Implementierung von handwerklich geprägten Fertigungsbewegungen auf Cobots

N. Djobo[1], S. Kallweit[1], K. Arntz[1], M. Thiel[1], O. Tiessen[1], S. Steifensand[1] und M. Mennicken[1]

Zusammenfassung

Manuelle, handwerklich geprägte Fertigungsverfahren nehmen auch bei zunehmender Automatisierung weiterhin eine zentrale Rolle in vielen industriellen Anwendungsbereichen ein. Die dabei auftretenden Bewegungsabläufe sind häufig frei geführt, individuell ausgeprägt und durch prozessbedingte Dynamiken gekennzeichnet. Eine Übertragung solcher Bewegungsabläufe auf robotische Systeme erfordert daher eine geeignete Erfassung, Beschreibung und Aufbereitung der zugrunde liegenden Trajektorien.

Der vorliegende Beitrag befasst sich mit der Erfassung und Aufbereitung handwerklich geprägter Werkzeugbewegungen für den Einsatz in der kollaborativen Robotik. Hierzu wird ein Ansatz vorgestellt, der auf der Aufzeichnung realer Arbeitsbewegungen sowie deren modellbasierter Beschreibung basiert. Die erfassten Bewegungen werden hinsichtlich ihrer dynamischen Eigenschaften analysiert und anhand normierter Kennwerte bewertet. Auf dieser Grundlage erfolgt eine Bewegungsmodellierung mittels Dynamic Movement Primitives (DMPs) zur weiteren Verarbeitung der Trajektorien. Der Beitrag liefert damit einen methodischen Rahmen zur Analyse und Modellierung handwerklich geprägter Fertigungsbewegungen im Kontext der kollaborativen Robotik.

Stichwörter

Handwerklich geprägte Fertigungsverfahren, kollaborative Robotik, Bewegungsanalyse, Bewegungsmodellierung, Dynamic Movement Primitives

1 Einleitung

Roboter haben sich in den vergangenen Jahrzehnten als eine zentrale Schlüsseltechnologie der industriellen Fertigung etabliert und tragen maßgeblich zur Steigerung von Qualität, Produktivität und Wirtschaftlichkeit bei. Insbesondere kollaborative Robotersysteme, auch Cobots genannt, eröffnen neue Einsatzmöglichkeiten, da sie eine direkte Zusammenarbeit zwischen Mensch und Roboter ohne aufwendige Schutzeinrichtungen erlauben und eine hohe Flexibilität in variablen Fertigungsumgebungen bieten [1].

Trotz weitreichender technologischer Fortschritte sind zahlreiche Fertigungsverfahren wie das Schleifen, Feilen oder Polieren auch heute noch in vielen industriellen Fertigungsprozessen manuell und handwerklich geprägt. Diese Tätigkeiten sind weiterhin auf die erfahrungsbasierte Bewegungsführung der Fachkräfte angewiesen und erfordern eine hohe Flexibilität, da sie häufig mit variierenden und komplexen Werkstückgeometrien sowie wechselnden Prozessbedingungen verbunden sind.

[1] FH Aachen – University of Applied Sciences, Aachen, Deutschland

Open Access. © 2026 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

Eine zentrale Herausforderung beim Einsatz kollaborativer Roboter in handwerklich geprägten Fertigungsprozessen besteht in der Übertragung menschlicher Bewegungen auf robotische Systeme. Menschliche Bewegungsabläufe sind in der Regel frei geführt, individuell ausgeprägt und weisen teilweise hohe Dynamiken auf. Eine direkte Übernahme dieser Bewegungen ist für den robotischen Einsatz nicht unmittelbar geeignet, da sie zu unerwünschten Dynamikspitzen, sicherheitsrelevanten Einschränkungen oder einer verminderten Robustheit des Systems führen kann.

Für eine sichere und robuste Umsetzung ist es erforderlich, die menschliche Werkzeugführung gezielt zu erfassen, zu analysieren und zu modellieren, um die charakteristische Bahnstruktur zu verstehen und für die Übertragung auf kollaborative Roboter nutzbar zu machen. In dieser Arbeit wird ein Ansatz vorgestellt, der handwerklich geprägte Bewegungsabläufe exemplarisch anhand der Werkzeuge Bohrer und Feile untersucht.

Die manuellen Werkzeugbewegungen werden mithilfe eines markergestützten Motion Capture Systems erfasst, hinsichtlich ihrer dynamischen Eigenschaften analysiert und anschließend mithilfe von Dynamic Movement Primitives (DMPs) modelliert. Die Bewertung der Bewegungen erfolgt anhand geeigneter Kennwerte, insbesondere unter Berücksichtigung von Geschwindigkeit, Beschleunigung und Ruck.

Der weitere Aufbau des Beitrags ist wie folgt gegliedert: Abschnitt 2 gibt einen Überblick über verwandte Arbeiten im Bereich der Bewegungserfassung und der Modellierungsansätze. Abschnitt 3 beschreibt die Methodik zur Datenerfassung, -aufbereitung und Bewegungsmodellierung. In Abschnitt 4 werden die Ergebnisse der Bewegungsanalyse vorgestellt und diskutiert. Abschnitt 5 fasst die wesentlichen Erkenntnisse zusammen und gibt einen Ausblick auf weiterführende Forschungsansätze.

