die möglichen negativen Konsequenzen des Konstrukts der CEO Celebrity hin. Demnach könnten zwar weibliche Topführungs-kräfte – nach Kontrolle von anderen erklärenden Variablen – den Status CEO Celebrity im Durchschnitt besser erreichen, jedoch könnte dieser exponierte Status auch als Verstärker negativer Stereotype gegenüber unterrepräsentierten Gruppen dienen. Außerdem könnten diese CEOs besonders durch den Prominentenstatus abgelenkt werden, was sie auf Dauer zu weniger effektiven Führungspersönlichkeiten machen könnte. Für HR-Mitarbeitende könnte die CEO Celebrity ein nutzbares Warnsignal (extreme Ausmaße) für aktuelle oder zukünftige CEOs darstellen. Zudem könnte das Konstrukt selbst eine Verzerrung bei der Wahl von Topführungs-persönlichkeiten sowie bei der Ausgestaltung von Verträgen (z. B. Gehalt) darstellen, die in das Bewusstsein von HR-Mitarbeitenden gehört.

Zusammenfassend weist der Artikel auf die Rolle der Medien als Gatekeeper und als billigende Instanz sozialer Normen hin, wodurch der Artikel den reinen betriebswirtschaftlichen Kontext verlässt. Auch wenn sowohl Corporate-Governance-Praktiken als auch die Medienstruktur in Europa anders sind als in den USA, ist eine gewisse Übertragbarkeit der Ergebnisse auf einen anderen Kontext wahrscheinlich.

Besprochen von Johannes Brunzel

In eigener Sache:

Wechsel im Herausbergremium der PERSONALquarterly

Bei der Fachzeitschrift PERSONALquarterly, die in der Haufe Group erscheint, gibt es einen Wechsel unter den Herausgebern. Neu im vierköpfigen Herausgeber-Board ist Professorin Dr. Claudia Buengeler, die seit 2017 den Lehrstuhl für Personal und Organisation am Institut für Betriebswirtschaftslehre der Universität Kiel innehat. Ihre Forschungsschwerpunkte liegen im Bereich Führung, Diversität und Teamarbeit. „Wir freuen uns sehr, dass wir mit Frau Professorin Claudia Buengeler eine exzellente Wissenschaftlerin gewonnen haben, die evidenzbasiert forscht und den Dialog mit der Unternehmenspraxis führt. Sie wird uns helfen, unser Wissenschaftsjournal für die Personalpraxis zusammen mit den anderen Herausgebern weiterzuentwickeln“, erläutert Reiner Straub, Herausgeber Personalmagazin bei Haufe-Lexware und verantwortlich für die Leitmedien.

Die Neubesetzung im Herausbergremium wurde erforderlich, weil Prof. Dr. Heiko Weckmüller den Wunsch hatte, sich aus der Herausgeberfunktion zurückzuziehen.

„Wir danken Professor Heiko Weckmüller, für seine Ideen und sein großes Engagement und freuen uns, dass er uns auch weiterhin als Autor zur Verfügung steht“, so Reiner Straub weiter.

PERSONALquarterly ist die älteste deutschsprachige Personalfachzeitschrift und erscheint seit 2011 bei Haufe. Zum Herausgeberkreis der Zeitschrift PERSONALquarterly gehören die Professoren Torsten Biemann (Universität Mannheim), Simone Kauffeld (Universität Braunschweig) und Rüdiger Kabst (Universität Paderborn).

Freiburg, den 28.1.2023

Neues aus Top-Journals

Folgende internationale Zeitschriften verfolgen wir für Sie regelmäßig:

- ▶ Academy of Management Journal
- ▶ American Economic Review
- ▶ Human Resource Management
- ▶ Human Resource Management Review
- ▶ Journal of Applied Psychology
- ▶ Journal of Labor Economics
- ▶ Journal of Organizational Behavior
- ▶ Journal of International Business Studies
- ▶ Journal of Political Economy
- ▶ Management Science
- ▶ Personnel Psychology
- ▶ Quarterly Journal of Economics
- ▶ Zeitschrift für Arbeits- und Organisationspsychologie

Unser Rezensenten-Team wird darüber hinaus an dieser Stelle auch richtungsweisende Veröffentlichungen aus weiteren Publikationen darstellen.

