

Eindimensionaler Drucksensor-Stift für ML-gestützte Analyse zeitlicher Schreibdruckverläufe und die Rekonstruktion von Handschrift.

Finn Rappel
Faculty of Electrical Engineering
Augsburg University of Applied
Sciences
Augsburg, Germany
finn.rappel@tha.de

Abstract— Diese Studie untersucht die Informationsdichte eines eindimensionalen zeitlichen Drucksignals beim handschriftlichen Schreiben und dessen Eignung zur Rekonstruktion von Schreibbewegungen und semantischem Inhalt. Ziel ist es, zu analysieren, in welchem Umfang ein einzelner einkanaliger Druckverlauf ausreichend Information trägt, um charakteristische Aspekte von Handschrift maschinell zu modellieren. Der gewählte minimalistische Ansatz verzichtet bewusst auf zusätzliche Sensorik zugunsten eines kompakten, kostengünstigen und potenziell nachrüstbaren Systems. Experimentelle Ergebnisse zeigen, dass trotz der starken Reduktion der Eingangsdaten eine robuste Rekonstruktion möglich ist, insbesondere durch den Einsatz geeigneter Trainingsdaten sowie kontextbasierter Nachverarbeitung zur Fehlerkorrektur. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass eindimensionale Drucksignale nicht nur für barrierearme digitale Schreibenwendungen, sondern auch für forensische und sicherheitsrelevante Analysen von individueller Schriftcharakteristik relevant sein können.

I. EINLEITUNG

Handschrift stellt eine komplexe motorische Aktivität dar, in der semantischer Inhalt, individuelle Bewegungsmuster und situative Einflüsse eng miteinander verknüpft sind. Die digitale Erfassung handschriftlicher Eingaben ist daher seit langem Gegenstand interdisziplinärer Forschung, insbesondere im Spannungsfeld zwischen natürlicher Interaktion und algorithmischer Auswertbarkeit. Während viele bestehende Systeme auf umfangreiche Sensorik setzen, bleibt die Frage offen, wie viel Information bereits in stark reduzierten, eindimensionalen Signalen enthalten ist.

Vor diesem Hintergrund verfolgt diese Arbeit zwei zentrale Betrachtungsperspektiven. Zum einen wird untersucht, inwieweit sich aus zeitlichen Druckverläufen handschriftlicher Eingaben Rückschlüsse auf konkrete Schriftzeichen und Schreibbewegungen ziehen lassen. Die Rekonstruktion semantischer Inhalte aus minimaler Sensorik stellt dabei eine grundlegende analytische Fragestellung dar. Zum anderen adressiert der Ansatz das anhaltende Bedürfnis vieler Nutzerinnen und Nutzer, handschriftlich mit einem Stift zu schreiben und diese Eingaben in digitaler Form weiterzuverarbeiten, ohne auf komplexe oder kostenintensive Eingabegeräte angewiesen zu sein.

Darüber hinaus besitzt die Analyse von Drucksignalen eine forensische und Analytische Dimension, da individuelle Schreibcharakteristika als biometrische Merkmale interpretiert werden können. Die gezielte Reduktion der Eingangsdaten auf eine einzelne Druckachse ermöglicht es, diese Aspekte isoliert zu untersuchen und deren Aussagekraft systematisch zu bewerten.

Ziel dieser Arbeit ist es daher, die Informationsdichte eines eindimensionalen Drucksignals zu analysieren und dessen Potenzial für Rekonstruktions- und Analyseaufgaben im Kontext handschriftlicher Eingaben zu bewerten.

II. STAND DER TECHNIK

Die automatische Analyse und Rekonstruktion handschriftlicher Eingaben ist seit mehreren Jahrzehnten Gegenstand intensiver Forschung. Bereits frühe Arbeiten zeigten, dass sich handschriftliche Bewegungen mithilfe statistischer Modelle und später neuronaler Netze zuverlässig analysieren und klassifizieren lassen. Mit dem Aufkommen leistungsfähiger Sensorik und moderner Deep-Learning-Verfahren hat sich das Forschungsfeld in den letzten Jahren deutlich erweitert, insbesondere im Bereich der Online-Handschrifterkennung und der Trajektorienrekonstruktion.