2 Stand der Technik

Zur Analyse und Nachahmung menschlicher Bewegungen stehen heute eine Vielzahl von Motion Capture Systemen (kurz: MoCap) zur Verfügung, die auch in der Robotik eingesetzt werden. Die unterschiedlichen MoCap-Technologien unterscheiden sich dabei sowohl hinsichtlich ihrer technischen Eigenschaften als auch bezüglich ihrer Einsatzgebiete, wie beispielsweise Programmierung durch Demonstration, Imitation oder Teleoperation [2].

In ihrer Arbeit geben *Field et al.* einen umfassenden Überblick über MoCap-Systeme in der Robotik und ordnen gängige Technologien systematisch ein. Dazu zählen unter anderem optische Systeme mit passiven oder aktiven Markern, die eine sehr hohe Positionsgenauigkeit im Submillimeterbereich ermöglichen, jedoch auf begrenzte Messräume beschränkt und anfällig für Okklusionen sind. Markerlose, kamerabasierte Verfahren bieten eine höhere Flexibilität und eine geringere Sensorbelastung für den Nutzer, weisen jedoch einen hohen Rechenaufwand auf und sind häufig nicht echtzeitfähig. Inertiale Systeme auf Basis von Beschleunigungs- und Drehratensensoren (IMUs) zeichnen sich insbesondere durch ihre Mobilität und Portabilität aus, leiden jedoch unter Driftproblemen bei der Positionsbestimmung. Darüber hinaus werden magnetische, mechanische und akustische Systeme betrachtet, die jeweils spezifische Vorteile bieten, jedoch ebenfalls Einschränkungen hinsichtlich Messbereichs, Störeinflüssen oder Bewegungsfreiheit aufweisen [2].

Neben der Auswahl geeigneter MoCap-Systeme stellt insbesondere die Generalisierbarkeit erfasster Bewegungsdaten eine zentrale Herausforderung für deren Nutzung in robotischen Anwendungen dar. Aufgrund unterschiedlicher Kinematiken, Arbeitsräume und Randbedingungen zwischen Mensch und Roboter ist eine direkte Übertragung aufgezeichneter Trajektorien häufig nicht möglich, weshalb abstrahierende Bewegungsrepräsentationen erforderlich sind.

Open Access. © 2026 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

Eine klassische Möglichkeit zur Nutzung aufgezeichneter Bewegungsdaten besteht in der Verwendung polynomieller Interpolationsverfahren und Splines, die in der Robotik zur Trajektorienplanung eingesetzt werden. Diese Ansätze ermöglichen die Erzeugung glatter Bahnen zwischen diskreten Stützpunkten, sind jedoch direkt an vorgegebene Randbedingungen wie Start- und Zielzustände gebunden [3].

Vor diesem Hintergrund wurden Lernansätze entwickelt, die es ermöglichen, Bewegungen aus menschlichen Demonstrationen abzuleiten, ohne diese explizit zu programmieren. Einen etablierten Rahmen hierfür stellt das sogenannte Imitation Learning dar. Ziel dieses Ansatzes ist es, aus menschlichen Demonstrationen abstrahierte Bewegungsstrategien zu erlernen, die über einzelne Ausführungen hinaus generalisierbar sind [4]. *Argall et al.* stellen eine systematische Einordnung entsprechender Verfahren in ihrer Arbeit vor und zeigen, dass Demonstrationen auf unterschiedliche Weise erfasst werden können, beispielsweise durch Teleoperation, kinästhetisches Lernen oder mittels MoCap-Systemen. Die Autoren heben hervor, dass eine direkte Übertragung menschlicher Demonstrationen auf robotische Systeme aufgrund struktureller Unterschiede zwischen Mensch und Roboter nur eingeschränkt möglich ist und daher abstrahierende Bewegungsrepräsentationen erforderlich sind [5].

Zur Umsetzung solcher Abstraktionen wurden in der Literatur verschiedene modellbasierte Bewegungsrepräsentationen entwickelt, die über eine rein geometrische Beschreibung von Trajektorien hinausgehen. Ziel dieser Ansätze ist es, charakteristische Eigenschaften der Bewegung in kompakter Form zu erfassen und eine flexible Anpassung an veränderte Randbedingungen zu ermöglichen.

Eine zentrale Klasse solcher modellbasierten Ansätze beschreiben Bewegungen als zeitkontinuierliche dynamische Systeme. Durch die explizite Modellierung der Bewegungsdynamik kann eine stabile Zielkonvergenz erreicht und gleichzeitig eine flexible Anpassung an veränderte Start- und Zielzustände ermöglicht werden. Zu diesen Verfahren zählen unter anderem die Dynamic Movement Primitives (DMPs), die sich insbesondere im Kontext des Imitation Learning und der robotischen Manipulation als geeignete Repräsentation menschlicher Bewegungen etabliert haben [6].