Trotz Krankheit zu Hause arbeiten?

In den Medien wird über die Arbeit zu Hause bei Krankheit diskutiert. Was diese Schlagzeilen und Meldungen für Unternehmen bedeuten, überprüft PERSONALquarterly.

Dr. Christina Guthier, Wirtschaftspsychologin in Düsseldorf

In der Wissenschaft wird das Verhalten, trotz Krankheit zu arbeiten, als Präsentismus bezeichnet. Am 5. Januar ist der Studienband „Präsentismus in einer zunehmend mobilen Arbeitswelt“¹ von der Techniker Krankenkasse (TK) erschienen. Für die TK-Studie wurden 1.233 Beschäftigte, von denen zwei Drittel mindestens einen Tag in der Woche im Homeoffice arbeiten, online zu ihrem Verhalten bei Krankheit befragt. Lediglich 17 % der Befragten gaben an, nie krank zu arbeiten. Zu Hause würde häufiger trotz Krankheit gearbeitet als im Büro, so die Studie.

Medien berichten über Arbeit trotz Krankheit

Direkt zur Veröffentlichung der Studie am 5. Januar 2023 titelte das **Handelsblatt** „Gut jeder vierte Beschäftigte arbeitet häufig trotz Krankheit.“² Die **ZEIT** zieht nach: „Viele Beschäftigte gehen krank zur Arbeit“³; und die **FAZ** schreibt: „Ein Viertel der Beschäftigten geht häufig krank zur Arbeit.“⁴ Alle drei Beiträge nahmen die wichtigsten Trends der TK-Studie auf: (1) Viele Beschäftigte greifen auf Medikamente zurück, um krank arbeiten zu können. (2) Führungskräfte arbeiten häufiger krank als Beschäftigte ohne Führungsverantwortung. (3) Frauen arbeiten häufiger, wenn sie krank sind, als Männer. (4) Jüngere Beschäftigte arbeiten häufiger krank als ältere.

Als mögliche Gründe für Präsentismus werden genannt, es fehle eine Vertretung, es bestehe keine Ansteckungsgefahr, man wolle Kolleginnen und Kollegen nicht zusätzlich belasten, es gäbe dringende Arbeitstermine oder man habe grundsätzlich Spaß an der Arbeit. Als negative Folgen von Präsentismus wurden verzögerte Genesung, mehr Fehler und Unfälle sowie allgemein verringerte Leistungsfähigkeit aufgegriffen.

Am 6. Januar 2023 griff die **Wirtschaftswoche** in ihrem Beitrag „Warum arbeiten so viele Menschen im Homeoffice, obwohl sie krank sind?“⁵ ebenfalls die TK-Studie auf. Zusätzlich wurde hier die besondere Rolle des schlechten Gewissens beleuchtet. Abhängig davon, wie schnell sich das schlechte Gewissen bei den Beschäftigten melde, fiel es Beschäftigten leichter oder schwerer, bei Krankheit zu Hause die Genesung abzuwarten und dabei nicht zu arbeiten.

Medial besteht Einigkeit darüber, dass krank zu arbeiten, sei es vor Ort oder zu Hause, keine gute Lösung ist. Für Organisationen stellt sich nun die Frage, wie es vermieden werden kann, dass Beschäftigte krank arbeiten, statt zu genesen.