Ein großer Teil aktueller Arbeiten basiert auf der Nutzung kinematischer Sensoren wie Beschleunigungssensoren, Gyroskopen und Magnetometern, häufig in Kombination mit Kraft- oder Drucksensoren. Diese Systeme erfassen mehrdimensionale Bewegungsdaten und ermöglichen eine geometrisch präzise Rekonstruktion der Schreibtrajektorie. Beispiele hierfür sind IMU-basierte digitale Stifte, die mithilfe von Sensorfusion und sequenziellen Modellen komplexe Bewegungsabläufe rekonstruieren. Derartige Ansätze zeichnen sich durch hohe Rekonstruktionsgenauigkeit aus, gehen jedoch mit erheblicher Hardwarekomplexität, hohem Energiebedarf und einer starken Abhängigkeit von Driftkompensation und Kalibrierung einher. In vielen dieser Arbeiten dient der Drucksensor lediglich als ergänzende Größe oder als binärer Schaltindikator zur Unterscheidung zwischen Schreib- und Schwebephasen.

Parallel dazu existieren zahlreiche Offline-Ansätze, bei denen handschriftliche Eingaben ausschließlich aus statischen Bilddaten rekonstruiert werden. Diese Verfahren nutzen pixelbasierte Merkmale, Konturenanalysen oder neuronale Netze zur Ableitung von Schreibreihenfolgen und Trajektorien aus gescannten oder fotografierten Schriftbildern. Obwohl diese Methoden ohne spezielle Stiftsensorik auskommen, fehlt ihnen der Zugriff auf zeitabhängige Signale, wodurch dynamische Aspekte des Schreibprozesses nur indirekt oder approximativ erschlossen werden können.

Ein weiterer Forschungsstrang befasst sich mit der forensischen und biometrischen Analyse von Handschrift. Bereits frühere Arbeiten konnten zeigen, dass der zeitliche Druckverlauf beim Schreiben eine hohe individuelle Signifikanz besitzt und als identifizierendes Merkmal genutzt werden kann. Diese Studien

basieren jedoch häufig auf manueller oder klassischer statistischer Auswertung und nutzen den Druck entweder isoliert in Offline-Form oder lediglich als Zusatzdimension innerhalb komplexerer Bewegungsmodelle.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass bestehende Systeme entweder auf umfangreiche multimodale Sensorik setzen, um eine möglichst exakte geometrische Rekonstruktion zu erzielen, oder auf visuelle Offline-Daten zurückgreifen. Ein Ansatz, der die Rekonstruktion und Analyse handschriftlicher Information ausschließlich auf einem einkanaligen zeitlichen Drucksignal aufbaut und dessen Informationsdichte systematisch untersucht, ist in der aktuellen Forschung kaum vertreten. Genau an dieser Stelle setzt die vorliegende Arbeit an, indem sie einen bewusst sensorreduzierten Ansatz verfolgt und den Druckverlauf nicht als ergänzende Größe, sondern als primäre Informationsquelle betrachtet.

III. KONZEPT

Das zugrunde liegende Konzept dieser Arbeit basiert auf der bewussten Reduktion der erfassten Sensordaten auf ein einzelnes zeitabhängiges Drucksignal, um dessen Informationsdichte isoliert untersuchen zu können. Anstatt eine möglichst exakte geometrische Rekonstruktion der Schreibbewegung durch multimodale Sensorfusion anzustreben, wird der Druckverlauf als primäre und alleinige Informationsquelle betrachtet. Durch die Abstufung der vertikalen Druckkomponente in festen Zeitintervallen entsteht ein eindimensionales, zeitdiskretes Signal, dessen Struktur gezielt analysiert werden kann.

