

## **Generierung von videobasierten Bewegungsdaten zur Identifizierung relevanter Einflussgrößen für zeitliche und ergonomische Analysen**

Barbara BROCKMANN<sup>1</sup>, Steffen JANSING<sup>1</sup>, Roman MÖHLE<sup>1</sup>, Dominik PATZELT<sup>1</sup>,  
Jochen DEUSE<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> *Institut für Produktionssysteme, Technische Universität Dortmund,  
Leonhard-Euler-Str. 5, D-44227 Dortmund*

<sup>2</sup> *Centre for Advanced Manufacturing (CAM),  
School of Mechanical and Mechatronic Engineering,  
University of Technology Sydney (UTS), Australien*

**Kurzfassung:** Die zeitwirtschaftliche und ergonomische Gestaltung sowie die Optimierung von Arbeitssystemen gewinnen in produzierenden Unternehmen zunehmend an Bedeutung. Ein hoher Aufwand und ein in hohem Maße erforderliches Expertenwissen bei der Erstellung bewegungsökonomischer Studien stellen jedoch wesentliche Hemmnisse in der praktischen Anwendung dar. Als Potenzialträger zur Aufwandsreduzierung bei der Beschreibung und Auswertung bestehender Arbeitsabläufe wird in diesem Beitrag Motion Capturing (MoCap) identifiziert. Dazu werden verschiedene MoCap-Verfahren auf ihre Eignung zur Generierung von Bewegungsdaten geprüft und hinsichtlich ihres Potenzials einer automatisierten sowie regelkonformen Analyse zeitlicher und ergonomischer Einflussgrößen bewertet. Am Beispiel von Videoaufnahmen wird die Generierung von Bewegungsdaten aufgezeigt, die in Zukunft als Basis für die Verarbeitung mittels maschineller Lernverfahren zur Analyseerstellung dienen können.

**Schlüsselwörter:** Motion Capturing, Bewegungsdaten, Videodaten, Zeitwirtschaft, Ergonomie, Human Work Design

### **1. Motivation**

Produzierende Industrieunternehmen werden durch die Globalisierung des Marktes mit steigenden Herausforderungen konfrontiert. Gerade die stete Verkürzung von Produktlebenszyklen und eine wachsende Variantenvielfalt erhöhen die Dringlichkeit zur Optimierung von Produktionsplanungsphasen und Fertigungszeiten zur Sicherung der Wettbewerbsfähigkeit. Vor allem die manuelle Montage stellt einen wesentlichen Kostentreiber im verarbeitenden Gewerbe dar. Unter Beachtung ergonomischer und wirtschaftlicher Aspekte führen daher optimierte Arbeitssysteme zu einer Reduktion von Fertigungszeit und -kosten (Schlund et al. 2018). Zur Identifikation von möglichen Optimierungspotentialen werden unter anderem Systeme vorbestimmter Zeiten eingesetzt, die zur prospektiven Planung manueller Tätigkeiten eingesetzt werden. Je höher der Detaillierungsgrad der Systeme ist, um Zeiten analysieren und Verschwendungen aufdecken zu können, desto höher ist jedoch der Analyseaufwand (Deuse et al. 2012). Da zur Bewältigung der aktuellen Herausforderungen vor allem Digitalisierungs- und Automatisierungsansätze angestrebt werden, wird auch die Automa-

tisierung von Bewegungsanalysen zur Reduzierung des Aufwands in der Gestaltung und Optimierung manueller Arbeitsplätze als Lösungsansatz betrachtet. Damit einhergehend steigt das Interesse an einer zielgerichteten Auswertung und Nutzung digitaler Daten für die Arbeitsgestaltung (Fritzsche 2021).