Der Forschungskontext

- ▶ Seit etwa 25 Jahren wird Präsentismus zaghaft wissenschaftlich untersucht. Unter Präsentismus wird typischerweise verstanden, dass Beschäftigte gleichzeitig (1) krank sind, (2) zur Arbeit gehen und (3) Aufgaben erledigen (Aronsson et al., 2000⁶). In den letzten Jahren wächst das Interesse an Präsentismus. Unter anderem haben Brosi und Gerpott (2022⁷) jüngst den Begriff „Workahomeism“, also zu Hause arbeiten trotz Krankheit, als besondere Form von Präsentismus eingeführt.
- ▶ Internationale Forschungsergebnisse zu Arbeit trotz Krankheit sind überwiegend unter den Begriffen Presenteeism, Sick at Work und Workahomeism zu finden.
- ▶ Zentrale Fragestellungen der Forschung sind bislang z. B., warum Mitarbeitende Präsentismus zeigen, welche Faktoren das Auftreten von Präsentismus begünstigen und ob Unternehmen Präsentismus beeinflussen können.

Die Forschungslage

- ▶ Lohaus und Habermann (2019⁸) haben ein Review, also eine Übersichtsarbeit, über Präsentismus veröffentlicht. Zentrale Ergebnisse sind:
 - Es fehlt an einer einheitlichen Definition, konsistenten Messinstrumenten sowie einem umfassenden theoretischen Modell, das erklärt, warum Beschäftigte sich für Präsentismus entscheiden.
 - Aus Studien und einer Metaanalyse von Miraglia und Johns (2016⁹) sind Variablen wie Commitment, hohe Arbeitsanforderungen und personelle Unterbesetzung bekannt, mit denen Präsentismus positiv zusammenhängt. Unklar ist, ob die Variablen Ursache oder Ergebnis von Präsentismus sind.
- ▶ In der ersten Studie explizit zu Workahomeism untersuchten Brosi und Gerpott (2022¹⁰) in drei experimentellen Studien (Vignette, Critical-Incident und Intervention) an Beschäftigten,

Was können Organisationen tun, um Präsentismus oder Workahomeism zu vermeiden? Ein guter Anfang wären Führungskräfte, die selbst nicht arbeiten, wenn sie krank sind – auch nicht zu Hause.

welchen Einfluss das schlechte Gewissen (guilt) auf das Auftreten von Workahomeism hat. Die zentralen Ergebnisse sind:

- Die Befragten hatten, wenn sie zu Hause krank arbeiteten (Workahomeism), ein schlechteres Gewissen als wenn sie vor Ort arbeiteten (Präsentismus).
- Seit der Pandemie antizipierten die Befragten das schlechte Gewissen für Workahomeism als geringer als das für Präsentismus.
- Würden die Befragten darum gebeten, über die negativen Konsequenzen von Workahomeism zu reflektieren (z. B., eine längere Genesungszeit), stieg das antizipierte schlechte Gewissen.

Der Minimalkonsens

Krank zu arbeiten hängt mit Gesundheit negativ zusammen. Sowohl Motivation, als auch hohe Arbeitsbelastung können Arbeit trotz Krankheit positiv beeinflussen.

Drei offene Fragen

- ▶ Wie hängt krank zu arbeiten mit psychischer Gesundheit und Burn-out zusammen?

- ▶ Wie überträgt sich das Verhalten, krank zu arbeiten, innerhalb und außerhalb von Teams in Unternehmen?
- ▶ Wie kann krank zu arbeiten insbesondere in Unternehmen mit hoher Leistungskultur reduziert werden?

Fazit

„Mitarbeitende sollten sich die negativen Folgen von Präsentismus bzw. Workahomeism klarmachen. Sie schaden ihrer Gesundheit und helfen ihren Kolleginnen und Kollegen nur bedingt, wenn sie nicht voll einsatzfähig sind“, fasst Prof. Dr. Prisca Brosi, Professorin für Human Resource Management an der Kühne Logistics University in Hamburg, zusammen. „In einer gesunden Arbeitskultur können wichtige Aufgaben im Krankheitsfall gegenseitig übernommen werden, da sowohl die nötigen Kenntnisse als auch die Motivation zu unterstützen bestehen.“ Nicht zuletzt sei auch die Vorbildfunktion der Führungskräfte nicht zu unterschätzen.

