

03.25

Lizenziert für Herrn Martin Westhoven.
Die Inhalte sind urheberrechtlich geschützt.

In Kooperation mit:



76. Jahrgang
Jahrgang 2025
ISSN 2199-7330
1424

sicher ist sicher

www.SISdigital.de



Handbuch Kreislaufwirtschaft

Recht, Ingenieur- und Naturwissenschaften, Nachhaltigkeit,
Klimaschutz, Digitalisierung

Herausgegeben von Prof. Dr. jur. Walter Frenz

Online informieren und versandkostenfrei bestellen:

www.ESV.info/20067



Effektiver Schutz vor
solarer UV-Strahlung **102**
Für eine „Gemeinsame Staub-
Präventionsoffensive“! **108**

Für eine barrierefreie
Arbeitswelt! **113**
KI als Instrument des
Arbeitsschutzes **119**

ESV ERICH
SCHMIDT
VERLAG



MARTIN WESTHOVEN · ARN BAUDZUS · SWANTJE ROBELSKI

KI aktiv für den Arbeits- und Gesundheitsschutz nutzen

Künstliche Intelligenz als Instrument des Arbeitsschutzes¹

Mit der zunehmenden Leistungsfähigkeit Künstlicher Intelligenz (KI) sowie der Reifung darauf basierender Software-Werkzeuge breitet sich diese in immer weitere Bereiche der Arbeitswelt aus. Die ökonomische Logik zwingt gerade dazu, das Potenzial Künstlicher Intelligenz zumindest auszuloten. Mitunter schwingt auch die Furcht mit, von der Konkurrenz abgehängt zu werden, was zur hastigen Einführung von KI-Technologie führen kann.

In Zusammenhang mit der Einführung von KI-Technologie ist schon seit Beginn der zuletzt aufgetretenen Fortschritte rund um Bildgenerierung und Sprachmodelle die Sorge groß, dass unerwünschte und unbeabsichtigte Folgen auftreten können. Entsprechend gibt es eine breite Bestrebung in der Forschung, eine angemessene, menschenzentrierte Gestaltung von KI zu realisieren (s. z. B. Shneiderman (2020)).

So wichtig es ist, die Folgen für die Zukunft der Arbeit zu erfassen und gesunde und sichere Arbeit mit und rund um KI zu ermöglichen, wollen wir uns in diesem Beitrag einem Einsatz von KI als Werkzeug für den Arbeits- und Gesundheitsschutz selbst widmen.

Eines der wichtigsten Instrumente des Arbeitsschutzes ist die Gefährdungsbeurteilung, die für jeden Arbeitsplatz gesetzlich vorgeschriebene Analyse hinsichtlich aller möglichen mit diesem Arbeitsplatz verbundenen Gefährdungen. Trotz des hohen Nutzens der Gefährdungsbeurteilung für die betriebliche Prävention und somit auch für das Sicherheitsbewusstsein wird weiterhin geschätzt, dass nur für gut die Hälfte aller Arbeitsplätze Deutschlands jemals eine Gefährdungsbeurteilung durchgeführt wurde (*Grundauswertung der Beschäftigtenbefragung 2015 und 2011 – beschäftigtenproportional gewichtet*, 2014). Es wird zudem davon ausgegangen, dass diese Quote in kleineren Unternehmen noch weit gravierender bei nur ca. 10% liegt, während größere Unternehmen um die 95% erreichen. Diese Zahlen sagen allerdings noch nichts über Umfang,

¹ Der hier geringfügig geänderte Beitrag wurde erstmals in Betriebliche Prävention 10/2024, S. 411 ff. publiziert.

DIE AUTOR*INNEN



© Thorsten Doerk

Martin Westhoven erhielt sein Diplom in der Informatik an der Universität Bonn und einen Bachelor of Science in Psychologie an der Fernuniversität in Hagen. Nach acht Jahren Forschung in diversen Projekten zur Mensch-Computer-Interaktion fokussiert sich seine Arbeit seit 2020 auf die Schnittstelle zwischen künstlicher Intelligenz und dem Arbeits- und Gesundheitsschutz.