Zusammenfassend zeigen bestehende Arbeiten das hohe Potenzial von Motion Capture Systemen und DMPs zur Analyse und Modellierung menschlicher Bewegungen in der industriellen Fertigung. Der bisherige Fokus liegt dabei jedoch vornehmlich auf Montagetätigkeiten [7] und ergonomischen Fragestellungen [8, 9]. Handwerklich geprägte Fertigungsverfahren wie das Feilen, die besondere Anforderungen an Bewegungskoordination, Variabilität und Generalisierbarkeit stellen, wurden bislang nur eingeschränkt betrachtet. Die vorliegende Arbeit greift diese Lücke auf und fokussiert sich auf die kinematische Beschreibung menschlicher Bewegungen bei handwerklichen Bearbeitungstätigkeiten. Ziel ist die Erfassung, Analyse und Modellierung der Bewegung mittels DMPs, unabhängig von prozessbedingten Größen wie Kräften oder Momenten. Diese Abgrenzung ermöglicht eine gezielte Untersuchung der Bewegungsstruktur und -dynamik und bildet die Grundlage für eine spätere Erweiterung um kraftbasierte Aspekte.

3 Methodische Vorgehensweise

3.1 Bewegungserfassung und Versuchsdurchführung

Als Grundlage für die Bewegungsmodellierung wird ein markergestützter Versuchsaufbau zur Erfassung der Werkzeugbewegungen eingesetzt. Der Versuchsaufbau umfasst sowohl Hardware- als auch Softwarekomponenten zur hochauflösenden Bewegungsdatenerfassung. Zur Aufnahme der vom Menschen geführten Werkzeugbewegungen wird ein optisches, auf Infrarot basierendes MoCap-System verwendet. Hierzu kommen Qualisys Miqus M3 Kameras zum Einsatz, die in einem Käfig aus

Open Access. © 2023 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

vier Kameras angeordnet sind, um ein Messvolumen von ca. 15 m^3 abzudecken. Das System zeichnet sich durch eine hohe Messgenauigkeit sowie eine konstante Abtastrate von 300 *Hz* aus, wodurch auch schnelle und feinmotorische Bewegungen zuverlässig erfasst werden können. Das Kamerasystem unterstützt Aufnahmen mit bis zu 650 *Hz* im High-Speed-Modus und bietet eine 3D-Auflösung von 0.11 *mm* bei 10 *m* Abstand [10].

Zur Erfassung der Werkzeugbewegungen werden reflektierende Marker an den verwendeten Werkzeugen angebracht, wie in Bild 1 dargestellt. In dieser Arbeit werden exemplarisch manuelle Bewegungsabläufe aus den Tätigkeitsbereichen Bohren und Feilen untersucht. Dabei ist zu betonen, dass der Bohrer ausschließlich zur Demonstration freier Werkzeugbewegungen im Raum verwendet wird und kein realer Bohrprozess durchgeführt wird. Die Feilbewegung hingegen erfolgt an einem Werkstück (Bild 1) und dient primär der Analyse kontaktbedingter dynamischer Effekte in den aufgezeichneten Bewegungsdaten.

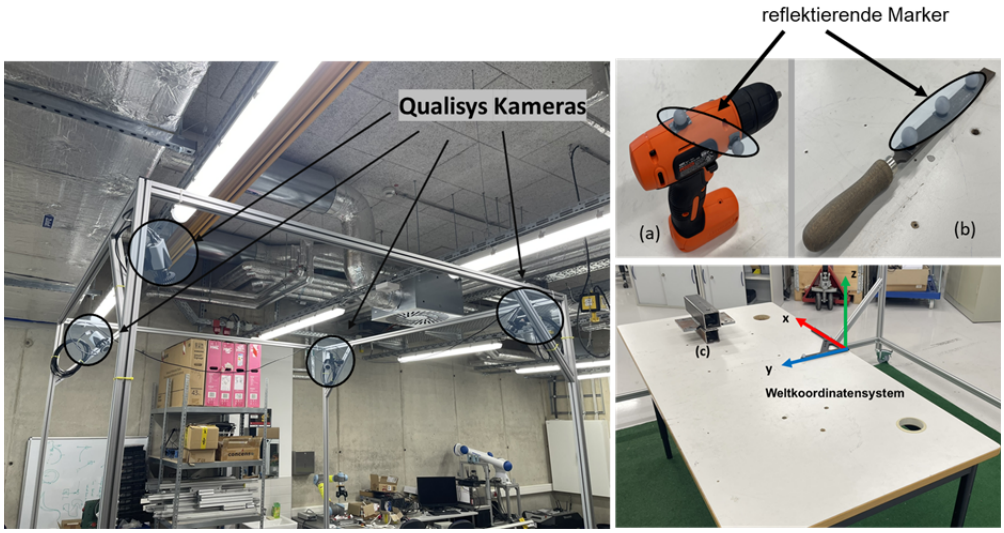

Bild 1: Motion Capture Versuchsaufbau: (links) Kameraaufstellung; (rechts) Arbeitsplatz mit Weltkoordinatensystem inklusive (a) markiertem Bohrer, (b) markierter Feile und (c) Werkstück

Da die Position eines einzelnen Markers lediglich einen Punkt im Raum beschreibt, wird zur eindeutigen Erfassung von Position und Orientierung der Werkzeuge ein Rigid-Body Modell verwendet. Dieses muss durch mindestens drei Marker definiert sein, sodass sowohl Translation als auch Orientierung des Werkzeugs eindeutig bestimmt werden können. Dies ermöglicht es, die Werkzeuge jeweils als starre Einheit während der Bewegungsaufnahme zu verfolgen und deren starre Transformation konsistent zu erfassen.