Der konzeptionelle Systemaufbau ist in Abbildung 1 anhand eines Block Definition Diagramms (BDD) dargestellt. Das Gesamtsystem gliedert sich in drei funktionale Einheiten: einen handgeführten Stift mit integriertem einachsigen Drucksensor, einen externen Kontrollhub sowie einen angebotenen Host-Computer. Der Drucksensor im Stift erfasst ausschließlich die vertikale Druckkraft während des Schreibvorgangs und liefert ein analoges einkanaliges Signal, das über eine kabelgebundene Verbindung an den Hub übertragen wird. Diese sensorische Minimalität ist ein zentrales Gestaltungselement des Konzepts und dient der Reduktion von Hardwarekomplexität, Kosten und Energiebedarf. Der Kontrollhub übernimmt die Rolle einer vermittelnden Systemkomponente zwischen Sensorik und Host-System. Er basiert auf einem Mikrocontroller (ESP) und ist konzeptionell nicht für das Training oder die Ausführung komplexer Modelle vorgesehen, sondern für die strukturierte Datenerfassung, einfache Vorverarbeitung sowie die Steuerung des Gesamtsystems. Die Anbindung an einen Host-Computer erfolgt über eine serielle USB-Verbindung, wodurch rechenintensive Trainings- und Inferenzprozesse ausgelagert werden können. Diese Trennung erlaubt eine flexible Aufnahme von Trainingsdaten sowie einen einfachen Wechsel zwischen unterschiedlichen Modellen und Konfigurationen, ohne Änderungen an der Stifthardware vornehmen zu müssen.

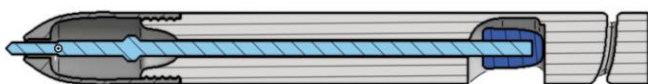


Abbildung 3:

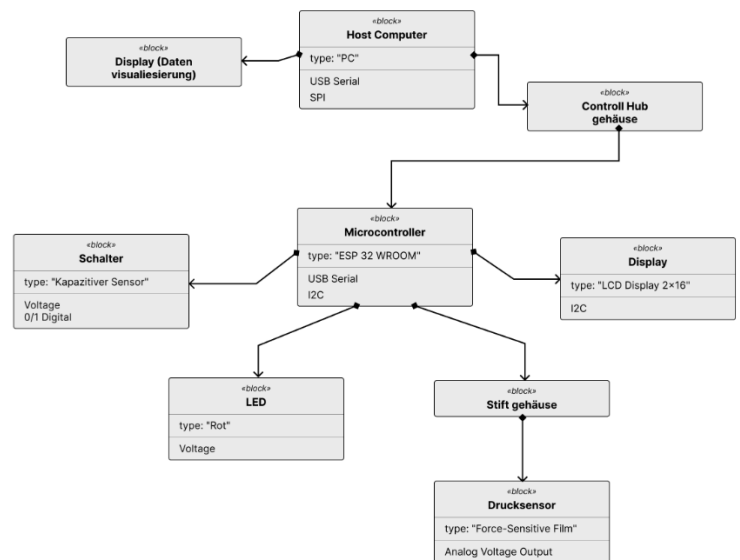


Abbildung 1: Block Definition Diagramms (BDD)

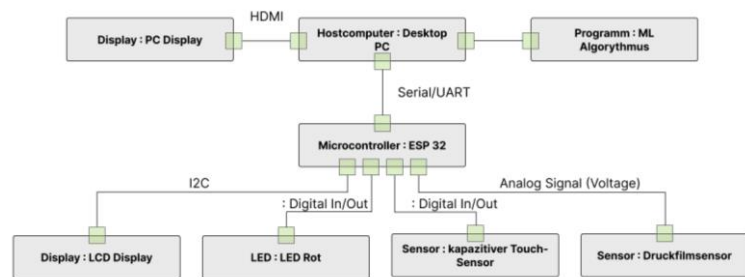


Abbildung 2: Internal Block Diagramms (IBD).

Abbildung 2 zeigt den detaillierten Verbindungsaufbau in Form eines Internal Block Diagramms (IBD). Die Kommunikation zwischen Hub und Host-Computer erfolgt über eine UART-basierte serielle Schnittstelle. Der Drucksensor im Stift ist direkt analog an den Mikrocontroller angebunden. Ergänzend sind im Hub Bedienelemente integriert, darunter zwei Taster zur Systemsteuerung, eine Status-LED sowie ein Display, das über eine I2C-Schnittstelle angesteuert wird. Diese Komponenten ermöglichen eine lokale Interaktion mit dem System, ohne das grundlegende sensorreduzierte Konzept zu erweitern.

Insgesamt unterstützt der vorgestellte Aufbau einen modularen, kompakten und kosteneffizienten Ansatz, der sowohl für experimentelle Untersuchungen als auch für potenziell nachrüstbare Schreibsysteme geeignet ist. Gleichzeitig schafft die klare funktionale Trennung der Systemkomponenten die Voraussetzung für eine kontrollierte Analyse der Aussagekraft eines eindimensionalen Drucksignals im Kontext handschriftlicher Rekonstruktions- und Analyseaufgaben.