Organisationen sind nun in der Praxis gefragt, offen mit ihren Beschäftigten zu klären, was es braucht, um im Krankheitsfall eine rasche Genesung zu ermöglichen. Neben klaren Regeln, die die rasche Genesung fördern, können Organisationen ihre Beschäftigten auch mit Workshops unterstützen, in denen konkrete und qualifizierte Tipps für den alltäglichen Umgang bspw. mit chronischen Erkrankungen oder typischen gesundheitlichen Herausforderungen in der Branche geliefert werden. So kann der Gesundheitszustand der Belegschaft insgesamt positiv gefördert und damit die Wahrscheinlichkeit für Arbeit trotz Krankheit verringert werden. Was die Evidenz auch zeigt: Ein guter Anfang mit entscheidender Signalwirkung, um Präsentismus oder Workahomeism zu vermeiden, wären Führungskräfte, die selbst nicht krank arbeiten – auch nicht zu Hause.

Quellen

- 1 <https://www.tk.de/presse/themen/praevention/gesundheitsstudien/praesentismus-studie-2143204?tkcm=aaus>
- 2 <https://www.handelsblatt.com/karriere/job-gut-jeder-vierte-beschaeftigte-arbeitet-haeufig-trotz-krankheit/28906318.html>
- 3 https://www.zeit.de/arbeit/2023-01/techniker-krankenkasse-krank-zur-arbeit?utm_referrer=https%3A%2F%2Fwww.google.com%2F
- 4 <https://www.faz.net/aktuell/gesellschaft/krank-zur-arbeit-jeder-vierte-arbeitet-haeufig-trotz-krankheit-18580680.html>
- 5 <https://www.wiwo.de/erfolg/trends/studie-warum-arbeiten-so-viele-menschen-im-homeoffice-obwohl-sie-krank-sind/28909166.html>
- 6 <http://dx.doi.org/10.1136/jech.54.7.502>
- 7 <https://doi.org/10.1002/job.2601>
- 8 <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2018.02.010>
- 9 <http://dx.doi.org/10.1037/ocp0000015>
- 10 <https://doi.org/10.1002/job.2601>

Altersdiversität als Vorteil nutzen

Ulrike Fasbender ist Professorin für Wirtschafts- und Organisationspsychologie an der Universität Hohenheim und forscht zu den Themen Arbeit und Altern.

Dr. Christina Guthier, Wirtschaftspsychologin in Düsseldorf

Der Fachkräftemangel wird in den Medien immer stärker diskutiert. Dabei beschäftigt Organisationen u. a. die Frage, wie sie ihre Beschäftigten möglichst dauerhaft – im Idealfall bis zum Renteneintritt – halten können. Immer größer wird auch das Interesse daran, die Zusammenarbeit zwischen jüngeren und älteren Beschäftigten besser zu verstehen. Genau hier setzt Prof. Dr. Ulrike Fasbenders Forschung rund um Altersdiversität in Organisationen an. „Ich interessiere mich dafür, was Altern mit Menschen macht, also wie Veränderungen über die Lebensspanne ablaufen, und wie die Zusammenarbeit zwischen jüngeren und älteren Beschäftigten in Organisationen funktioniert.“