Während der Versuchsdurchführung befindet sich ein menschlicher Operator innerhalb des MoCap-Käfigs und führt die einzelnen Werkzeugbewegungen mit den markierten Werkzeugen aus. Während der Ausführung werden die kartesischen Positionsdaten (x, y, z) sowie die Orientierungsdaten (roll, pitch, yaw) kontinuierlich über die Zeit aufgezeichnet. Die aufgezeichneten Bewegungsdaten werden zu jedem Zeitstempel relativ zum Weltkoordinatensystem erfasst (Bild 1).

Die Bewegungsdaten werden mit der Software Qualisys Track Manager (QTM) aufgezeichnet, die ein Echtzeit-Tracking der Marker erlaubt und somit eine zuverlässige Erfassung auch dynamischer Bewegungsabläufe gewährleistet. Nach der Aufzeichnung im MoCap-System liegen die Rohdaten der Bewegungen im TSV-Format vor, welches für die weitere Verarbeitung genutzt wird.

Open Access. © 2026 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

3.2 Datenaufbereitung

Die rohen Bewegungsdaten aus dem MoCap-System erfordern vor der weiteren Verarbeitung eine sorgfältige Überprüfung und Aufbereitung. Während der Datenerfassung können vereinzelt Datenlücken auftreten beispielsweise durch kurzzeitige Verdeckung von Markern durch Körperteile oder ungünstige Kamerawinkel. Zur Sicherstellung kontinuierlicher Trajektorien werden diese Datenlücken mithilfe der in QTM integrierten Interpolationsfunktionen automatisch geschlossen. Anschließend stehen konsistente, zeitdiskrete Trajektorien der Werkzeugbewegungen für die weitere Analyse und Modellierung zur Verfügung.

3.3 Bewegungsanalyse und kinematische Kenngrößen

Die erfassten Bewegungsdaten werden in einer Pythonumgebung weiterverarbeitet. Aus den Positionsdaten werden durch numerische Differentiation die kinematischen Größen Geschwindigkeit, Beschleunigung und Ruck bestimmt. Die Auswahl dieser Größen orientiert sich an der VDI-Richtlinie 2143, in der Geschwindigkeit, Beschleunigung und Ruck als geeignete Kenngrößen zur Bewertung des dynamischen Bewegungsverhaltens definiert sind [11]. Zur quantitativen Charakterisierung und Vergleichbarkeit der Bewegungen werden die normierten Kennwerte C_v, C_a and C_j verwendet, die auf den jeweiligen genannten kinematischen Größen basieren. Obwohl die Richtlinie primär für Kurvengetriebe und Motion Control Systeme entwickelt wurde, lassen sich die definierten Kenngrößen methodisch auf Teilbewegungen handwerklich geprägter Fertigungsarbeitsabläufe übertragen, um deren Dynamik und Bewegungsglätte objektiv zu charakterisieren. Die berechneten Kennwerte bilden damit eine Grundlage für die nachgelagerte Auswertung der Bewegungscharakteristika sowie die anschließende Bewegungsmodellierung mittels DMPs.

3.4 Bewegungsmodellierung mittels Dynamic Movement Primitives

Zur Modellierung und Übertragung der erfassten Bewegungsdaten werden DMPs eingesetzt. Diese beschreiben Bewegungen durch ein System gekoppelter Differentialgleichungen zweiter Ordnung und erlauben eine stabile sowie flexibel anpassbare Repräsentation von Trajektorien.

Die zeitliche Entwicklung der Bewegung wird durch ein gedämpftes Feder-Masse-System beschrieben, das die Trajektorie konsistent zu einem definierten Zielpunkt führt. Die Dynamik des Systems kann gemäß *Ijspeert et al.* wie folgt formuliert werden [12]:

$$\boldsymbol{\tau \dot{z}} = \boldsymbol{\alpha_z}(\boldsymbol{\beta_z}(\boldsymbol{g} - \boldsymbol{y}) - \boldsymbol{z}) + \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) \tag{1}$$

$$\tau \dot{y} = z \tag{2}$$

Dabei repräsentieren y und $\dot{y}$ jeweils die Position und Geschwindigkeit, z die Hilfsvariable und g die Zielposition. Die Konstanten α_z und β_z bestimmen die Steifigkeit und Dämpfung des Systems, wobei diese so gewählt werden, dass ein kritisch gedämpftes Verhalten entsteht ($\beta_z = \alpha_z/4$). Der Faktor τ dient als zeitlicher Skalierungsfaktor und erlaubt eine Anpassung der Ausführungsdauer der in Gleichung (1) beschriebenen Bewegung.