IV. UMSETZUNG UND EVALUATION

Die Umsetzung des Konzepts erfolgte zunächst durch die Entwicklung eines funktionalen Prototyps, bestehend aus dem handgeführten Stift mit einkanaligem Drucksensor (Abbildung 3), dem Kontrollhub und dem Host-Computer. Auf der Softwareseite wurde ein Machine-Learning-Ansatz gewählt, um die zeitlichen

Drucksignale als eindimensionale Zeitreihen zu klassifizieren. Hierfür kam die Python-Bibliothek TensorFlow zum Einsatz, die eine effiziente Durchführung von Zeitreihenklassifikationen für verschiedene Klassen erlaubt.

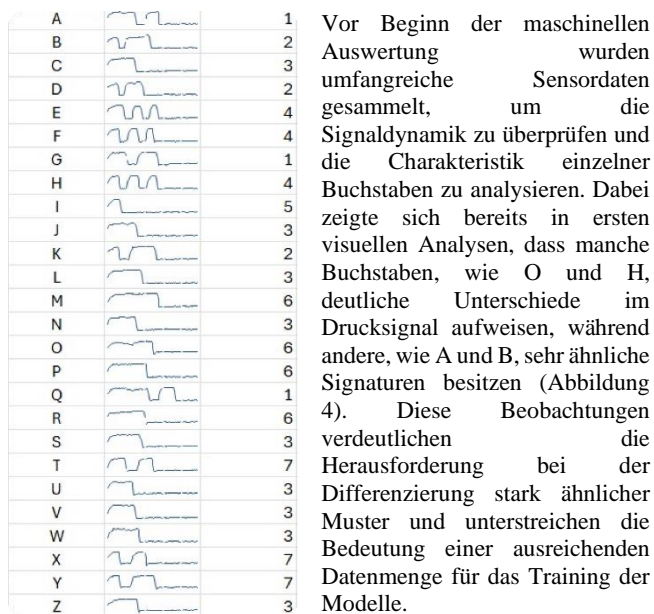


Abbildung 4: Plot Vergleich

Die initialen Klassifikationstests mit einer begrenzten Datensammlung von circa 100 Aufnahmen pro Buchstabe zeigten, dass deutlich unterscheidbare Buchstaben, wie O und H, bereits mit wenigen Trainingsbeispielen zuverlässig voneinander differenziert werden können, während für ähnlich geformte Druck verlaufen von Buchstabenpaaren, wie A und B, eine deutlich größere Datenmenge erforderlich ist (Abbildung 5-6). Diese Ergebnisse bestätigen, dass das Hauptkriterium für erfolgreiche Klassifikation die Menge und Vielfalt der Trainingsdaten ist.

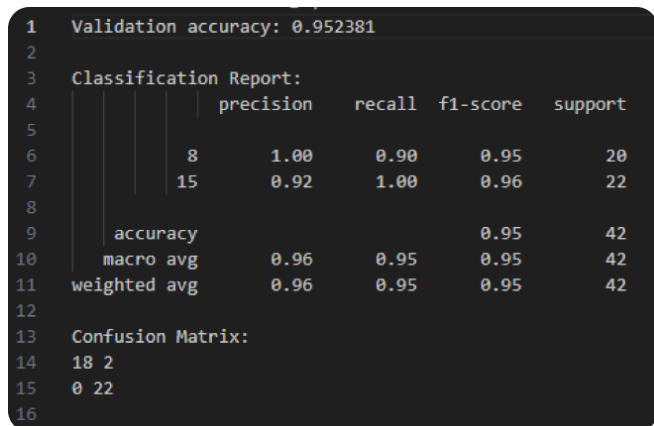


Abbildung 5: Modell Report (Trainiert auf O/H)

Um Interpretationsgenauigkeit zu verbessern, wurden die Buchstaben in sieben Verwechslungsklassen eingeteilt. Es zeigte sich, dass diese Klassen als Grundlage für kontextbasierte Regeln dienen können, die es ermöglichen, auch bei hohen Fehlerraten plausible Wortsequenzen zu rekonstruieren. Durch die Kombination der Klassifikationsausgabe mit sprachlichen Wahrscheinlichkeiten und Kontextinformationen konnte gezeigt werden, dass selbst bei einer Fehlerquote von etwa 60 % die Rekonstruktion ganzer Wörter und einfacher Sätze möglich ist.