© Thorsten Doerk

Arn Baudzus studierte Physik an der Ruhr-Universität Bochum und erhielt dort 2022 den Abschluss Master of Science. Seitdem arbeitet er bei der BAuA in einem Projekt, dessen Ziel es ist, Sensordaten durch KI für die Gefährdungsbeurteilung nutzbar zu machen.

Qualität und Aktualität der Gefährdungsbeurteilungen aus.

Angeht dieses Thema, so bietet sich das Thema Gefährdungsbeurteilung an, eine KI-Unterstützung für damit verbundene Prozesse zu untersuchen. An der Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (BAuA) werden derzeit insbesondere zwei Projekte in diesem Bereich vorangetrieben. Zum einen wird die Verarbeitung von textuellen Daten zur Unterstützung der Gefährdungsbeurteilung betrachtet (Westhoven & Jadid, 2023), zum anderen die Auswertung von Sensordaten aus der Arbeitsumgebung (Baudzus, 2023). Da der Einsatz künstlicher Intelligenz mit vielen Fallstricken verbunden ist, werden weiter auch Leitlinien für den Einsatz generativer KI-Verfahren, vornehmlich der Textgenerierung, für den Arbeitsschutz entwickelt.

Im Folgenden zeigen wir den gegenwärtigen Stand dieser Arbeiten, berichten von bereits vorliegenden Erkenntnissen und skizzieren den weiteren Verlauf.

Textdaten mit KI verarbeiten – Brot und Butter des Arbeitsschutzes

Es gibt viele Quellen, aus denen Informationen bezüglich Gefährdungen am Arbeitsplatz gezogen werden können, wie in Abb. 1 ausschnittartig dargestellt. Einen guten Überblick, aus der Anlagensicherheit kommend, bieten dafür beispielsweise Tixier, Dusserre, Salvi, and Gaston (2002).

Ein Großteil dieser Informationsquellen liegt in mehr oder weniger strukturierter Textform vor. Dies liegt unter anderem darin begründet, dass Text schnell und intuitiv erzeugt werden kann und meist inhärent menschenlesbar ist. Insbesondere durch Fortschritte bei Spracheingaben bzw. der Transkription gesprochener Texte wird diese Textlastigkeit noch einmal verstärkt.

Die automatisierte Verarbeitung von Text, grob zusammengefasst unter der Bezeichnung „Natural Language Processing“ (s. auch Chowdhary (2020)), wiederum hat erst in den vergangenen Jahren einen bedeutenden Schub durch die breite Verfügbarkeit von großen Sprachmodellen erhalten. Während die automatisierte Verarbeitung auch vorher bereits möglich war, begrenzten hoher Aufwand und lange Entwicklungszeiten die Anwendungsmöglichkeiten. Mit dem Aufkommen der sogenannten Large Language Models, bekannt geworden durch das weiterhin populäre ChatGPT, lassen sich nun jedoch mit verhältnismäßig geringem Aufwand breite Anwendungsfelder erschließen, u. a. auch der Arbeitsschutz.

Beim Einsatz von KI in einer so sicherheitskritischen Anwendung wie der Unterstützung bei der Gefährdungsbeurteilung muss jedoch äußerst sorgfältig vorgegangen werden. Fehler, z. B. das Auslassen einer Gefährdung, eine falsche Prioritätensetzung oder der Vorschlag ungeeigneter Maßnahmen können sonst schnell zu schwerwiegenden Folgen führen.