Um die explizite Zeitabhängigkeit zu eliminieren und die Robustheit gegenüber Störungen zu erhöhen, wird ein kanonisches System eingeführt. Der Forcing Term $f(x)$ ermöglicht es, die nichtlinearen Anteile der demonstrierten Bewegung abzubilden und so komplexe Trajektorienformen zu repräsentieren. Er ist als gewichtete Summe Gauß'scher Basisfunktionen ψ_i definiert:

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^{N} w_i \ \psi_i(x)}{\sum_{i=1}^{N} \psi_i(x)} x(g - y_0) \tag{3}$$

Open Access. © 2023 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

Dabei bezeichnen w_i die zu lernenden Gewichte der Basisfunkionen, x die Phasenvariable des kanonischen Systems und y_0 die Startposition der Bewegung.

Zur Implementierung der Bewegungsmodellierung mithilfe von DMPs in Python wird die etablierte Open-Source Bibliothek *movement_primitives* des DFKI (Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz) herangezogen [13].

4 Ergebnisse und Diskussion

Die im MoCap-System aufgezeichneten Werkzeugbewegungen erlauben eine Analyse der dynamischen Eigenschaften der ausgeführten Bewegungen. Auf Grundlage der in Abschnitt 3, beschriebnenen Methodik werden die kinematischen Kenngrößen für die natürlich aufgezeichneten Bewegungen ausgewertet.

4.1 Feilbewegung

Bild 2-a zeigt den zeitlichen Verlauf der kartesischen Positionskomponenten der Feilbewegung. Für die DMP-basierte (gelernt) Modellierung wurden dabei die Parameter $\alpha = 10$ und $\beta = 6{,}2$ so empirisch ausgewählt, sodass die gelernte Trajektorie die aufgezeichnete Bewegung möglichst gut approximiert. Die dargestellten Trajektorien verdeutlichen die charakteristische rhythmische Vor- und Rückbewegung der Feile während der Ausführung. Insbesondere in den X- und Y-Richtungen ist ein periodisches Bewegungsmuster erkennbar, das die wiederholten Arbeitszyklen der Feilbewegung widerspiegelt sowohl für die aufgezeichnete als auch für die mittels DMP gelernte Trajektorie. Der zeitliche Verlauf weist eine überlagerte Oszillation auf, die in der manuellen Bewegungsführung und den wiederkehrenden Richtungswechseln der Feile korrespondiert. Der Vergleich zwischen der aufgezeichneten und der gelernten Trajektorie zeigt, dass die DMP-basierte Modellierung die grundlegende Bewegungsstruktur der Feilbewegung erhält.

Die entsprechenden Geschwindigkeits-, Beschleunigungs- und Ruckverläufe sind ebenfalls in Bild 2 dargestellt. Während die aufgezeichnete Bewegung deutliche periodische Geschwindigkeitsspitzen aufweist, zeigt die gelernte Trajektorie einen insgesamt stärker gedämpften Verlauf. Dies spiegelt sich auch in den berechneten Kennwerten wider.

Tabelle 1: Vergleich der Kennwerte in X-, Y-, Z-Richtung

	C_v	C_a	C_j
Aufgezeichnet	0,8 m/s	32,6 m/s^2	6399,9 m/s^3
Gelernt (DMP)	0,6 m/s	4,7 m/s^2	41,1 m/s^3

Der maximale Geschwindigkeitskennwert C_v wird durch die DMP-Modellierung von 0,8 m/s auf 0,6 m/s reduziert. Besonders deutlich wird der Effekt der Modellierung in den Beschleunigungs- und Ruckverläufen sichtbar. Die aufgezeichneten Feilbewegung weist ausgeprägte Spitzen auf, die auf die manuelle Bewegungsführung und abrupte Richtungswechsel zurückzuführen sind. Für die Beschleunigung ergibt sich ein maximaler C_a von 32,6 m/s^2 für die aufgezeichnete Bewegung, während der entsprechende Wert für die gelernte Trajektorie auf 4,7 m/s^2 reduziert wird. Eine vergleichbare Reduktion zeigt sich im Ruck, bei dem der maximale Kennwert C_j von 6399,9 m/s^3 auf 41,1 m/s^3 gesenkt wird.

Die direkte Übertragung der aufgezeichneten Trajektorie auf einen Industrieroboter würde aufgrund der hohen Beschleunigungs- und Ruckwerte zu mechanisch stark belastenden und potenziell schädigenden Auswirkungen führen.