Der vorliegende Beitrag erörtert die Möglichkeiten zur Erfassung von Bewegungsdaten mit Hilfe von MoCap, um anhand dieser Daten relevante Einflussgrößen für zeitliche und ergonomische Analysen ableiten zu können. Beispielhaft wird das Prozessbausteinsystem Human Work Design (HWD) von MTM mit Fokus auf die Greifbewegung und -art in dem Beitrag betrachtet. Im Allgemeinen können mit Hilfe des Prozessbausteinsystems MTM-HWD manuelle Tätigkeiten in chronologischer Reihenfolge unter Einbeziehung ergonomischer Einflussgrößen beschrieben werden, wodurch die Identifikation ergonomischer und bewegungsökonomischer Potenziale ermöglicht wird. Die Berücksichtigung der umfangreichen Einflussgrößen von HWD führt jedoch zu einer gesteigerten Komplexität bei der Erstellung der Analyse, wodurch sich der Einsatz spezifischer Software zur Unterstützung empfiehlt (Finsterbusch & Härtel 2015; Benter & Kuhlmann 2019). Bei der Planung und Optimierung von Arbeitssystemen würde dementsprechend durch eine automatisierte Ableitung einer HWD-Analyse aus Bewegungsdaten einen hohen Mehrwert generiert werden (Kuhlmann et al. 2020; Spitzhahn et al. 2022). Bisherige Forschungsansätze beschränken sich jedoch häufig auf die linguistische Interpretation von Bewegungen (Plappert et al. 2018; Borsdorf et al. 2022). Vorangegangene Arbeiten, welche den Ansatz der Ableitung von MTM-1-Analysen aus Bewegungsdaten mit Hilfe maschineller Lernverfahren verfolgten, zeigten, dass eine automatisierte Erkennung von MTM-Prozessbausteinen mit ihren wesentlichen Einflussgrößen möglich ist (Deuse et al. 2019).

Daher wird der Einsatz von MoCap als vielversprechender Ansatz zur Identifizierung zeitökonomischer und ergonomischer Einflussgrößen betrachtet. Neben einem Vergleich verschiedener Möglichkeiten zur Aufnahme von Bewegungsdaten mittels MoCap werden in dem vorliegenden Beitrag für die Identifizierung der Einflussgrößen die erforderliche Generierung und Vorverarbeitung der Daten in den Fokus gestellt.

## **2. Stand der Technik zur Aufnahme von Bewegungsdaten mittels MoCap**

Als Motion Capturing werden Verfahren zur Erfassung und Bereitstellung manueller Bewegungsdaten bezeichnet, wobei eine Unterteilung in optische und nichtoptische Systeme erfolgen kann. Eine optische Erfassung kann sowohl markerbasiert als auch markerlos erfolgen (Schlick et al. 2018). Markerbasierte MoCap-Verfahren nutzen Marker am menschlichen Körper und können weiter in kameragestützte Systeme und in Systeme mit Verwendung von Sensoren unterteilt werden. Die kameragestützte Vorgehensweise erfasst die am Körper fixierten Marker mit mehreren speziellen Kameras, die Bilder aufnehmen. Sofern ein Marker während der Aufnahme eines Bildes von mindestens zwei Kameras erfasst wird, kann durch Berechnung des Punktes im Raum ein dreidimensionales (3D) Bild des menschlichen Körpers erzeugt werden. Nachteile der markerbasierten MoCap-Verfahren sind, dass die Vorbereitung der Aufnahmen durch Aufbau und Kalibrierung der Kameras einen hohen Zeitaufwand erfordert. Wenn Marker zeitweise nicht sichtbar sind, kann diesen keine Position zugeordnet werden. Außerdem wird die Bewegungsfreiheit auf wenige Quadratmeter beschränkt, weshalb eine umfangreichere Produktion bzw. die Bewegungen in dieser