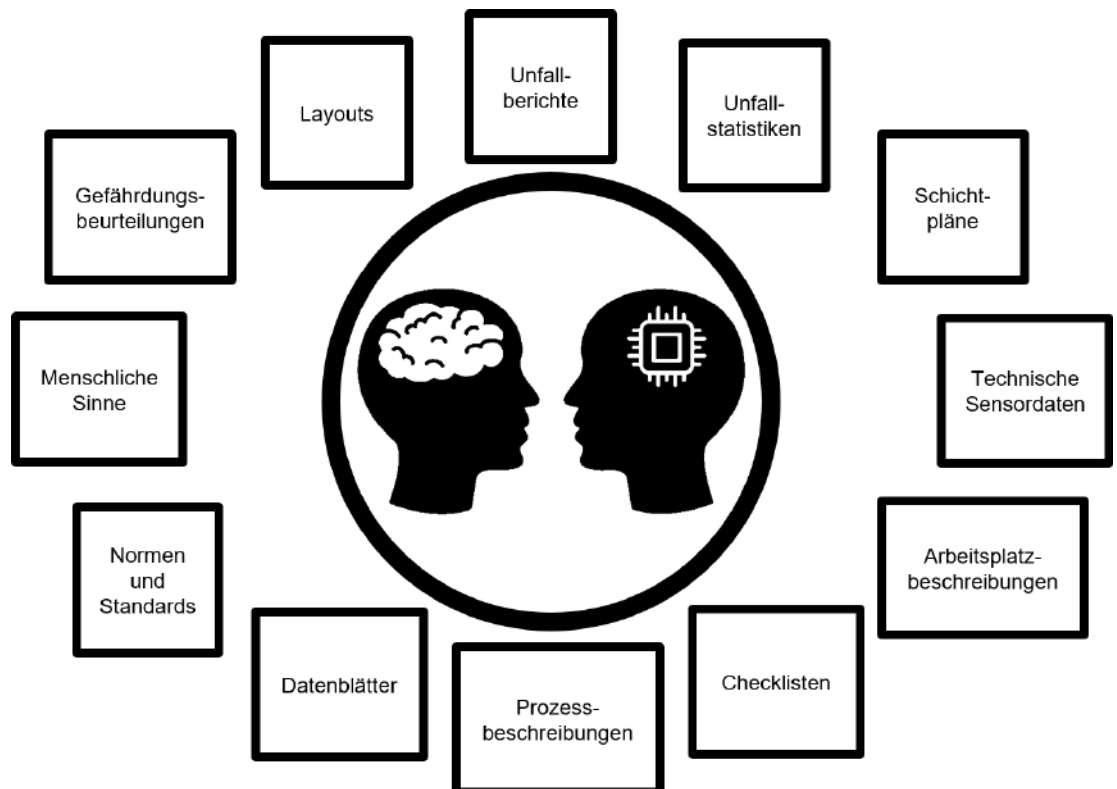


Abb. 1: Quellen für Informationen zu Gefährdungen und Risiken.

© BAuA, 2024

Das bedeutet zuerst, dass das soziotechnische System des betrieblichen Arbeitsschutzes mit seinen speziellen Anforderungen erfasst und verstanden werden muss. Neben dem technischen Rahmen bedeutet dies, auch das Zusammenspiel mit den verschiedenen Rollen und Prozessen im Betrieb abzubilden. Hierzu wurden unter anderem Interviews mit Arbeitsschutzpraktikern verschiedener Institutionen geführt (Westhoven, 2022), wie auch derzeit noch laufend Szenarienworkshops durchgeführt werden, um eine feste Verankerung in der betrieblichen Realität sicherzustellen. Darauf aufbauend muss die Interaktion mit dem KI-System angemessen gestaltet werden, was aufgrund von Unklarheiten beim Zusammenspiel von Daten, Algorithmen und Nutzern sowie durch die teils schwer zu fassenden Ausgabemöglichkeiten deutlich schwieriger als bei klassischen Software-Systemen sein kann (Yang, Steinfeld, Rosé, & Zimmerman, 2020). Einen Überblick zu den Gestaltungsfragen der Mensch-KI-Interaktion speziell für den Anwendungsfall der KI-Unterstützung bei der Gefährdungsbeurteilung bieten Westhoven and Herrmann (2023).

Mit diesen Arbeiten im Blick wird aktuell eine Anwendung der sogenannten Retrieval Augmented Generation entwickelt, welche ein frei verfügbares großes Sprachmodell mit den einschlägigen Hintergrunddokumenten für Gefährdungsbeurteilungen verknüpft. Das Ziel der KI-Anwendung ist es, damit aus einer Arbeitsplatzbeschreibung die relevanten Gefährdungen identifizieren zu können, diese priorisieren zu können und im besten Fall auch passende Maßnahmen ausgeben zu können.