Open Access. © 2026 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

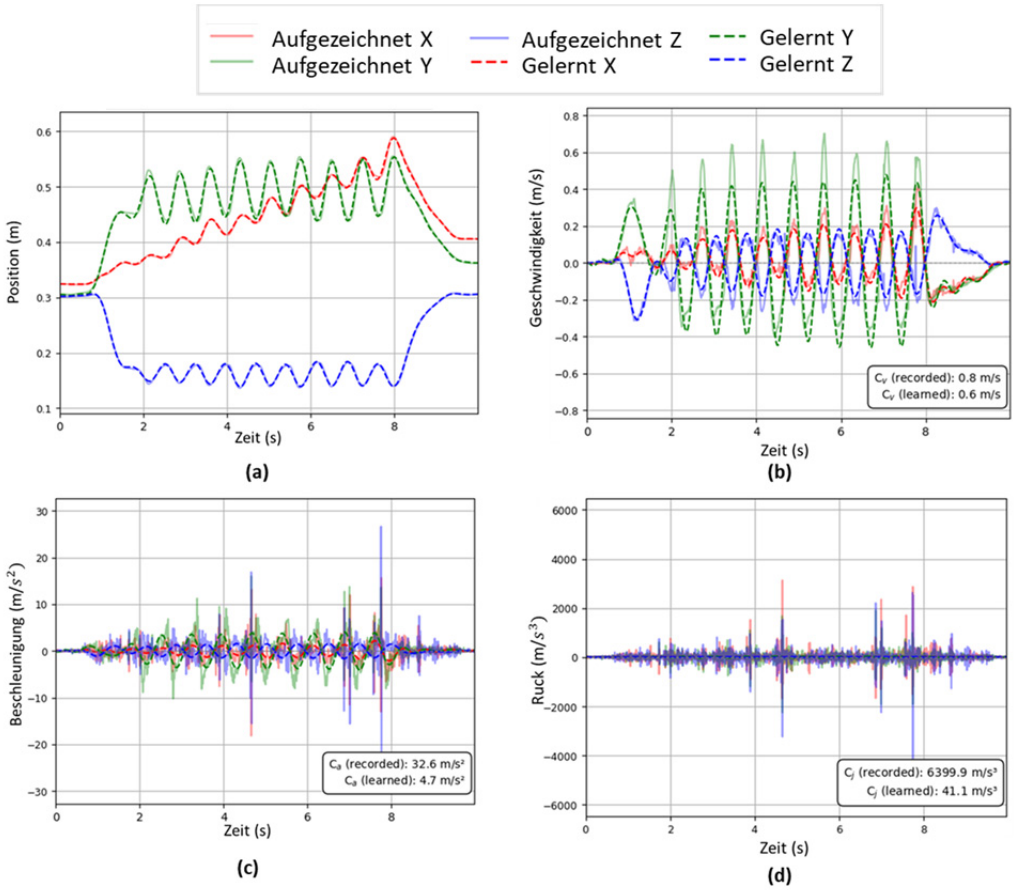

Bild 2: Vergleich der aufgezeichneten und DMP-modellierten Trajektorien in X-, Y- und Z-Richtung: (a) Position, (b) Geschwindigkeit, (c) Beschleunigung und (d) Ruck

4.2 Bohrerbewegung

Auf Grundlage der aufgezeichneten Bewegungsdaten des Bohrers wurde die Übertragbarkeit einer menschlichen Demonstration auf einen kollaborativen Roboter, in diesem Fall den UR5 untersucht. Die Roboterbewegung wurde dabei nicht durch eine direkte Ausführung der aufgezeichneten Messpunkte realisiert, sondern auf Basis einer offline ermittelten, DMP-basierten Trajektorie. Für die Modellierung wurden 30 Gewichte verwendet, die DMP-Parameter wurden mit $\alpha = 20$ und $\beta = 5$ gewählt, um eine gute Approximation der Demonstrationsbewegung bei gleichzeitiger Glättung dynamischer Anteile zu erzielen.

Zur Bewertung der Übertragungsqualität wurde die ursprünglich aufgezeichnete Werkzeugbewegung mit der tatsächlich vom Roboter ausgeführten Bewegung verglichen. Hierzu wurde der Endeffektor des UR5 mit vier reflektierenden Markern ausgestattet und während der Ausführung erneut mithilfe des MoCap-Systems erfasst. Der TCP wurde in QTM als geometrischer Mittelpunkt der Marker bestimmt. Bild 3 zeigt den zeitlichen Verlauf der kartesischen Positionen sowie der Orientierungen für die aufgezeichnete Bewegung und die ausgeführte Roboterbewegung.

Die Positionsverläufe in X-, Y- und Z-Richtungen zeigen eine hohe Übereinstimmung zwischen aufgezeichneter und ausgeführter Trajektorie. Die grundlegende Form der Bohrerbewegung wird vom Roboter reproduziert, wobei insbesondere der globale Verlauf der Bewegung erhalten bleibt. Gleichzeitig zeigt die ausgeführte Roboterbewegung einen insgesamt glatteren zeitlichen Verlauf. Ein ähnliches Verhalten ist insbesondere in den Orientierungsverläufen zu beobachten. Während die aufgezeichneten Roll-, Pitch- und Yaw-Datenpunkte eine erhöhte Unruhe aufweisen, folgt die ausgeführte Roboterbewegung einer deutlich geglätteten Rotationsstruktur.