nicht mit einem Aufbau abgedeckt werden kann (Gudehus 2009). Zudem ist die Genauigkeit der erfassten Daten stark von dem eingesetzten System inklusive der Software abhängig, da die Marker auf der Haut angebracht werden und somit bereits während der Erfassung der Marker Ungenauigkeiten entstehen. Des Weiteren können die bei der Nutzung des Verfahrens genutzten Lichtimpulse, welche entweder von der Kamera oder bspw. einem Handschuh ausgesendet werden, sowie eventuell erforderliche Anpassungen der Lichtverhältnisse die Arbeit des Menschen beeinflussen und die Analyseergebnisse verfälschen (Helmstetter et al. 2021). Neben diesen Verfahren existieren zudem Verfahren, bei denen Sensoren am Körper angebracht werden. Zu den Sensoren zählen Winkelmesser, Drucksensoren für die Füße, Beschleunigungsmesser und Gyroskope. Bei diesen Systemen besteht die Problematik, dass die Hilfsmittel den Bewegungsablauf des Menschen beeinflussen können und Analyseergebnisse manipuliert werden. Der Einsatz dieser Systematik ist somit von den räumlichen Gegebenheiten am Einsatzort und der durchzuführenden Tätigkeit abhängig (Gudehus 2009).

Markerlose Systeme basieren im Gegensatz dazu auf magnetischen, mechanischen oder akustischen Technologien und messen die Änderung physikalischer Größen wie bspw. die Zeitdauer zwischen dem Schallimpuls und empfangener Reflektion des Impulses oder elektromagnetische Felder. Aus diesen Größen können anschließend Position und Orientierung von Objekten abgeleitet werden (King & Paulson 2007). Magnetische Gegenstände, Magnetfelder der Umwelt, Metall in der näheren Umgebung oder Beeinträchtigungen des Sichtfeldes können allerdings dazu führen, dass die Sensorik beeinflusst und die aufgenommenen Daten unbrauchbar werden.

Neue Erkenntnisse im Bereich der maschinellen Lernverfahren und insbesondere im Bereich der Deep-Learning-Verfahren führen dazu, dass zudem die Entwicklung der Generierung von 3D-Modellen aus einem einzigen 2D-Bild, bzw. einer 2D-Bildsequenz stetig voranschreitet (Guo et al. 2019; McLaughlin et al. 2020). Durch den Einsatz spezieller Kameras, die neben dem einfachen 2D-Bild zusätzliche Tiefeninformationen liefern, werden 3D-Modelle generiert. Die Nachteile der Systeme mit speziellen Kameras sind jedoch, dass diese verhältnismäßig kostenintensiv sind und selbst die Time-of-Flight-Technologie teilweise Ungenauigkeiten in der Tiefenerkennung durch unpassende Lichtverhältnisse erfährt. Der Einsatz tiefer neuronaler Netze kann diese Ungenauigkeiten zwar verringern, benötigt jedoch weiterhin die Informationen eines Tiefensensors.

In neuen Ansätzen wird eine Extraktion von Tiefeninformation aus zweidimensionalen RGB-Bildern fokussiert. Ein Beispiel dafür stellt das Modell von Simon et al. (2017) dar, welches ein mittels Multiview Bootstrapping trainiertes Modell zur Handerkennung nutzt (Li et al. 2021). Dazu werden Bilder von Händen in verschiedenen Posen aus zwei Perspektiven aufgenommen und Punkte auf der Hand mit Hilfe von Convolutional Pose Machines (CPMs) erkannt (Wei et al. 2016). Aus den mit Hilfe der CPMs erkannten Punkten wird anschließend ein 3D-Skelettmodell durch Triangulation der Punkte erstellt. Dieses 3D-Skelettmodell ermöglicht bei fehlerhafter Detektion einzelner Punkte die Approximation der Punkte mit Hilfe der korrekt erkannten Punkte und dem Skelettmodell. Dadurch wird die Möglichkeit geschaffen, verdeckte liegende Punkte (z.B. verdeckte Finger der Hand) vorherzusagen und ein komplettes 3D-Modell wiederzugeben. Dieser Ansatz stellt zudem keine speziellen Anforderungen an Kameras und erfordert keinen Einsatz zusätzlicher Sensorik (Simon et al. 2017). Somit wird dieses Verfahren als zielführender Ansatz für die Erfassung von Bewegungsabläufen

mit Fokus auf Greifart und -bewegung in diesem Beitrag betrachtet.