Insgesamt demonstriert die Umsetzung, dass die Rekonstruktion von Schreibinhalten aus einem minimalistisch erfassten Drucksignal prinzipiell möglich ist. Die Ergebnisse heben insbesondere hervor, dass der entscheidende Faktor für die Klassifikationsgenauigkeit die Datenmenge und die Aufbereitung der Trainingsbeispiele darstellt. Darüber hinaus zeigt die Untersuchung, dass kontextuelle Nachverarbeitung einen erheblichen Zugewinn an Information liefert, der die Aussagekraft des rein eindimensionalen Signals deutlich erhöht.

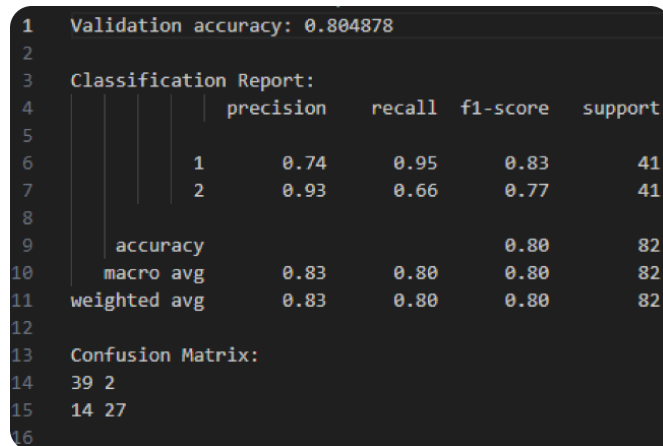


Abbildung 6: Modell Report (Trainiert auf A/B)

V. ZUSAMMENFASSUNG & AUSBLICK

In dieser Arbeit wurde untersucht, inwieweit ein eindimensionales, zeitlich aufgelöstes Drucksignal aus einem handgeführten Stift zur Rekonstruktion von Schreibbewegungen, zur Klassifikation von Buchstaben und zur Analyse individueller Handschriftmerkmale genutzt werden kann. Die Ergebnisse zeigen, dass selbst bei minimaler Sensorik und reduzierter Signalkomplexität relevante Informationen enthalten sind, die für maschinelle Lernverfahren nutzbar sind. Insbesondere konnte demonstriert werden, dass die Differenzierung von deutlich unterscheidbaren Buchstaben bereits mit einer vergleichsweise geringen Datenmenge zuverlässig funktioniert, während ähnlich geformte Buchstaben durch größere Trainingsdatensätze und kontextbasierte Nachverarbeitung erfolgreich unterschieden werden können. Darüber hinaus zeigten erste Analysen mit verschiedenen Schreibenden, dass individuelle Charakteristika im Drucksignal erkennbar sind, was die Möglichkeit personalisierter Modelle eröffnet.

Die Untersuchung unterstreicht die Relevanz eines sensorreduzierten Ansatzes, der nicht nur kosteneffizient und kompakt ist, sondern auch für nachrüstbare und experimentelle Schreibsysteme geeignet erscheint. Die Kombination aus maschinellem Lernen, Datenaufbereitung und kontextbasierter Nachverarbeitung eröffnet die Möglichkeit, selbst bei begrenzten Sensordaten plausible und korrekte Wort- oder Satzrekonstruktionen zu erzielen.

Für zukünftige Arbeiten ergeben sich mehrere Perspektiven: Die Erweiterung auf komplette Alphabete, die Integration weiterer Zeichen- und Symbolsysteme, sowie die systematische Erhebung größerer und vielfältigerer Datensätze könnten die Klassifikationsgenauigkeit weiter erhöhen. Ebenso bieten sich Ansätze zur stärkeren Personalisierung von Modellen an, um individuelle Handschriften noch präziser zu analysieren. Langfristig könnte der minimalistische, einkanale Ansatz nicht nur für digitale Schreibgeräte, sondern auch für Anwendungen im Bereich forensischer Analysen oder barrierefreier, digitaler Schreibsysteme genutzt werden, wodurch das Potenzial dieses Ansatzes weit über experimentelle Studien hinausgeht.

