

## Detektion instabiler Körperhaltungen

Edgar SCHERSTJANOI

*Professur für Arbeitswissenschaft, TU Dresden,  
Marschnerstr. 39, D-01307 Dresden.*

**Kurzfassung:** Die arbeitsbedingte Körperhaltung ist ein wichtiger Faktor für die Anwendung ergonomischer Methoden zur Analyse von Arbeitsplätzen und Arbeitsprozessen. Eine besondere Rolle spielt dabei die Haltungsstabilität während der Durchführung einer Arbeitstätigkeit. Die Einschätzung dieses Merkmals wird üblicherweise durch implizites Wissen formuliert, ist somit stark subjektiv und lässt sich nur schwer formalisieren. In diesem Beitrag wird untersucht, inwiefern sich ergonomisches Erfahrungswissen am Beispiel einer Einschätzung zur Haltungsstabilität durch maschinelles Lernen modellieren lässt. Es wird gezeigt, dass es möglich ist, die kinematischen und skelettalen Zusammenhänge erkennen zu lassen und einzelne Körperhaltungen somit als „stabil“ oder „instabil“ klassifizieren zu können. Zur Lösung dieses binären Klassifikationsproblems wurde mittels inertialer Bewegungserfassungstechnologien ein Datensatz aufgenommen, geeignete Merkmale extrahiert und als Trainingsgrundlage für ein vorwärts gerichtetes neuronales Netz verwendet.

**Schlüsselwörter:** Körperhaltung, Haltungsstabilität, maschinelles Lernen, Ergonomie, Arbeitssicherheit

### 1. Einleitung

Die Stabilität der Körperhaltung ist ein wichtiges Kriterium zur ergonomischen und sicherheitsbezogenen Bewertung von Arbeitsbewegungen. Vor allem bei körperlicher Arbeit unter unterschiedlichen physischen Belastungsarten hat die Einschätzung der Körperstabilität einen hohen Einfluss auf die Beurteilung und Gestaltung von Arbeitsplätzen.

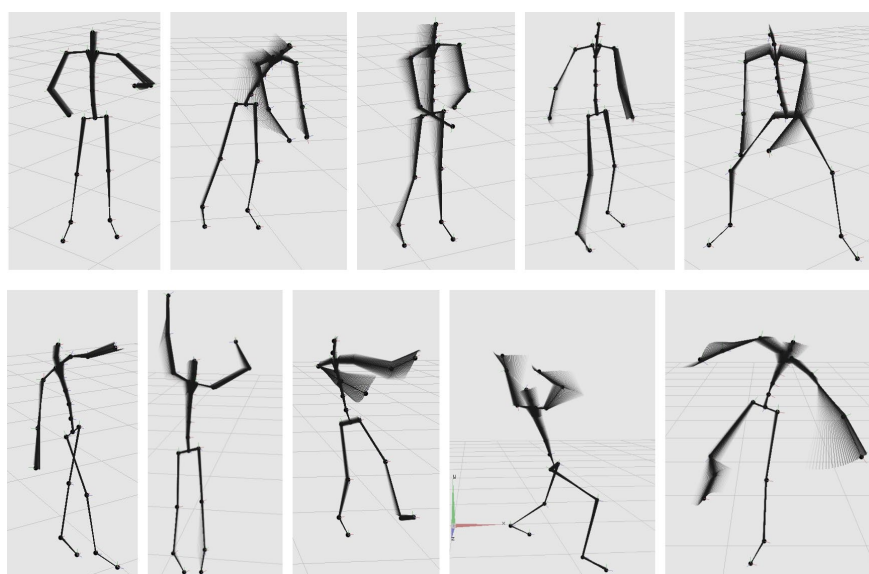
Die Analyse von arbeitsbedingten Körperhaltungen wird fortschreitend digitalisiert und oftmals mithilfe arbeitswissenschaftlicher digitaler Menschmodelle durchgeführt. Viele wichtige biomechanische Aspekte von Arbeitsbewegungen (bspw. der Grad der Rumpfrotation oder die relative Lage der Extremitäten) lassen sich formal eindeutig beschreiben und somit auch problemlos softwaretechnisch umsetzen (z. B. Maurer-Grubinger et al. 2021; Otto et al. 2019). Aussagen zur Haltungsstabilität werden wiederum eher auf Grundlage von Erfahrungswissen getroffen (Schaub et al. 2013). Eine Automatisierung und Integration in digitale Menschmodelle setzt somit eine Modellierung dieses impliziten Wissens voraus. Methoden des maschinellen Lernens ermöglichen eine solche Wissensrepräsentation indem in Trainingsdaten Strukturen und Zusammenhänge erkannt werden, aus welchen generalisierende Aussagen automatisch formuliert werden können.