Mit dieser Anwendung und mit eventuellen Erweiterungen hin zur Verarbeitung von Bildmaterial in der Hand steht schließlich eine Testphase mit Expertenfeedback und Feldtests aus. Wie bereits erwähnt, ist es sonst schwierig, die Performance des Gesamtsystems einzuschätzen. Auch die Bewertung der Nützlichkeit solcher einer Anwendung kann sinnvollerweise erst dann erfolgen, wenn die tatsächlich erreichbare Performance ersichtlich ist.

Große Sprachmodelle neigen zudem leider dazu, sogenannte Konfabulationen auszugeben: wohlformulierte, jedoch erfundene Fakten. Es ist also auch nachzuschärfen, wie die Einbettung in die in der Praxis anzutreffenden Organisationsabläufe aussehen muss, um die ungewollte Übernahme fehlerhafter Ratschläge zu unterbinden.

Daten aus der Arbeitsumgebung – Sensordatenverarbeitung mit KI

Arbeitsumweltparameter spielen in der Gefährdungsbeurteilung eine wichtige Rolle:

- ▶ Ist es am Arbeitsplatz zu kalt oder zu warm?
- ▶ Ist die Lärmbelastung zu hoch?
- ▶ Wie hoch ist die Feinstaubbelastung an diesem Ort?

Dabei ist die Messung von solchen Umweltparametern nach den herkömmlichen Standards, die z.B. in staatlichen Technischen Regeln konkretisiert werden, sehr aufwändig und teuer. Meist, z.B. bei der Messung von Feinstaub, müssen externe Spezialisten die Messung durchführen, die außerdem durch ihre Anwesenheit den Betriebsablauf beeinträchtigen können. Durch die Fortschritte in der Fertigungstechnik der letzten Jahrzehnte ist es jedoch möglich, kleine, günstige Sensorstationen zusammenzustellen, die eine Reihe von Umweltparametern messen können. Die Qualität der Daten ist dabei zunächst einmal nicht so gut wie die, die bei einer professionellen Messung nach dem Stand der Technik erzeugt wird. Außerdem können die Sensorstationen die Qualitätsmerkmale, die in technischen Regeln für die Messung von Umweltparametern vorgegeben werden, nicht erfüllen. Sie sind somit nicht geeignet, um eine Grenzwertüberschreitung im Rahmen von technischen Regeln festzustellen. Trotzdem beinhalten diese Sensordaten wertvolle Hinweise über den Alltag im Betrieb und auf mögliche Grenzwertüberschreitungen. Aufgrund der geringen Größe ist die Sensorik auch weniger störend im Betriebsalltag. Allein die grafische Darstellung solcher Daten im Zeitverlauf kann schon einen Mehrwert bieten, da eine neue Perspektive auf die Vorgänge im Betrieb eröffnet wird.

Um das Potenzial der Daten für eine Gefährdungsbeurteilung voll auszuschöpfen, müssen die Daten jedoch noch aufbereitet werden. Die Sensorstationen erzeugen eine Fülle von Daten, in denen die eigentlich interessanten Informationen eingebettet sind. Bei deren Extraktion kann nun Künstliche Intelligenz helfen. KI-Algorithmen sind in der Lage, auch komplizierte Zusammenhänge in Daten herauszustellen. Für die Praxis wäre es natürlich interessant, die enthaltenen Informationen schnell und unkompliziert für eine Gefährdungsbeurteilung nutzen zu können.

Wie so ein Algorithmus aussehen kann und welche technischen Probleme auf dem Weg in die Praxis im Moment in der Forschung diskutiert werden, erörtern wir kurz am Beispiel von Anomaliedetektionsalgorithmen. Die Information, die wir dabei aus den Daten herausarbeiten wollen, ist, wie ungewöhnlich ein Messwert oder eine Gruppe von Messwerten ist. Mit anderen Worten: Passiert eine Anomalie bzw. etwas Außergewöhnliches im Betrieb? Beispiele für Anomalien im zeitlichen Verlauf von Sensordaten können ganz unterschiedlich aussehen (s. Abb. 2).