VI. BIBLIOGRAPHIE

Referenzen:

- [1] W. Swaileh, F. Imbert, Y. Soullard, R. Tavenard, und E. Anquetil, „Online handwriting trajectory reconstruction from kinematic sensors using temporal convolutional network“, *Int. J. Doc. Anal. Recognit. IJDAR*, Bd. 26, Nr. 3, S. 289–302, Sep. 2023, doi: 10.1007/s10032-023-00430-1.
- [2] F. Ott, D. Rugamer, L. Heublein, B. Bischl, und C. Mutschler, „Joint Classification and Trajectory Regression of Online Handwriting using a Multi-Task Learning Approach“, in *2022 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, Waikoloa, HI, USA: IEEE, Jan. 2022, S. 1244–1254. doi: 10.1109/WACV51458.2022.00131.
- [3] Y. Zhu, S. Li, H. Wang, und F. Wei, „FINet: Handwriting trajectory reconstruction of Chinese characters based on the font imitate network“, *Pattern Recognit.*, Bd. 157, S. 110949, Jan. 2025, doi: 10.1016/j.patcog.2024.110949.
- [4] Y. Hamdi, H. Akouaydi, H. Boubaker, und A. M. Alimi, „Handwriting Quality Analysis using Online-Offline Models“, 9. Oktober 2020, *arXiv: arXiv:2010.06693*. doi: 10.48550/arXiv.2010.06693.
- [5] P. V. Tytell, „Pen Pressure as an Identifying Characteristic of Signatures: Verification from tKe Computer“.
- [6] M. Nakai, T. Sudo, H. Shimodaira, und S. Sagayama, „Pen pressure features for writer-independent on-line handwriting recognition based on substroke HMM“, in *Object recognition supported by user interaction for service robots*, Quebec City, Que., Canada: IEEE Comput. Soc, 2002, S. 220–223. doi: 10.1109/ICPR.2002.1047834.
- [7] M. Okawa und K. Yoshida, „Offline writer verification based on forensic expertise: Analyzing multiple characters by combining the shape and advanced pen pressure information“, *Jpn. J. Forensic Sci. Technol.*, Bd. 22, Nr. 2, S. 61–75, 2017, doi: 10.3408/jafst.731.
- [8] Q. He, Z. Feng, X. Wang, Y. Wu, und J. Yang, „A Smart Pen Based on Triboelectric Effects for Handwriting Pattern Tracking and Biometric Identification“, *ACS Appl. Mater. Interfaces*, Bd. 14, Nr. 43, S. 49295–49302, Nov. 2022, doi: 10.1021/acsami.2c13714.
- [9] M. Bashir und F. Kempf, „Advanced Biometric Pen System for Recording and Analyzing Handwriting“, *J. Signal Process. Syst.*, Bd. 68, Nr. 1, S. 75–81, Juli 2012, doi: 10.1007/s11265-011-0576-z.
- [10] Z. Chen u. a., „Complex Handwriting Trajectory Recovery: Evaluation Metrics and Algorithm“, in *Computer Vision – ACCV 2022*, Bd. 13842, L. Wang, J. Gall, T.-J. Chin, I. Sato, und R. Chellappa, Hrsg., in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 13842. , Cham: Springer Nature Switzerland, 2023, S. 58–74. doi: 10.1007/978-3-031-26284-5_4.
- [11] R. Senatore, A. Santoro, A. Parziale, und A. Marcelli, „A biologically inspired approach for recovering the trajectory of off-line handwriting“, 1. Juli 2022, *In Review*. doi: 10.21203/rs.3.rs-1443088/v1.
- [12] M. Wehbi u. a., „Surface-Free Multi-Stroke Trajectory Reconstruction and Word Recognition Using an IMU-Enhanced Digital Pen“, *Sensors*, Bd. 22, Nr. 14, S. 5347, Jan. 2022, doi: 10.3390/s22145347.
- [13] Y.-L. Hsu und J.-S. Wang, „Random Drift Modeling and Compensation for MEMS-Based Gyroscopes and Its Application in Handwriting Trajectory Reconstruction“, *IEEE Access*, Bd. 7, S. 17551–17560, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2895919.
- [14] M. Sperber, M. Klinkigt, K. Kise, M. Iwamura, B. Adrian, und A. Dengel, „Handwriting Reconstruction for a Camera Pen Using Random Dot Patterns“, in *2010 12th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition*, Kolkata, India: IEEE, Nov. 2010, S. 160–165. doi: 10.1109/ICFHR.2010.32.
- [15] J. K. Chen, W. Xie, und Y. He, „Motion-Based Handwriting Recognition and Word Reconstruction“, 15. Januar 2021, *arXiv: arXiv:2101.06025*. doi: 10.48550/arXiv.2101.06025.