## 2. Versuchsaufbau

Die Einschätzung einer Körperhaltung als „stabil“ oder „instabil“ kann als binäres Klassifikationsproblem bezeichnet werden. Die algorithmische Lösung mittels maschinellen Lernens erfordert eine Menge von Trainingsdaten, welche die repräsentativen und problemspezifischen Informationen enthalten – in diesem Fall also die konkreten Zuordnungen einzelner Körperhaltungen zum entsprechenden Label („stabil“ bzw. „instabil“).

Für die Erstellung solcher Trainingsdaten müssen Körperhaltungen digital aufgenommen werden. Zu diesem Zweck eignet sich das inertielle Bewegungserfassungssystem „XSens MVN“ (Merino et al. 2019). Damit kann die Kinematik einer Körperbewegung als Sequenz von Körperhaltungen bei einer zeitlichen Auflösung von 60Hz repräsentiert werden. Eine einzelne Körperhaltung besteht wiederum aus 23 hierarchisch strukturierten Körpersegmenten fester Länge, jeweils definiert durch die Position zweier Gelenkpunkte. Für jeden Gelenkpunkt (inklusive Endeffektoren) ist zudem die räumliche Orientierung verfügbar.

Die Aufnahme wurde in Laborumgebung mit einem Probanden vorgenommen, der in zwei Durchgängen „stabile“ und „instabile“ Körperhaltungen einnehmen sollte. Es wurden unterschiedliche arbeitstypische Bewegungen durchgeführt, wie bspw. das Handhaben von Lastobjekten, Montagearbeiten oder Körperfortbewegung. Als Vorgabe des Ablaufs dienten Beschreibungen der unterschiedlichen physischen Belastungsarten entsprechend der neuen Leitmerkmalmethoden (BAuA 2019). Während dem Probanden für die „stabilen“ Körperhaltungen vorgegeben wurde, stets beidbeinig und symmetrisch auf ebenen Boden zu stehen, sodass ein sicheres Gleichgewicht gehalten werden kann, wurden für die „instabilen“ Körperhaltungen z. B. einbeinig stehende Bewegungen, nur über Streckung erreichbare Objekthandhabungen oder Tätigkeiten in räumlich eingeschränkter Umgebung (z. B. Balancieren) aufgenommen. In Abbildung 1 sind für jeweils beide Kategorien Beispiele aus den Trainingsdaten einander gegenübergestellt.



**Abbildung 1:** Ausschnitte aus den aufgenommenen Trainingsdaten für die Durchgänge der „stabilen“ (oben) und „instabilen“ Körperhaltungen (unten). Mit der grauen Schattierung ist die Dynamik in der jeweiligen Bewegung illustriert.

Die beiden Durchgänge der Bewegungsaufnahme umfassen jeweils ~18000 Einzelkörperhaltungen (Frames), was einer Sequenzlänge von 5 Min. entspricht. 10000 Frames wurden für das Training verwendet; die verbleibenden 8000 zur Validierung bzw. für den abschließenden Test.

Da die skelettalen Informationen der einzelnen Gelenkpunkte in Bezug auf das globale Koordinatensystem definiert sind, müssen für das Training invariante Merkmale bestimmt werden. Die Invarianz betrifft vor allem die verschiedenen Orientierungen und Positionierungen auf der Bewegungsebene, aber auch die Symmetrie des menschlichen Körpers. Aus diesem Grund wurden die folgenden Merkmale hinsichtlich der Eignung als Trainingsinformation untersucht:

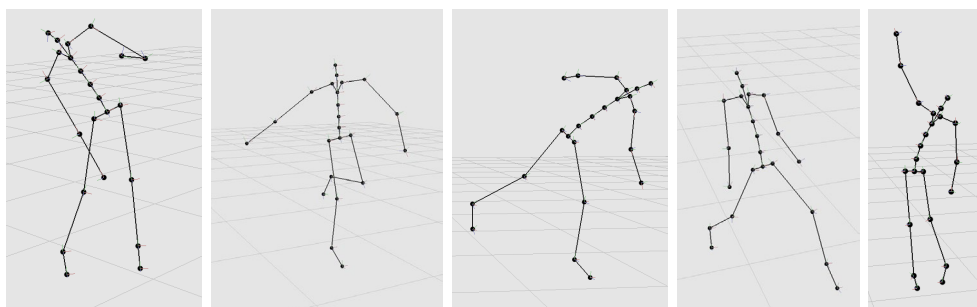
1. Euklidischer Abstand der Gelenkpunkte zum Skelettursprung
2. Länge des kürzesten Bogenmaßes zwischen Orientierung der Gelenkpunkte und Orientierung des Skelettursprungs
3. Bewegungsgeschwindigkeit der Gelenkpunkte
4. Zeitliche Veränderung der Orientierung eines Gelenkpunktes