DIE AUTOR*INNEN



© Iris-Friedrich Photography

Swantje Robelski
studierte Wirtschaftspsychologie sowie Management and Engineering an der Leuphana Universität in Lüneburg. Seit ihrem Abschluss in 2010 arbeitete sie in verschiedenen Forschungsprojekten im Kontext von Sicherheit und Gesundheit bei der Arbeit. An der BAuA ist sie seit 2020 als Wissenschaftliche Mitarbeiterin in der Fachgruppe „Arbeitsschutzsysteme im Wandel; Koordinierung Arbeitsschutzstrukturen“ tätig und beschäftigt sich mit Themen der Digitalisierung im Arbeitsschutz(system).

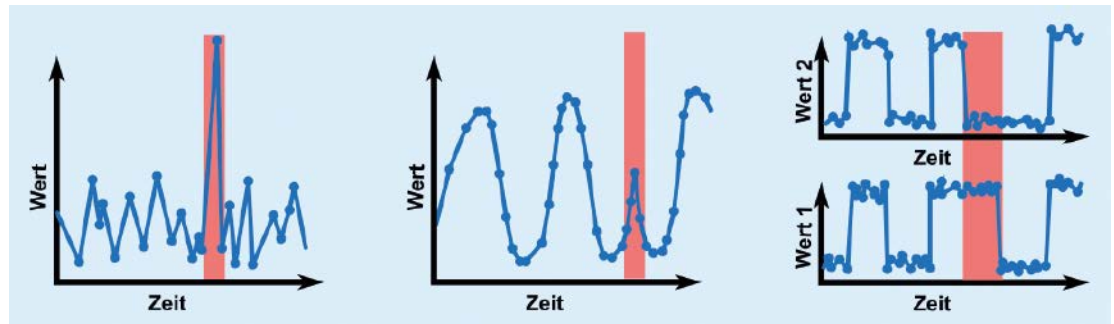


Abb. 2: Einige Beispiele für Anomalien (rot markiert) in Sensordaten. Links besteht die Anomalie in einem extrem großen Messwert. In der Mitte wird ein sich wiederholender Verlauf der Daten unterbrochen. Rechts weichen zwei Messwerte, die sonst aneinandergekoppelt sind, plötzlich voneinander ab. © BAuA, 2024

Das Wissen um eine Anomalie an sich kann bereits bei der Gefährdungsbeurteilung helfen, da Anomalien bei einer klassischen Begehung und Begutachtung eines Betriebes aufgrund des nur punktuellen Einblicks so gut wie nie erkannt werden. Die Information, wie normal eine Situation ist, kann außerdem bei der Ermittlung von Unfallursachen helfen: War am Tag des Unfalls etwas anders als sonst?

Klassisch würde man jede dieser Anomalien detektieren, indem man ein Computerprogramm schreibt, welches die Daten darauf prüft, ob sie dem menschlichen Verständnis von „normal“ entsprechen. Bei dem linken Beispiel in Abb. 2 wäre ein mögliches Programm, um die Anomalie zu erkennen, eines, welches den Mittelwert aller Messwerte bildet und einen Wert als abnormal markiert, wenn er zu weit davon abweicht. Das gleiche Programm würde aber bei den anderen Beispielen offensichtlich scheitern. Es ist also menschliches Fingerspitzengefühl gefragt.

Wie aber werden Anomalien mit KI detektiert? Viele Algorithmen machen es genau wie

die menschlichen Experten. Sie „lernen“ anhand von vielen präsentierten Daten, was „normal“ ist, und detektieren Abweichungen davon. Dieser Lernvorgang könnte z. B. mit einem sogenannten rekonstruktionsbasierten Algorithmus (Chen, Sathe, Aggarwal, & Turaga, 2017) realisiert werden. Ein grobes Diagramm über den Aufbau ist in Abb. 3 zu sehen.

Im Zentrum dieses Algorithmus steht ein Modell, das als Eingabe die Messdaten erhält. Das Modell hat dann die Aufgabe, diese Abfolge wieder auszugeben. Was das Modell an einer simplen, unveränderten Ausgabe der Daten hindert, ist, dass das Modell einen Flaschenhals enthält. Das Modell kann also nur einen Teil der Daten hin zur Ausgabe überführen. Um trotzdem die Forderung zu erfüllen, die Eingabe zu rekonstruieren, muss das Modell beim Training lernen, bestimmte Eigenschaften der Daten zusammenzufassen. Diese werden dann durch den Flaschenhals gereicht. Der Teil des Modells hinter dem Flaschenhals muss dann lernen, aus diesen Werten wieder die Eingangsdaten zu rekonstruieren.