Die Erfassung menschlicher Bewegungen als maschinenlesbare Daten ermöglicht zudem den Einsatz maschineller Lernverfahren zur Klassifikation von Bewegungen. Für den Bereich der skelettbasierten Aktivitätserkennung existieren öffentliche Modelle, deren Anwendung bisher auf Bereiche, wie Sport, beschränkt sind. Ein skelettbasierter Datensatz für Systeme vorbestimmter Zeiten existiert noch nicht, sodass auch keine Modelle für diese trainiert werden können (Pareek & Thakkar 2021). Demnach ist die Generierung eines Datensatzes im Kontext zeitökonomischer und ergonomischer Einflussgrößen erforderlich, um Modelle hinsichtlich einer automatisierten Ausführungsanalyse trainieren zu können.

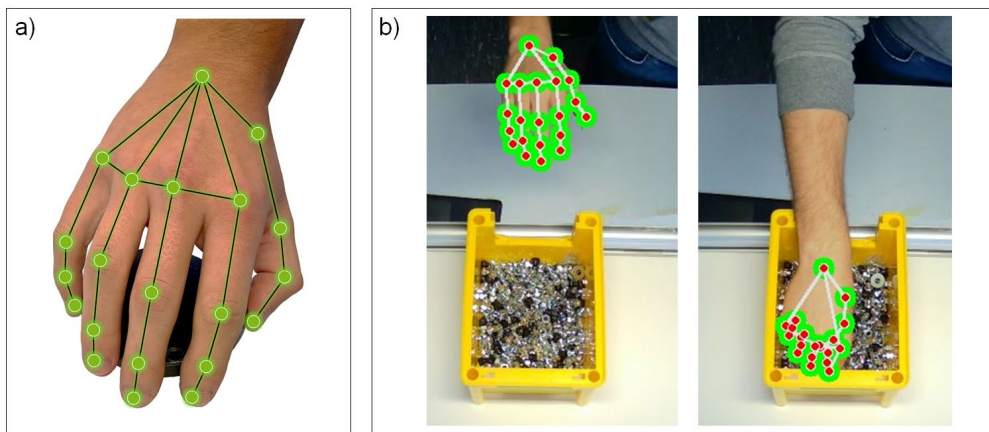
### 3. Datengenerierung

Für die entsprechend des Beispiels der Greifbewegung und -art avisierte Datenaufnahme wird ein Arbeitsplatz mit verschiedenen manuellen Teilprozessen inklusive Materialbereitstellung und unterschiedlicher zu greifender Objekte gestaltet. Ziel der Teilprozesse ist die Abbildung der Kombinationen aus Greifbewegung und Greifart, was einer Anzahl von 43 praktisch sinnvollen Kombinationen entspricht. Dazu orientiert sich die Auswahl der Objekte und Tätigkeiten an den Piktogrammen der Einflussgrößen des Prozessbausteinsystems MTM-HWD.

Zur Aufnahme der Bewegungsabläufe unter Laborbedingungen wird eine handelsübliche Webcam mit einem 1/2,9-CMOS-Bildsensor mit einem Sichtfeld von 120° verwendet. Die Auflösung der Aufnahme beträgt 640x480 Pixel bei einer Bildwiederholrate von 30 Bildern pro Sekunde (FPS). Mittels des Python-Paket OpenCV (PyPI 2022) wird eine effektive Datenakquirierung ohne nachträgliches manuelles Setzen der Label für die Videos ermöglicht. Versuche zur direkten Extraktion der Bewegungsdaten aus dem Echtzeit-Videostream zeigten, dass die Mustererkennung teilweise länger als 0,5 Sekunden dauert. Hierdurch kann nicht jedes mit der Kamera erfassbare Bild ausgewertet werden und die Auflösung würde unterhalb der Aufnahmerate von 30 FPS bleiben. Die Bewegungsdaten werden daher mit Hilfe eines weiteren Python-Skripts im Anschluss aus den Videos extrahiert, sodass aus diesen ein dreidimensionales Skelettmodell erstellt werden kann.

Zur Handerkennung und Anpassung der Punkte, welche für die Erzeugung eines Skelettmodells benötigt werden, wird eine Bibliothek zur Handerkennung des Python-Paket mediapipe von Google LLC verwendet (Google LLC 2020). Bei MediaPipe Hands handelt es sich um eine Softwarelösung zur Erkennung des menschlichen Handskeletts aus RGB-Bildern, welche mit einer einzigen Kamera aufgenommen werden. Zunächst wird ein Modell zur Erkennung von Händen verwendet, um den Bereich zur Anpassung des Skelettmodells begrenzt zu halten. In einem weiteren Schritt wird zur Anpassung des Skelettmodells, wie bei der Methodik von Simon et al. 2017, ein internes Modell zur Erkennung verdeckt liegender Punkte verwendet. Das Ergebnis ist ein aus 21 Punkten bestehendes 2.5D-Skelettmodell der Hand (Zhang et al. 2020), welches beispielhaft in der nachfolgenden Abbildung 1 dargestellt ist. Neben diesen Punkten erkennt die verwendete Bibliothek zudem, ob es sich um die rechte oder linke Hand handelt. Für jedes Video, welches zur Handerkennung ausgelesen wird, entsteht somit ein Datensatz, welcher als CSV-Datei gespeichert wird.





**Abbildung 1:** a) Prinzipdarstellung des aus 21 Punkten bestehenden Skelettmodells bei einem beispielhaften Zufassungsgriff mit Daumen und vier Fingern (Jansing et al. 2023)  
b) Anpassung des Skelettmodells an die Hand je Frame zur Extraktion der Bewegungsdaten aus einem Videoausschnitt (eigene Darstellung)

Insgesamt werden in der Laborumgebung pro sinnvolle Kombination von Greifart und Greifbewegung 40 Videos aufgenommen. Auf die daraus entstandenen 1720 Videos wird das Verfahren zur Handerkennung angewandt. Darüber hinaus wird der Datensatz zur Anwendung von ML-Verfahren in eine Form transformiert, bei welcher eine Zeile des Datensatzes einen zu klassifizierenden Greifvorgang enthält. Abschließend werden neue und für die Klassifikation potenziell hilfreiche Merkmale durch Feature Engineering erzeugt und Merkmale, welche allein von den anthropometrischen Eigenschaften der greifenden Person abhängig sind, zur Verallgemeinerung und Übertragbarkeit entfernt. Vor der Modellierung wird der Datensatz in Trainings-, Validierungs- und Testdatensatz geteilt und hochkorrelierte Merkmale des Trainingsdatensatzes entfernt. Das Ergebnis der Datengenerierung und -vorverarbeitung ist ein umfangreicher Datensatz zum Training und zur Validierung maschineller Lernverfahren hinsichtlich der MTM-HWD Einflussgrößen Greifart und Greifbewegung, welcher je Zeile alle Merkmale inklusive der Label zur Klassifikation beinhaltet.

#### 4. Zusammenfassung und Ausblick

Im vorliegenden Beitrag konnte am Beispiel der Greifbewegung und -art gezeigt werden, wie Bewegungsdaten mittels Videoaufnahmen unter Laborbedingungen durch eine einfache Kamera generiert werden können. Dazu wurden die Bewegungsdaten in Form von 21 Koordinatenpunkten je Hand durch Anpassung eines Skelettmodells an die Videoframes extrahiert und anschließend normiert.