Auf individueller Ebene untersucht sie bspw., wie sich die Akzeptanz von Technologien über das Alter hinweg entwickelt. Die Beschäftigungsdauer vieler Menschen liege immerhin bei etwa 40 Jahren. Bei der Geschwindigkeit, mit der sich technologiebezogenes Wissen mittlerweile entwickle, sei ständiges Dazulernen nötig. Da stelle sich die Frage: Ist wirklich etwas an der Vorstellung dran, dass jüngere Beschäftigte deutlich offener und gewandter im Umgang mit Technologie sind als ältere Beschäftigte? Ihre Antwort: „Ja und nein. Tatsächlich finden wir, dass ältere Beschäftigte weniger berufliche Zukunftschancen wahrnehmen und daher Technologie als weniger nützlich und schwieriger in der Anwendung wahrnehmen. Gleichzeitig ist es aber so, dass ältere Beschäftigte ihre Fähigkeit zur Selbstorganisation höher einschätzen, und das wiederum fördert die Technologieakzeptanz. Das Bild von älteren Beschäftigten ist also positiver als gedacht. Zudem können Führungskräfte Einfluss darauf nehmen, indem sie die Beschäftigten digital führen, also selbst mit ihrem Wissen über Technologie up to date sind und Enthusiasmus über die digitale Transformation ausstrahlen.“

Zusätzlich untersucht Professorin Ulrike Fasbender im Rahmen eines DFG-Projekts zu Wissenstransfer gemeinsam mit ihrer Kollegin Prof. Dr. Fabiola Gerpott Prozesse die Zusammenarbeit zwischen jüngeren und älteren Beschäftigten. Besonders interessiert sie dabei, ob tatsächlich vor allem ältere Beschäftigte Wissen an jüngere Beschäftigte weitergeben oder ob jüngere und ältere Beschäftigte gegenseitig Wissen

austauschen: „Prinzipiell ist Wissenstransfer zwischen jüngeren und älteren Beschäftigten ein bi-direktionaler Prozess, beide Altersgruppen sind also gleichzeitig Wissenssender und -empfänger. Das ist aber noch nicht in allen Köpfen angekommen, daher sind hier die richtigen HR-Maßnahmen gefragt. Wenn es darum geht, dass ältere Beschäftigte von jüngeren Wissen empfangen, sind altersinklusive HR-Maßnahmen Erfolg versprechend, also jene Praktiken, die darauf abzielen, Chancengleichheit für Mitarbeitende aller Altersgruppen zu schaffen. Dazu gehören bspw. gleicher Zugang zu Trainings- und Weiterbildungsangeboten oder die Förderung einer „altersfreundlichen“ Unternehmenskultur, in der die Leistung aller Altersgruppen wertgeschätzt wird.“

Fasbenders Forschungsarbeiten zu Arbeit und Alter wurden bereits mit dem Dr.-Herbert-Stolzenberg-Preis der Justus-Liebig-Universität Gießen im Jahr 2021 ausgezeichnet.

Lösungen für die Praxis finden

Prof. Dr. Ulrike Fasbender hat über sieben Jahre studien- und promotionsbegleitend in Personal- und Unternehmensberatungen gearbeitet und dabei wertvolle Einblicke in typische Strukturen und Prozesse von Organisationen erhalten. „Ich mag nicht nur mit dem Finger auf Probleme zu zeigen, sondern ich arbeite gerne an Lösungen. Entsprechend ist es mir wichtig, möglichst anwendungsorientiert zu forschen und konkrete Handlungsempfehlungen für Praktikerinnen und Praktiker aus den neuen Erkenntnissen abzuleiten.“ Sie ermutigt auch ihre Studierenden dazu, lieber ein Praktikum mehr in der Wirtschaft als in der Wissenschaft zu absolvieren, um dort wertvolle Erfahrungen zu sammeln, die Inspiration für die zukünftige, eigene Forschung liefern können und damit den Austausch zwischen Wissenschaft und Praxis fördern.