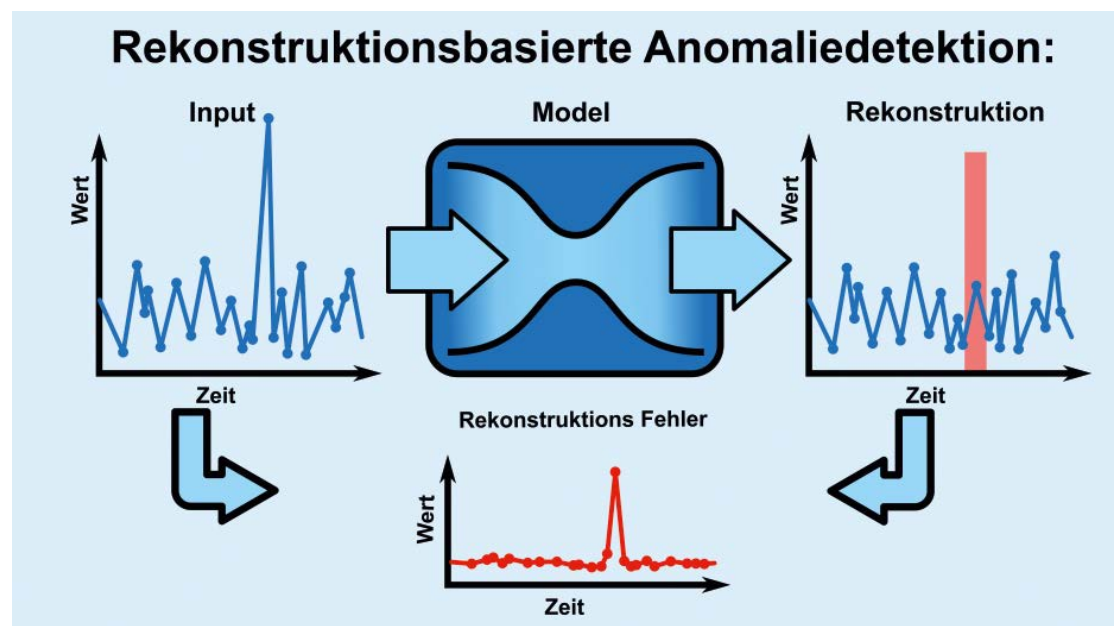


Abb. 3: Eine schematische Darstellung eines rekonstruktionsbasierten Anomaliedetektionsalgorithmus. © BAuA, 2024

Wenn das Modell mit Messwerten aus einem Betrieb trainiert wird, lernt es also, die Messdaten aus dem Betrieb möglichst fehlerfrei zu rekonstruieren. Selbst wenn in diesen gesammelten Daten bereits Anomalien sind, haben diese oft wenig Einfluss auf das Training, weil es eben nur wenige abnormale Werte unter Tausenden normalen sind. Die Heuristik ist nun, dass das Modell daran scheitert, Anomalien zu rekonstruieren, da es darauf trainiert wurde, möglichst viele Eingangsdaten zu rekonstruieren: Das Modell repräsentiert den Normalzustand. Der Fehler für die Rekonstruktion wird also ein Maß dafür, wie abnormal die Werte sind.

Noch gibt es allerdings eine Reihe ungelöster Probleme auf dem Weg zum Praxiseinsatz. Das Hauptproblem ist dabei, wie mit Änderungen des Normalzustandes umgegangen wird. Was ist z. B., wenn nach zwei Jahren im Betrieb eine Maschine ausgetauscht wird? Die neue Maschine klingt anders und erzeugt vielleicht weniger Feinstaub als die andere. Der Betrieb mit der neuen Maschine ist also der neue Normalzustand, weicht aber von dem erlernten Modell ab. Auf einmal werden große Mengen der Messwerte als abnormal angezeigt und man müsste das Modell neu trainieren. Aber kurz nach der Installation der Maschine gibt es in der Regel noch nicht genug Sensordaten, um das Modell den neuen Normalzustand erlernen zu lassen. Wie dieses Problem gelöst werden kann, ist Thema aktueller Forschung.

Voraussetzungen und Leitplanken beim Einsatz von KI

Während eine Vielzahl von Anwendungen im Bereich des Arbeitsschutzes individuell und durch ExpertInnen angepasst werden muss (z. B. Software, Integration in vorhandene Systeme, Ableitung passender Parameter), sind seit wenigen Jahren auch frei verfügbare KI-Anwendungen in Form der großen Sprachmodelle einem breiten Publikum zugänglich geworden. Ausgestattet mit dem „Wissen des Internets“, mit dem diese Modelle in der Regel trainiert wurden, bieten sie vielfältige Potenziale für den Arbeitsschutz auch außerhalb von spezialisierten Anwendungen. Dabei lassen sich drei Anwendungsbereiche identifizieren: Themen erkunden und Brainstorming durch Frage-Antwort-Prozesse, bestehende Inhalte und Informationen mit dem Sprachmodell bearbeiten (z. B. Mehrsprachigkeit, Texte zusammenfassen) sowie die Unterstützung bei komplexeren Analysen – um hier vollumfänglichen Nutzen ziehen zu können, bedarf es aber häufig doch individueller Anpassungen (s. o.).

Die Literatur zeigt bisher nur wenige konkrete Arbeitsschutzanliegen mit wissenschaftlicher Begleitung auf. Einige vorhandene Beispiele be-

ziehen sich jedoch auf die Nutzung von Chatbots im Rahmen der Ausbildung von Studierenden im Baubereich (Uddin, Albert, Ovid, & Alsharef, 2023), die Unterstützung bei arbeitsmedizinischen Fragen (Padovan et al., 2024) oder auch die Analyse von Unfalldaten (Yoo, Kim, Park, Ahn, & Oh, 2024).

So unterschiedlich diese Anwendungsfälle auch sein mögen, die Interaktion mit den Sprachmodellen wird häufig als bereichernd empfunden. Gleichwohl zeigt sich, dass die Qualität und das Ergebnis der Interaktion von dem Zusammenspiel aus Expertise des Nutzenden, dem inhaltlichen Thema sowie den Fähigkeiten des Sprachmodells bestimmt werden. Während sich bei geringer Expertise oder der Annäherung an ein Thema der Dialog mit dem Chatbot als hilfreich erweisen kann, können komplexe Themen, in denen auch Nuancen (z. B. in der Formulierung, der zugrundeliegenden Rechtssetzung) und die korrekte Einordnung der Antworten von Bedeutung sind, besser bearbeitet werden, wenn eine gewisse Kenntnis des Themengebiets gegeben ist. Darüber hinaus gilt insbesondere in der Interaktion mit frei auf dem Markt verfügbaren Chatbots, dass keine Informationen preisgegeben werden sollten, die sich auf konkrete Personen oder Betriebsinterna beziehen.

Für den erfolgreichen Einsatz von Sprachmodellen im Bereich des betrieblichen Arbeitsschutzes ist es zentral, dass betriebliche Vereinbarungen dazu getroffen werden. Diese stellen die Grundlage dar, um zu entscheiden, welche Sprachmodelle in welcher Form zum Einsatz kommen und wie Ergebnisse, die in der Interaktion mit dem Sprachmodell entstanden sind, kenntlich gemacht werden.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass Sprachmodelle einen niedrighschwelligem Ansatz darstellen können, um sich arbeitsschutzbezogenen Fragen auf der betrieblichen Ebene zu nähern. Die eigene (oder anderweitig eingeholte) Expertise ersetzen diese Modelle jedoch nicht, und ein kritisches Hinterfragen in der Interaktion mit dem System bleibt bedeutsam.

Fazit

Es wird deutlich, dass KI im Arbeitsschutz durchaus hilfreich sein kann und dass sich bereits sehr spezifische Aufgaben dafür identifizieren lassen. Doch genauso ist ersichtlich, dass eine sorgfältige Betrachtung des Anwendungskontextes erforderlich ist wie auch eine Berücksichtigung der Besonderheiten Künstlicher Intelligenz. Ganz unabhängig davon, ob letztlich ein KI-System zum Einsatz kommen soll, bieten z. B. Kriterien menschengerechter Arbeit eine gute Orientierung für die Gestaltung digitaler Arbeit (Tisch & Wischniewski, 2022).

Während übergeordnete Prozesse vielleicht noch standardisiert werden können, hat doch jeder Betrieb seine Besonderheiten. Es ist also Vorsicht geboten, dass diese bei der Entwicklung von KI-Anwendungen angemessen berücksichtigt werden – gerade im Arbeitsschutz.

Und bei allem Potenzial, das sich in der Forschung zu KI-Anwendungen abzeichnet, kann es sich mitunter lohnen, noch einmal kritisch zu überdenken, ob sich ein Problem nicht auch ohne Künstliche Intelligenz lösen lässt. Denn diese kann ihre eigenen neuen Probleme mit sich bringen und damit potenzielle Vorteile schnell wieder negieren. Möglicherweise reicht es auch „nur“, Prozesse ganz klassisch zu digitalisieren, oder auch „nur“, vorhandene digitalisierte Prozesse besser zu gestalten.

LITERATUR

Baudzus, A. (2023). *Entwicklung eines Assistenzsystems zur Gefährdungsbeurteilung unter Verwendung von Internet-of-Things-Technologien und Algorithmik aus dem Bereich des maschinellen Lernens und der Data Science*. Paper presented at the 70th GfA Frühjahrskongress, Stuttgart, Germany.

Chen, J., Sathe, S., Aggarwal, C., & Turaga, D. (2017). *Outlier detection with autoencoder ensembles*. Paper presented at the Proceedings of the 2017 SIAM international conference on data mining.

Chowdhary, K. (2020). *Natural language processing. Fundamentals of artificial intelligence*, 603–649.

Grundauswertung der Beschäftigtenbefragung 2015 und 2011 – beschäftigtenproportional gewichtet. (2014). Retrieved from

Padovan, M., Cosci, B., Petillo, A., Nerli, G., Porciatti, F., Scarinci, S., ... Necciari, G. (2024). *ChatGPT in occupational medicine: a comparative study with human experts*. *Bioengineering*, 11(1), 57.

Shneiderman, B. (2020). *Human-centered artificial intelligence: Reliable, safe & trustworthy*. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 36(6), 495–504.

Tisch, A., & Wischniewski, S. (2022). *Sicherheit und Gesundheit in der digitalisierten Arbeitswelt: Kriterien für eine menschengerechte Gestaltung: Nomos Verlagsgesellschaft mbH & Co. KG*.

Tixier, J., Dusserre, G., Salvi, O., & Gaston, D. (2002). *Review of 62 risk analysis methodologies of industrial plants*. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 15(4), 291–303.

Uddin, S. J., Albert, A., Ovid, A., & Alsharef, A. (2023). *Leveraging ChatGPT to aid construction hazard recognition and support safety education and training*. *Sustainability*, 15(9), 7121.

Westhoven, M. (2022). *Requirements for AI Support in Occupational Safety Risk Analysis*. In *Proceedings of Mensch und Computer 2022* (pp. 561–565).

Westhoven, M., & Herrmann, T. (2023). *Interaction Design for Hybrid Intelligence: The Case of Work Place Risk Assessment*. Paper presented at the Human Computer Interaction International

Westhoven, M., & Jadid, A. (2023). *Supporting Work Place Risk Assessments by Means of Natural Language Processing*. Paper presented at the 69th GfA Frühjahrskongress, Hannover, Germany.

Yang, Q., Steinfeld, A., Rosé, C., & Zimmerman, J. (2020). *Re-examining whether, why, and how human-AI interaction is uniquely difficult to design*. Paper presented at the Proceedings of the 2020 chi conference on human factors in computing systems.

Yoo, B., Kim, J., Park, S., Ahn, C. R., & Oh, T. (2024). *Harnessing Generative Pre-Trained Transformers for Construction Accident Prediction with Saliency Visualization*. *Applied Sciences*, 14(2), 664.