Nachfolgend können auf Basis der bestehenden Videos auch die Einflussgrößen, wie Handgelenkshaltung oder auch Entfernungsbereiche, identifiziert werden. Der hier beschriebene Zwischenschritt der Verwendung eines Skelettmodells kann auch als standardisierter Anknüpfungspunkt zu Daten aus anderen MoCap-Systemen dienen. Die Verwendung mehrerer Kameras kann zudem einen Lösungsansatz zur Vermeidung eventueller verfahrensbasierter Schwachstellen bei der Anpassung des Skelettmodells für reale Produktionssysteme ohne Laborcharakter darstellen. Weiterführende Analysen sollten außerdem die Betrachtung unterschiedlicher Anwendergruppen hinsichtlich Geschlechtes und Perzentils sicherstellen.

## 5. Literatur

- Benter M, Kuhlang P (2019). Analysing body motions using motion capture data. In International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics (pp. 128–140). Springer, Cham.
- Borsdorf A, Nöhring F, Kuhlang P (2022). Automatisierte Erstellung von MTM-Analysen. Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb, 117 (10), 651–654.
- Deuse J, Busch F (2012). Zeitwirtschaft in der Montage. In Montage in der industriellen Produktion (pp. 79–107). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Deuse J, Stankiewicz L, Zwinkau R, Weichert F (2019). Automatic generation of methods-time measurement analyses for assembly tasks from motion capture data using convolutional neuronal networks-a proof of concept. In International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics (pp. 141–150). Springer, Cham.
- Finsterebusch T, Härtel J (2015). Modellierung menschlicher Arbeit – Das Bausteinsystem MTM-HWD®. Modellierung menschlicher Arbeit im Industrial Engineering–Grundlagen, Praxiserfahrungen und Perspektiven. Stuttgart: Ergonomia, 129–156.
- Fritzsch L (2021). Ergonomie 4.0 – Herausforderungen und Chancen der Industrie 4.0 für die Gestaltung menschengerechter Arbeitsplätze. In 26. Interdisziplinäre Wissenschaftliche Konferenz Mittweida (No. 002, pp. 97-99). Hochschule Mittweida.
- Google LLC (2020): Python Package Mediapipe Hands. Online verfügbar unter <https://google.github.io/mediapipe/solutions/hands>, zuletzt geprüft am 13.01.2023
- Gudehus TC (2009). Entwicklung eines Verfahrens zur ergonomischen Bewertung von Montagetätigkeiten durch motion-capturing. kassel university press GmbH.
- Guo Y, Zhao L, Zhang S, Yang J (2019). Coarse-to-fine 3D human pose estimation. In International Conference on Image and Graphics (pp. 579–592). Springer, Cham.
- Helmstetter S, Sängler J, Germann R, Matthiesen S (2021). How to use human pose estimation to measure the hand-arm motion in craft application with no influence on the natural user behavior. Procedia CIRP, 100, 631–636.
- Jansing S, Brockmann B, Möhle R, Patzelt D, Deuse J (2023). Potentiale von Motion Capturing bei der Erstellung zeitökonomischer und ergonomischer Ausführungsanalysen. Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb, 118 (1–2)
- King BA, Paulson LD (2007). Motion capture moves into new realms. Computer, 40(9), 13–16.
- Kuhlang P, Benter M, Ostermeier M (2020). Ableitung von MTM-HWD®-Analysen aus digitalen menschlichen Bewegungsdaten. rsg., 193.
- Li M, Wang J, Sang N (2021). Latent distribution-based 3D hand pose estimation from monocular RGB images. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 31(12), 4883–4894.
- McLaughlin N, Martinez-del-Rincon J, Miller P (2020). 3-D human pose estimation using iterative conditional squeeze and excitation networks. IEEE transactions on cybernetics.
- Pareek P, Thakkar A (2021). A survey on video-based human action recognition: recent updates, datasets, challenges, and applications. Artificial Intelligence Review, 54 (3), 2259–2322.
- Plappert M, Mandery C, Asfour T (2018). Learning a bidirectional mapping between human whole-body motion and natural language using deep recurrent neural networks. Robotics and Autonomous Systems, 109, 13–26.
- PyPI (2022): Python Package Index. opencv-python. Online verfügbar unter <https://pypi.org/project/opencv-python/>, zuletzt geprüft am 13.01.2023.
- Schlick C, Bruder R, Luczak H (2018). Arbeitswissenschaft. Springer-Verlag.
- Schlund S, Mayrhofer W, Rupprecht P (2018). Möglichkeiten der Gestaltung individualisierbarer Montagearbeitsplätze vor dem Hintergrund aktueller technologischer Entwicklungen. Zeitschrift für Arbeitswissenschaft, 72 (4), 276–286.
- Simon T, Joo H, Matthews I, Sheikh Y (2017). Hand keypoint detection in single images using multiview bootstrapping. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1145–1153).
- Spitzhörn M, Benter M, Heindl C, Scheder N, Reisinger G, Strohmeier F, Behrendt W. (2022). Hybrid work systems-platform-based work planning-designing productive and human-centered work processes. Zeitschrift für Arbeitswissenschaft, 76 (4), 489–509.
- Wei SE, Ramakrishna V, Kanade T, Sheikh Y. (2016). Convolutional pose machines. In Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 4724–4732).
- Zhang F, Bazarevsky V, Vakunov A, Tkachenka A, Sung G, Chang CL, Grundmann M (2020). Media-pipe hands: On-device real-time hand tracking. arXiv preprint arXiv:2006.10214.



Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V.

## Nachhaltig Arbeiten und Lernen

**Analyse und Gestaltung lernförderlicher  
und nachhaltiger Arbeitssysteme  
und Arbeits- und Lernprozesse**

69. Kongress der  
Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V.

Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover

01. – 03. März 2023

---

## GfA-Press

---

**Bericht zum 69. Arbeitswissenschaftlichen Kongress vom 01. – 03. März 2023**

**Fakultät Maschinenbau, Institut für Berufswissenschaften der Metalltechnik (IBM) und  
Institut für Fabrikanlagen und Logistik (IFA), Leibniz Universität Hannover**

Herausgegeben von der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V.  
Sankt Augustin: GfA-Press, 2023  
ISBN 978-3-936804-32-4

NE: Gesellschaft für Arbeitswissenschaft: Jahresdokumentation

Als Manuskript zusammengestellt. Diese Jahresdokumentation ist nur in der Geschäftsstelle (s. u.) erhältlich.

Alle Rechte vorbehalten.

© GfA-Press, Sankt Augustin

**Schriftleitung: Prof. Dr. Rolf Ellegast**

im Auftrag der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V.

Ohne ausdrückliche Genehmigung der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V. ist es nicht gestattet:

- den Kongressband oder Teile daraus in irgendeiner Form (durch Fotokopie, Mikrofilm oder ein anderes Verfahren) zu vervielfältigen,
- den Kongressband oder Teile daraus in Print- und/oder Nonprint-Medien (Webseiten, Blog, Social Media) zu verbreiten.

Die Verantwortung für die Inhalte der Beiträge tragen alleine die jeweiligen Verfasser; die GfA haftet nicht für die weitere Verwendung der darin enthaltenen Angaben.

### **Geschäftsstelle der GfA**

Simone John, Tel.: +49 (0)30 1300-13003

Alte Heerstraße 111, D-53757 Sankt Augustin

[info@gesellschaft-fuer-arbeitswissenschaft.de](mailto:info@gesellschaft-fuer-arbeitswissenschaft.de) · [www.gesellschaft-fuer-arbeitswissenschaft.de](http://www.gesellschaft-fuer-arbeitswissenschaft.de)

### **Screen design und Umsetzung**

© 2023 fröse multimedia, Frank Fröse

[office@internetkundenservice.de](mailto:office@internetkundenservice.de) · [www.internetkundenservice.de](http://www.internetkundenservice.de)