Die Modellierung der Klassifikation wurde über ein vorwärts gerichtetes und vollständig verbundenes künstliches neuronales Netz mit einer verborgenen Schicht umgesetzt. Zur Bestimmung der Genauigkeit während des Trainings wurde die relative Anzahl richtiger Klassifikation verwendet.

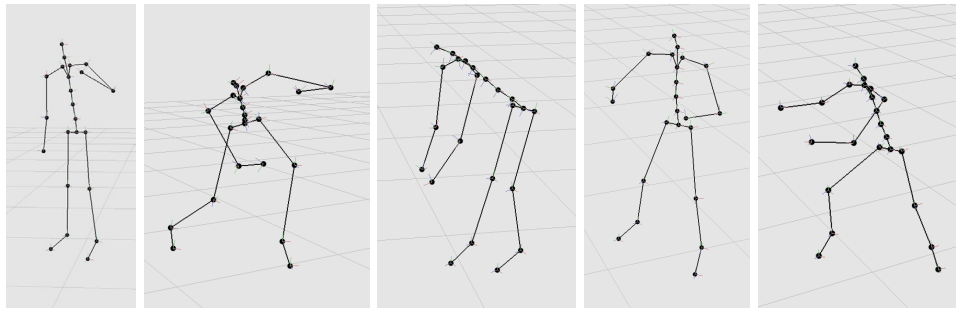
### 3. Auswertung der Ergebnisse

Die Versuche zeigten, dass die Kombination der relativen Abstände (1.) und Orientierungen (2.) die höchste Genauigkeit bei der Klassifikation der Stabilität einer Körperhaltung erzeugte. Beim Trainingsprozess wurde nach ~15000 Lernepochen (bei einer Batchgröße von 1024 und Lernrate von 0,01) eine Genauigkeit von ~90 % im Validierungsdatensatz erreicht.

Für den Test zur Generalisierungsfähigkeit des trainierten Modells wurden Aufnahmen verwendet, die weder Bestandteil der Trainingsmenge noch Validierungsdaten waren. Die Körperhaltungen in Abbildung 2 wurden als „instabil“ klassifiziert, wohingegen Abbildung 3 exemplarisch „stabile“ Körperhaltungen zeigt.



**Abbildung 2:** Als „instabil“ klassifizierte Körperhaltungen. V.l.n.r.: Starke seitliche Neigung, einbeinig mit aufrechtem Oberkörper, einbeinig mit seitlich stark geneigtem Oberkörper, Ausfallschritt mit nach hinten geneigtem Oberkörper, auf Zehenspitzen stehend



**Abbildung 3:** Als „stabil“ klassifizierte Körperhaltungen. V.l.n.r.: Aufrecht stehend, gebeugt und nach vorne lehrend, nach vorne geneigter Oberkörper, breitbeinig stehend, mit rotiertem Oberkörper

Es ist ersichtlich, dass durch das trainierte Modell nachvollziehbare Klassifikationen vorgeschlagen werden. Teilweise führen jedoch schon kleine Unterschiede in der Körperhaltung zur Änderung der zugeordneten Klasse. Für eine differenzierte Evaluierung eignet sich in solchen Fällen die errechnete Wahrscheinlichkeit als Maß der Zuverlässigkeit einer Klassifizierung (vgl. Abbildung 4)



**Abbildung 4:** Sequenz von Körperhaltungen beim Aufnehmen eines Objektes. Trotz der Ähnlichkeit werden unterschiedliche Klassen (mit der jeweiligen „Zuverlässigkeit“) zugewiesen (v.l.n.r.): „instabil“ (0,531), „instabil“ (0,708) „stabil“ (0,526).

Eine Ursache für die Zweideutigkeit des trainierten Modells liegt in der Struktur und Subjektivität der Trainingsdaten, aber auch in der prinzipiellen Schwierigkeit eindeutiger Zuordnungen für das Merkmal „Haltungsstabilität“. Von daher entspricht das Modell weitestgehend der gewünschten Generalisierung.

#### 4. Zusammenfassung und Ausblick

Zusammenfassend lässt sich schlussfolgern, dass einfache künstliche neuronale Netze es ermöglichen, eine subjektive, auf implizitem Wissen basierende, Einschätzung zur Stabilität einer Körperhaltung zu modellieren. Der für den Versuch erstellte Datensatz ist allerdings zu klein, um den umfassenden Anwendungszweck in den Trainingsdaten genügend zu repräsentieren. Eine weiterführende Nutzung ist erst sinnvoll, wenn hinsichtlich der ProbandInnen und aufgenommenen Körperbewegungen ein vielfältiger Datensatz verwendet wird. Auch ist davon auszugehen, dass der Aufnahmekontext einen großen Einfluss auf die Güte der Trainingsdaten hat, wodurch

die Notwendigkeit entsteht, Bewegungsaufnahmen unter realen Arbeitsbedingungen durchzuführen.

Die benötigte Zeit zur Klassifikation einer einzelnen Körperhaltung eignet sich für eine Echtzeitanwendung. Das zur Datenaufnahme verwendete inertielle Bewegungserfassungssystem benötigt allerdings Sensoren am Körper der ProbandInnen. Kamera-basierte, markerlose Bewegungserfassungssysteme ermöglichen dahin gehend eine vereinfachte Datenaufnahme, sind jedoch erwartungsgemäß störanfälliger und ungenauer. Es muss daher noch untersucht werden, inwiefern sich solche Systeme für die Detektion der Körperhaltungsstabilität im Arbeitskontext eignen.

Im Rahmen dieser Untersuchung wurden künstliche neuronale Netze verwendet, um die subjektive Einschätzung zur Haltungsstabilität zu modellieren. In anderen Ansätzen wird stattdessen die Berechnung vom geometrischen Masseschwerpunkt und Druckschwerpunkt genutzt (z. B. Huang et al. 2022). Da beide Herangehensweise sich grundlegend unterscheiden, ist es geplant einerseits einen qualitativen Vergleich durchzuführen, andererseits die geometrischen Informationen als Extraktionsmerkmal zu nutzen und somit eine Verbesserung der Detektionsgenauigkeit zu bewirken. Eine weitere potenzielle Verbesserungsmöglichkeit besteht in der Verwendung sogenannter rückgekoppelter neuronaler Netze. Dadurch wird eine Modellierung der Zeitkomponente möglich, wodurch auch die Körperbewegung als Merkmal der Haltungsstabilität in das Modell integriert werden kann.

Abschließend kann festgehalten werden, dass sich maschinelles Lernen und künstliche neuronale Netze zur Modellierung von subjektiven Klassifikationen eignen. In diesem Sinne scheint es sinnvoll, auch andere Aspekte zur ergonomischen Arbeitsprozessgestaltung durch vergleichbare Herangehensweisen zu untersuchen. Auch wenn aufgrund der Subjektivität eine stete richtige Klassifikation nicht gewährleistet ist, kann die Umsetzung (z. B. in Form eines Dosismodells oder transparenten Assistenzsystems) eine potenzielle Verbesserung für arbeitswissenschaftliche digitale Menschmodelle mit sich bringen.

## 5. Literatur

- BAuA (2019). MEGAPHYS – Mehrstufige Gefährdungsanalyse physischer Belastungen am Arbeitsplatz (1. Auflage). <https://doi.org/10.21934/baua:bericht20190821>
- Huang TC, Huang HP, Wu KW, Pao JL, Chen CK, Wang TM, & Lu TW (2022). Body's Center of Mass Motion Relative to the Center of Pressure during Gait, and Its Correlation with Standing Balance in Patients with Lumbar Spondylosis. *Applied Sciences*, 12 (24), 12915.
- Maurer-Grubinger C, Holzgreve F, Fraeulin L, Betz W, Erbe C, Brueggmann D, Wanke EM, Nienhaus A, Groneberg DA, Ohlendorf D (2021). Combining ergonomic risk assessment (RULA) with inertial motion capture technology in dentistry – Using the benefits from two worlds. *Sensors*, 21 (12), 4077.
- Merino G, da Silva L, Mattos D, Guimarães B, Merino E (2019). Ergonomic evaluation of the musculoskeletal risks in a banana harvesting activity through qualitative and quantitative measures, with emphasis on motion capture (Xsens) and EMG. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 69, 80–89.
- Otto M, Lampen E, Auris F, Gaisbauer F, Rukzio E (2019). Applicability evaluation of kinect for EAWS ergonomic assessments. *Procedia CIRP*, 81, 781–784.
- Schaub K, Caragnano G, Britzke B, Bruder R (2013). The European assembly worksheet. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 14 (6), 616–639.



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)