Delimitations Matrix:

Autor/Referenz	Technische Lösung/ Sensorik	Abgrenzung zum eigenen Ansatz
Swaileh et al. (2023) [1]	Beschleunigungs-Sensoren, Gyroskop und Kraftsensor (insg. 10-13 Kanäle).	Hohe Hardware-Komplexität. Verlässt sich schwerpunktmäßig auf kinematische Daten (IMU), um Bewegung zu messen
Ott et al. (2022) [2]	Beschleunigung(2x), Gyroskop, Magnetometer, Kraft. (insg. 13 Kanäle)	Nutzt div. weitere Sensorik. Ich untersuche nicht die perfekte geometrische Rekonstruktion durch Bewegungssensoren, sondern die Informationsdichte des Drucks als diagnostischen und biometrischen Marker.
Zhu et al. (2023) [3]	Bilddaten Verarbeitung (Offline Verarbeitung).	Optische/Visuelle Rekonstruktion. Pixelbasierte Erkennung: Nutzt als Input Statische Bilder, keine Zeitabhängigen Sensordaten.
Hamdi et al. (2020) [4]	Erzeugt aus kinematische Analysen Bilder für weiter Verarbeitung.	Hybrider Ansatz: Kombination aus Trajektorien-Geometrie und visueller Bildanalyse zur Bewertung von Schreibverhalten.
Tytell (1998) [5]	Physische (manuelle Offline) Auswertung.	Nutzt keine Deep-Learning-Verfahren. Zeigt lediglich, dass der Druckverlauf eine hohe biometrische Signifikanz besitzt.
Nakai et al. (2002) [6]	Geschwindigkeit-Druck.	Druck stets nur als ergänzende Dimension. Fokus auf klassischen kinematischen Analysen (Geschwindigkeit/Richtung)
Okawa & Yoshida (2017) [7]	Offline Auswertung Druckmessung durch „local pressure“.	Statischer Ansatz. Nutzt Offline-Artefakte ohne zeitverlauf zur Interpretation.
He et al. (2022) [8]	Misst Bewegung und Druck. Sensor“ erzeugt elektrostatische Spannungspulse.	Kein Fokus auf kostengünstige Lösung. Nutzt keinen "Off-the-Shelf"-Drucksensor sondern Viele Labor-gefertigten Nanosensoren.
Bashir & Kempf (2012) [9]	Druck und Griffdruck der Finger.	Fokus vor allem auf Biometrie. Fokussiert sich zusätzlich stark auf den Griffdruck als einzigartiges Merkmal.
Chen et al. (2022) [10]	Bilddaten Verarbeitung (Offline Verarbeitung).	Offline-Ansatz: Input sind Statische Bilder (keine Zeitabhängige Sensoren Erfassung)
Senatore et al. (2022) [11]	Bilddaten Verarbeitung (Offline Verarbeitung).	Rekonstruktion der Schreibreihenfolge aus statischen Bildern.
Wehbi et al. (2022) [12]	Beschleunigung, Gyroskop, Magnetometer, Kraft.	Der Drucksensor dient primär als "Schalter" (Schreiben/Schweben). Nutzt Sensor-Fusion (IMU + Druck)
Hsu & Wang (2019) [13]	Beschleunigung, Gyroskop	Motion-Only Ansatz. Behandelt 'Random Drift' Kompensation für die Textreconstruction bei Beschleunigung + Gyroskop Daten Verwendung.
Sperber et al. (2010) [14]	Präparierter Untergrund, Bilddaten Verarbeitung.	Optische/Visuelle Rekonstruktion. Das Papier muss vorher mit einem speziellen Random Dot bedruckt werden.
Chen et al. (2021) [15]	Beschleunigung, Rotation/Quaternionen.	Motion-Only Ansatz. Nutzt auch ML Zeitreihen Klassifikation, ignoriert druck Information aber völlig.