Open Access. © 2023 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

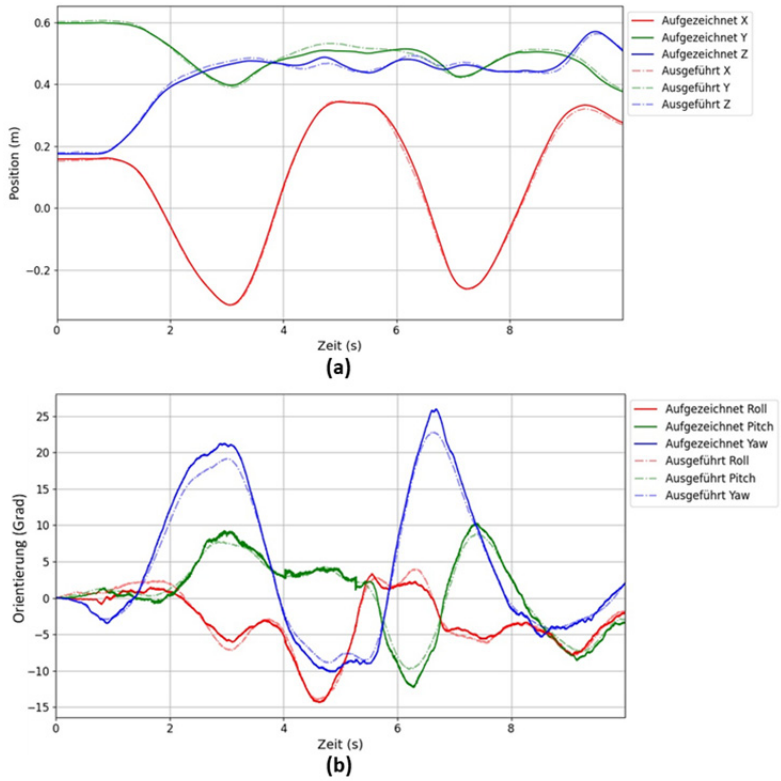

Bild 3: Vergleich zwischen aufgezeichneter und ausgeführter Trajektorie in X, Y, Z Richtung: (a) Positionsverlauf und (b) Orientierungsverlauf

Zur quantitativen Bewertung der Übereinstimmung zwischen aufgezeichneter und ausgeführter Trajektorie wurde der mittlere quadratische Fehler (RMSE) als euklidischer Abstand im kartesischen Raum herangezogen, da dieser den mittleren räumlichen Versatz zwischen beiden Trajektorien direkt quantifiziert. Tabelle 2 fasst die Ergebnisse für Position und Orientierung zusammen:

Tabelle 2: Zusammenfassung der RMSE-Werte für Position und Orientierung beim Vergleich von aufgezeichneter und ausgeführter Trajektorie

RMSE X	8,4 $\boldsymbol{mm}$
RMSE Y	10,3 mm
RMSE Z	9,1 mm
RMSE (3D)	16,5 mm
RMSE Orientierung	1,55°

Für die untersuchte Bohrerbewegung ergibt sich über die Bewegungsdauer von 10 s eine mittlere Positionsabweichung von 16,5 mm. Die Orientierungsabweichung wurde als durchschnittlicher Winkelabstand berechnet und beträgt im Mittel 1,55°. Die ermittelten RMSE-Werte bestätigen die visuell beobachtete hohe Übereinstimmung zwischen aufgezeichneter und ausgeführter Trajektorie. Insbesondere die geringe Orientierungsabweichung weist auf eine stabile und konsistente Werkzeugausrichtung während der Roboterbewegung hin. Die Positionsabweichung bleibt über den gesamten Bewegungszeitraum begrenzt und zeigt keine abrupten Effekte, was auf eine getreue Reproduktion der Demonstrationsbewegung schließen lässt.

Open Access. © 2026 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

5 Fazit und Ausblick

In dieser Arbeit wurde ein Ansatz zur Erfassung, Analyse und Modellierung handwerklicher Fertigungsbewegungen untersucht. Als Grundlage diente ein markergestütztes MoCap-System, bestehend aus Qualisys Miqus Kameras, welches eine hochauflösende Erfassung der Werkzeugbewegungen in kartesischer Position und Orientierung ermöglichte. Die aufgezeichneten Bewegungsdaten wurden hinsichtlich ihrer kinematischen Eigenschaften ausgewertet und für die Übertragung auf den kollabotiven Roboter UR5 aufbereitet. Durch den Einsatz von DMPs konnte eine Bewegungsmodellierung realisiert werden, die die grundlegende Struktur der menschlichen Demonstration bewahrt und gleichzeitig kritische dynamische Anteile deutlich reduziert. Sowohl für freie Werkzeugbewegungen als auch für kontaktbehaftete Prozesse konnte gezeigt werden, dass eine geglättete und robotergeeignete Trajektorie erzeugt werden kann.