Sie selbst kooperiert gerne mit der Praxis. So hat sie 2022 das Demographie Netzwerk e. V. (ddn) bei einer deutschlandrepräsentativen Umfrage mit dem Markt- und Meinungsforschungsinstitut Civey Netzwerk zum Thema, wie Deutsche ihre zukünftigen Berufschancen wahrnehmen, wissenschaftlich begleitet. Darüber hinaus hat sie ihre Forschungsarbeiten

zum Wissensmanagement im Rahmen einer „Community of Practice“, die sich in Folge der Zusammenarbeit mit dem ddn ergeben hat, präsentiert und diskutiert. „Die Fragen und Diskussionspunkte, die bei solchen Veranstaltungen aus dem Publikum kommen, liefern immer wieder wertvolle Anregungen für meine Forschungsarbeiten und verhindern wissenschaftliche Betriebsblindheit.“

Internationale Zusammenarbeit

Mindestens genauso wichtig wie eigene Erfahrungen in der Wirtschaft zu sammeln, findet Professorin Ulrike Fasbender internationale Einblicke. Sie selbst hat zwischen Abitur und Studienbeginn erst einmal ein Jahr in Schottland verbracht, um ihr Englisch aufzupolieren und sich sozial zu engagieren. Auch während ihres Bachelorstudiums der Wirtschaftspsychologie an der Leuphana Universität Lüneburg hat sie einen Auslandsaufenthalt in Indien absolviert. Dort hat sie kulturelle und organisatorische Unterschiede hautnah erlebt und Gelassenheit im Umgang damit gelernt. Während ihres Masterstudiums an der Universität Mannheim hat sie weitere Auslandserfahrungen bei einem Aufenthalt in Estland gesammelt, bevor sie zur Promotion nach Lüneburg zurückkehrte.

Während der Promotion besuchte sie die MIT Sloan School of Management und die University of Florida als Gastwissenschaftlerin, bevor sie an der Oxford Brookes University in Großbritannien arbeitete. Vor ihrem Ruf an die Universität Hohenheim arbeitete sie außerdem noch an der Justus-Liebig Universität in Gießen. In dieser Zeit prägte sie besonders ein Forschungsaufenthalt am Centre for Transformative Work Design in Perth (Australien). Die dort erlebte international hoch geschätzte und gleichzeitig stark anwendungsorientierte Forschung von Prof. Dr. Sharon Parker inspiriert Fasbender bis heute nachhaltig in ihrem wissenschaftlichen Arbeiten.

Professorin Ulrike Fasbender ist auch gerne selbst Gastgeberin für internationalen Austausch. Erst im Dezember 2022 hat sie einen International Early-Career Workshop: Writing and Publishing in the Field of Work and Aging in Hohenheim veranstaltet. Dabei versammelten sich für zwei Tage Nachwuchswissenschaftlerinnen und -wissenschaftler und erfahrene Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler aus Deutschland, der Schweiz, den Niederlanden, Belgien, Großbritannien sowie den USA in Hohenheim, um internationale Zusammenarbeit und Wissenstransfer über Altersgrenzen hinweg zu praktizieren.

Lebenslanges Lernen mit- und voneinander ist aus Fasbenders Sicht entscheidend für den Erfolg im Umgang mit den aktuellen Herausforderungen in der (Arbeits-)Welt. Entsprechend wird sie sich auch in Zukunft in ihrer Lehre und Forschung aktiv dafür einsetzen, Brücken zwischen Länder- und Altersgrenzen zu schlagen, um so gemeinsam evidenzbasierte und praktikable Lösungen zu finden.



PROF. DR. ULRIKE FASBENDER

Lehrstuhl für Wirtschafts- und Organisationspsychologie
Universität Hohenheim

<https://wirtschaftspsychologie.uni-hohenheim.de/ulrike-fasbender>

ulrike.fasbender@uni-hohenheim.de

Der PERSONALquarterly-Fragebogen

PQ stellt HR-Verantwortliche vor, die im Austausch mit der Wissenschaft stehen. In dieser Ausgabe: Gundula Roßbach, Präsidentin der Deutschen Rentenversicherung Bund

PERSONALquarterly: Welche wissenschaftliche Leistung in der Menschheitsgeschichte hat Sie besonders beeindruckt?

Gundula Roßbach: Die Entwicklung der Mathematik. Das heißt die Zahlensysteme, Geometrie, Logik, Algebra, Analysis. All das bildet die Grundlage vieler anderer Wissenschaften und ermöglicht seit Jahrhunderten den technologischen Fortschritt.

PERSONALquarterly: Die Wissenschaft hat in der Gesellschaft zuletzt an Vertrauen eingebüßt. Welche Bedeutung hat sie für Sie? Kann man sich auf ihre Erkenntnisse verlassen?

Gundula Roßbach: Wissenschaft steht für eine fundierte Weiterentwicklung unseres Wissens. Sie nutzt anerkannte Methoden und ist ergebnisoffen. Hypothesen und Ergebnisse werden publiziert und hinterfragt. Wissenschaftler pflegen dazu einen intensiven Austausch. Es gibt dabei keinen statischen Zustand, sondern Schlussfolgerungen auf dem aktuellen Stand der Wissenschaften. Darauf kann man sich meines Erachtens verlassen, bis es eben neue Erkenntnisse gibt, die die alten Hypothesen widerlegen.

PERSONALquarterly: Welche Berührungspunkte haben Sie persönlich mit der Wissenschaft?

Gundula Roßbach: Da ist natürlich mein Studium der Rechtswissenschaften. Anschließend hat mich die Wissenschaft im beruflichen Kontext in Bereichen der Reha-Wissenschaften beschäftigt. Auch hatte ich immer wieder interdisziplinär mit Wissenschaftlern im Rahmen der Altersvorsorge zu tun. Die inhaltliche Weiterentwicklung der Rentenversicherung gelingt ja nur im Austausch mit Wissenschaftlern verschiedener Disziplinen.



GUNDULA ROSSBACH
ist Präsidentin der
Deutschen Renten-
versicherung Bund

PERSONALquarterly: Welche konkreten Projekte verfolgen Sie gerade mit der Wissenschaft?

Gundula Roßbach: Die Rentenversicherung hat zum Beispiel vor 20 Jahren ein Forschungsnetzwerk Alterssicherung gegründet. Dort und in den wissenschaftlichen Tagungen findet ein Austausch zwischen Praxis und Wissenschaft statt. Die Rentenversicherung unterstützt dabei verschiedene Projekte von Wissenschaftlern und fördert auch Nachwuchswissenschaftler.

Im Bereich Rehabilitation organisiert die DRV Bund jährlich ein wissenschaftliches Kolloquium mit bis zu 1.500 Wissenschaftlern und Personen der Praxis und Selbstverwaltung. Daneben gibt es eine Forschungsförderung, teilweise in Koordination mit Sonderforschungsbereichen des Bundes.

PERSONALquarterly: Kann die Wissenschaft helfen, das Personalmanagement in den Unternehmen besser zu machen?

Gundula Roßbach: Die Rentenversicherung fördert strukturiert Führungskräfte und hat dazu in der jüngeren Vergangenheit einen Beirat mit Wissenschaftlern aus dem Personalentwicklungsbereich eingerichtet. Wir setzen hier auf fundierte Impulse für die Weiterentwicklung moderner Führung, insbesondere im digitalen Transformationsprozess. Das hilft uns sehr.

PERSONALquarterly: Haben Sie ein aktuelles Beispiel, wo Sie auf wissenschaftliche Expertise zurückgreifen, um Ihre Entscheidungen besser zu machen oder abzusichern?

Gundula Roßbach: Wir beabsichtigen, eine soziologische Kulturanalyse zu initiieren. Sie soll uns weitere Erkenntnisse liefern, wie unsere Kultur erlebt wird. Auf dieser Basis können wir gezielt Maßnahmen für eine passgenauere Weiterentwicklung der Organisation und ihrer Mitarbeitenden ableiten und positive Impulse für unsere Kulturentwicklung setzen.

PERSONALquarterly: Was wünschen Sie sich von der Wissenschaft? Wie können Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler mit ihrer Forschung die Praxis noch besser unterstützen?

Gundula Roßbach: Ich denke, da braucht es vor allem einen intensiven Austausch zwischen Wissenschaft und Praxis. Auch halte ich es für sinnvoll, eher kleinere Forschungsfragen in einem kürzeren Zeitraum zu bearbeiten und Hinweise zu generieren, die helfen, Sachverhalte der Praxis zu evaluieren.

Personalmagazin

(wo)anders lesen!

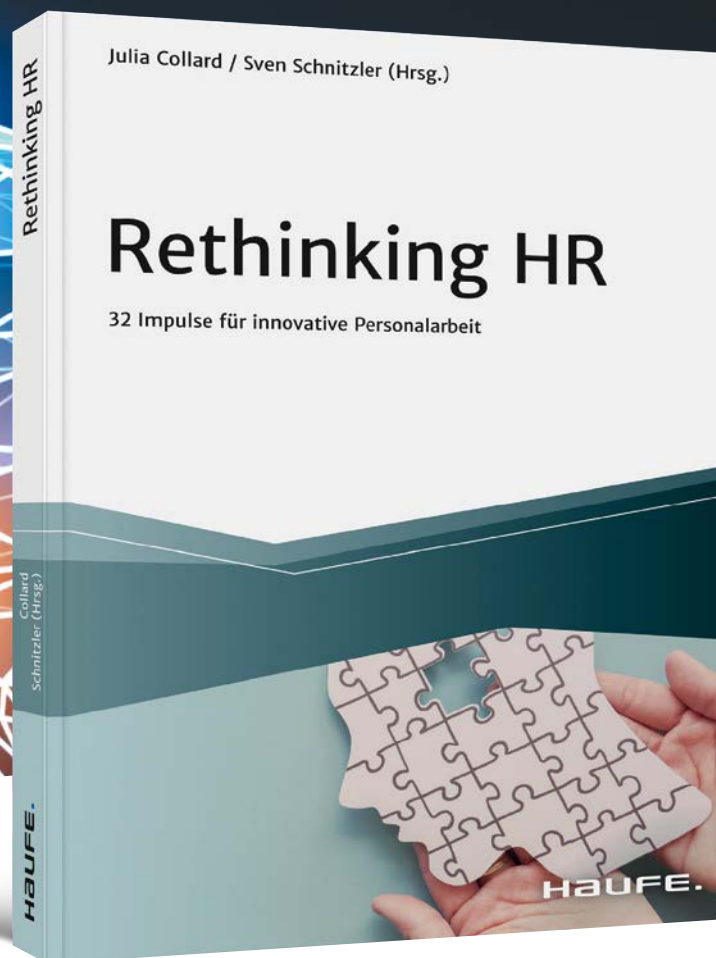
Inspirierend, praxisnah, unabhängig.
Egal wann und wo Sie wollen.

personal.
magazin

digital

Jetzt informieren unter: www.haufe.de/personalmagazin
Oder rufen Sie uns an: 0800 50 50 445 (kostenlos)

INNOVATIVE PERSONALARBEIT



ISBN 978-3-648-15057-3
400 Seiten | 39,95 €

MIT HR DIE NEUE ARBEITSWELT GESTALTEN

Arbeiten wir am richtigen Ort? Führen wir richtig oder werden richtig geführt? Wie gestalten wir die HR-Arbeit der Zukunft? 40 Autor:innen aus verschiedenen Branchen zeigen ihre Erfahrungen zu einer zukunftsorientierten, menschenfokussierten Personalarbeit.

- + **Learnings für eine neue Arbeitswelt und eine menschenfokussierte Personalarbeit**
- + **Gliederung entlang des Arbeitslebenszyklus**
- + **40 Autoren und Autorinnen äußern ihre Meinung zu HR der Zukunft**

Jetzt versandkostenfrei bestellen:
www.haufe.de/fachbuch
0800 50 50 445 (Anruf kosten-
los) oder in Ihrer Buchhandlung