Die Ergebnisse zeigen, dass manuell ausgeführte Bewegungen insbesondere bei kontaktbehafteten Tätigkeiten wie dem Feilen, ausgeprägte dynamische Anteile aufweisen. Hohe Beschleunigungs- und Ruckwerte entstehen dabei sowohl durch die menschliche Bewegungsführung als auch durch den Kontakt zwischen Werkzeug und Werkstück. Eine direkte Übertragung solcher Bewegungen auf einen Industrieroboter ist daher nicht zielführend. Erste Versuche zur Ausführung der modellierten Trajektorien auf dem UR5 bestätigten die grundsätzliche Übertragbarkeit der erfassten Werkzeugbewegung. Gleichzeitig zeigen die Ergebnisse, dass insbesondere hinsichtlich der Bewegungsqualität und Dynamik weiterhin Verbesserungsbedarf besteht. Die vorliegenden Untersuchungen sind daher als erste Implementierungs- und Validierungsschritte zu verstehen.

Darüber hinaus wird deutlich, dass eine rein kinematische Betrachtung bei handwerklichen Prozessen nur einen Teil des Bewegungsgeschehens abbildet. Für eine prozessgerechte und realitätsnähere Übertragung auf den Roboter ist die Berücksichtigung von Kraft- und Kontaktinformationen von zentraler Bedeutung. Zukünftige Arbeiten sollten daher die vorgestellte Methodik um kraftbasierte Messungen und geeignete Regelstrategien erweitern, um insbesondere eine stabile, robuste und ruckreduzierte Bewegungsübertragung auf kollaborative Roboter zu ermöglichen.

6 Literatur

[1] SpringerLink. "Springer Handbook of Robotics." Zugriff am: 29. Dezember 2025. [Online.] Verfügbar: https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-32552-1

[2] M. Field, D. Stirling, F. Naghdy und Z. Pan, "Motion capture in robotics review," in *2009 IEEE International Conference on Control and Automation*, Christchurch, New Zealand, Dez. 2009 - Dez. 2009, S. 1697–1702, doi: 10.1109/ICCA.2009.5410185.

[3] K. M. Lynch und F. C. Park, *Modern Robotics: Mechanics, planning, and control*. Cambridge, New York, Port Melbourne, New Delhi, Singapore: Cambridge University Press, 2024.

[4] B. Fang, S. Jia, Di Guo, M. Xu, S. Wen und F. Sun, "Survey of imitation learning for robotic manipulation," *Int J Intell Robot Appl*, Jg. 3, Nr. 4, S. 362–369, 2019. doi: 10.1007/s41315-019-00103-5. [Online]. Verfügbar unter: https://link.springer.com/article/10.1007/s41315-019-00103-5

[5] B. D. Argall, S. Chernova, M. Veloso und B. Browning, "A survey of robot learning from demonstration," *Robotics and Autonomous Systems*, Jg. 57, Nr. 5, S. 469–483, 2009. doi: 10.1016/j.robot.2008.10.024. [Online]. Verfügbar unter: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889008001772

[6] P. Pastor, H. Hoffmann, T. Asfour und S. Schaal, "Learning and generalization of motor skills by learning from demonstration," in *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Kobe, Mai. 2009 - Mai. 2009, S. 763–768, doi: 10.1109/ROBOT.2009.5152385.

Open Access. © 2023 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

[7] T. B. Tuli und M. Manns, "Real-Time Motion Tracking for Humans and Robots in a Collaborative Assembly Task," in *The 6th International Electronic Conference on Sensors and Applications*, S. 48, doi: 10.3390/ecsa-6-06636.
[8] P. Plantard, H. P. H. Shum, A.-S. Le Pierres und F. Multon, "Validation of an ergonomic assessment method using Kinect data in real workplace conditions," *Applied ergonomics*, Early Access. doi: 10.1016/j.apergo.2016.10.015.
[9] M. Bortolini, M. Faccio, M. Gamberi und F. Pilati, "Motion Analysis System (MAS) for production and ergonomics assessment in the manufacturing processes," *Computers & Industrial Engineering*, Jg. 139, S. 105485, 2020, doi: 10.1016/j.cie.2018.10.046.
[10] Qualisys. "Miqus." Zugriff am: 29. Dezember 2025. [Online.] Verfügbar: https://www.qualisys.com/cameras/miqus/#!#tech-specs
[11] "VDI 2143 Blatt 1 - Bewegungsgesetze für Kurvengetriebe und Motion-Control-Systeme - Theoretische Grundlagen." Zugriff am: 30. Dezember 2025. [Online.] Verfügbar: https://www.vdi.de/mitgliedschaft/vdi-richtlinien/details/vdi-2143-blatt-1-bewegungsgesetze-fuer-kurvengetriebe-und-motion-control-systeme-theoretische-grundlagen
[12] A. J. Ijspeert, J. Nakanishi und S. Schaal, "Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots," in *Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.02CH37292)*, Washington, DC, USA, Mai. 2002, S. 1398–1403, doi: 10.1109/ROBOT.2002.1014739.
[13] GitHub. "GitHub - dfki-ric/movement_primitives: Dynamical movement primitives (DMPs), probabilistic movement primitives (ProMPs), and spatially coupled bimanual DMPs for imitation learning." Zugriff am: 30. Dezember 2025. [Online.] Verfügbar: https://github.com/dfki-ric/movement_primitives

Open Access. © 2026 N. Djobo, S. Kallweit, K. Arntz, M. Thiel, O. Tiessen, S. Steifensand und M. Mennicken
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +