22. AALE-Konferenz
Rosenheim, 25.02.–27.02.2026

Anwendung von YOLO zur kombinierten Objekterkennung, Personenzählung und Distanzabschätzung

F. Quadt[1], N. Günther[1], J. Reiff-Stephan[1]

Zusammenfassung

In der modernen Produktionstechnik ist die Minimierung von Produktionszeiten von zentraler Bedeutung für die Steigerung der Wirtschaftlichkeit. Eine nachhaltige Prozessoptimierung erfordert die Identifizierung und Beseitigung von Schwachstellen und Engstellen innerhalb der Produktionsabläufe. Hierbei spielt die Analyse der Verweildauer von Personen und fahrerlosen Transportsystemen (FTS) an Arbeitsstationen eine entscheidende Rolle. Diese Daten dienen als Indikator für verschiedene Faktoren, darunter die Effizienz der Arbeitsabläufe, die Notwendigkeit von Wartungsintervallen und die Komplexität der Prozesse. Um diese versteckten Herausforderungen innerhalb der Produktion zu identifizieren, wird in dieser Arbeit ein System zur optischen Datenerfassung vorgestellt. Durch die Erfassung und Analyse der Bewegungen von Personen und FTS in Produktionsumfeld, können wertvolle Erkenntnisse gewonnen werden. Ziel ist es, hierdurch ein tiefgreifendes Verständnis der Produktionsprozesse zu erlangen und fundierte Entscheidungsgrundlagen für gezielte Optimierungsmaßnahmen zu schaffen, die zu einer nachhaltigen Effizienzsteigerung führen.

Stichwörter

Personendetektion, Prozessoptimierung, Objektverfolgung, YOLO, Distanzabschätzung, Multi-Object-Tracking

1 Einleitung

In den vergangenen Jahren haben sich Bildverarbeitung und Computer Vision als zentrale Schlüsseltechnologien in einer Vielzahl von Anwendungsfeldern etabliert, darunter die Sicherheitstechnik, der Automobilsektor sowie industrielle Produktionsumgebungen. Ein wesentlicher Anwendungsbereich stellt dabei die Detektion, Re-Identifikation, Verfolgung und Zählung von Personen und Objekten dar. Diese Funktionen tragen sowohl zur Erhöhung der betrieblichen Effizienz als auch zur Verbesserung der Arbeitssicherheit bei. Zur Umsetzung entsprechender Aufgaben werden sowohl klassische Bildverarbeitungsmethoden wie ISM (Implicit Shape Model) und SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) [1, 2] als auch moderne, auf Deep Learning basierende Ansätze, eingesetzt. Insbesondere Echtzeit-Objekterkennungsverfahren, wie beispielsweise der sogenannte You Only Look Once (YOLO)-Algorithmus, haben sich aufgrund ihrer hohen Präzision und geringen Latenz als leistungsfähige Lösungen herausgestellt [3].

In der vorliegenden Arbeit wird die Anwendung des YOLO-Algorithmus zur automatischen Erkennung von Personen sowie fahrerlosen Transportsystemen (FTS) dargestellt. Eine zusätzliche Objektverfolgung zeichnet Laufstrecken und Fahrwege auf und bestimmt Abstände zu Arbeitsplätzen. Die gewonnenen Daten erlauben es, Rückschlüsse auf Aufenthaltsdauern und Bewegungsmuster zu ziehen. Diese

[1] Technische Hochschule Wildau, FG iC3@ Smart Production, Hochschulring 1, 15745 Wildau

Open Access. © 2026 F. Quadt, N. Günther, J. Reiff-Stephan
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

können anschließend für die Analyse und Optimierung von Produktions- und Logistikprozessen verwendet werden. Darüber hinaus lassen sich potenzielle Engstellen identifizieren, Interaktionen zwischen Akteuren auswerten und Hinweise auf erhöhten Wartungsbedarf ableiten.

2 Konzept

Der experimentelle Aufbau wird innerhalb der Wildauer Smart Production [4] (im Folgenden WSP) realisiert (Bild 1). Durch die Installation von zwei oberhalb der Anlage montierten Kameras wird eine Sicht auf den relevanten Arbeits- und Bewegungsbereich ermöglicht. Die im Bild 1 farblich dargestellten Flächen, zeigen die Kameraabdeckung auf.

Diese Kamera-Anordnung ermöglicht eine zuverlässige Erkennung von Personen und FTS, die sich innerhalb des überwachten Bereiches bewegen. Mit Hilfe einer kontinuierlichen Analyse der Kamerabilder kann die Position in Abhängigkeit der Zeit der erkannten Objekte bestimmt werden. Hierdurch ist es möglich, Bewegungsmuster und Aufenthaltsdauern aufzunehmen als auch Interaktionen zwischen Personen, FTS und Arbeitsplätzen zu bestimmen. Es besteht die Möglichkeit, Abstände von Personen und FTS zu einzelnen Arbeitsplätzen, den Human-Machine-Interfaces (HMIs, in Bild 1, orange markiert), zu bestimmen.

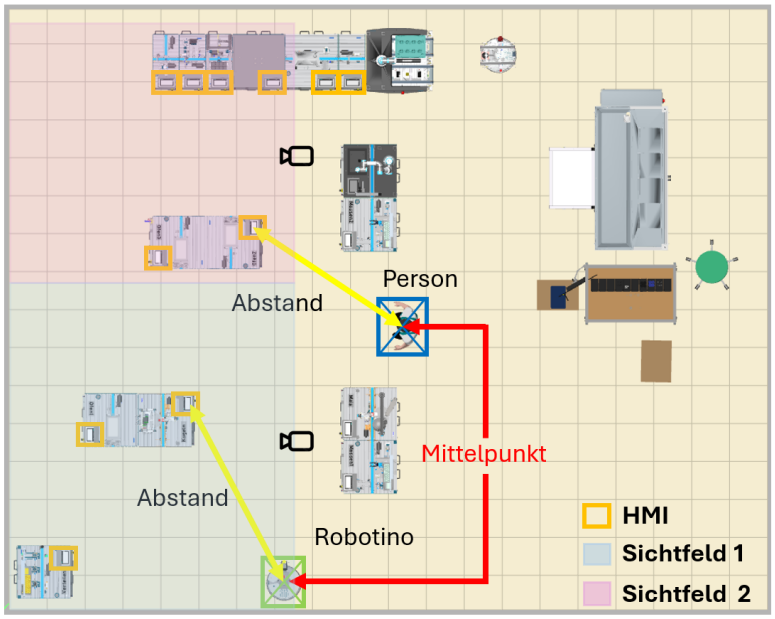

Bild 1: Schematische Darstellung der Wildauer Smart Production. Personen und FTS werden optisch erkannt, Abstände zu Maschinen ermittelt. Die farbigen Bereiche links zeigen die von der Kamera abgedeckte Fläche.

3 Umsetzung

Auf der Hardwareebene werden zwei Ethernet-Kameras des Typs Reolink P 344 eingesetzt, die kontinuierlich Bilddaten in das Netzwerk einspeisen. Die Kameras sind oberhalb der Anlage in einer Höhe von etwa 3,3 m montiert, wodurch eine umfassende Abdeckung des relevanten Arbeitsbereichs gewährleistet wird. Durch eine gezielte leichte Schrägstellung der Kameras lassen sich Überlappungen der Bildbereiche weitgehend minimieren. Optische Verzerrungen infolge von Linseneffekten werden reduziert, indem diese gezielt auf nicht kritische Bereiche, wie beispielsweise Wandflächen, ausgerichtet werden. Die aufgenommenen Bilder besitzen eine Auflösung von 640×360 Pixel.

Open Access. © 2026 F. Quadt, N. Günther, J. Reiff-Stephan
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

Die Videoverarbeitung erfolgt softwareseitig mittels Python unter Verwendung der Bibliothek OpenCV. Zur weiteren Reduzierung der Bildüberlappungen wird der Videostream jeder Kamera auf 500×360 Pixel zugeschnitten und anschließend horizontal zu einem Gesamtbild mit einer Auflösung von 1000×360 Pixeln zusammengeführt. Zur Detektion von Personen und FTS kommt der YOLO-v11-Algorithmus zum Einsatz, wobei erkannte Objekte durch Bounding-Boxen im Videostream visualisiert werden. Um Fehlklassifikationen zu minimieren, werden ausschließlich Detektionen mit einer Konfidenz von über 80 % berücksichtigt.

Die Objektverfolgung erfolgt mittels des Tracking-Algorithmus BoT-SORT [5], einer Weiterentwicklung des klassischen SORT-Algorithmus [6]. Dabei werden Detektionen über aufeinanderfolgende Frames hinweg mithilfe eines Kalman-Filters sowie des Hungarian-Algorithmus einander zugeordnet. Die resultierenden Trajektorien, ausgehend von den Mittelpunkten der detektierten Objekte, werden im Bild dargestellt (vgl. Bild 2). Zur eindeutigen Identifikation und konsistenten Nachverfolgung werden den Objekten eindeutige IDs zugewiesen.

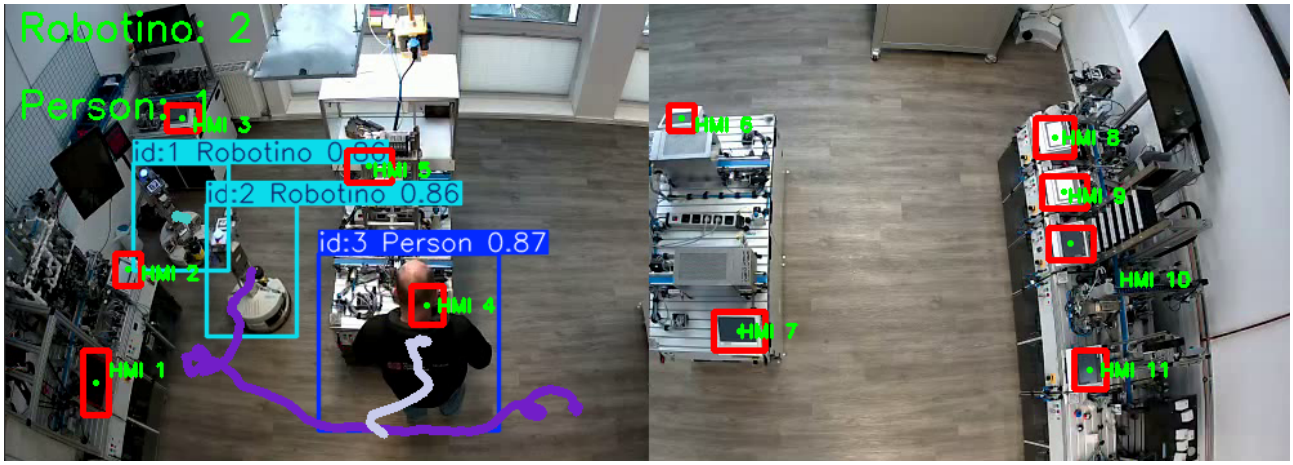

Bild 2: exemplarische visualisierte Laufstrecke der erkannten Objekte und die maskierten Arbeitsstattionen (z. B. HMI 4) für einen Zeitraum von 10 Sekunden.

Diese Informationen ermöglichen nicht nur die Visualisierung der zurückgelegten Wege, sondern auch die Generierung von Heatmaps (vgl. Bild 3), welche die Aufenthaltsintensität der Objekte im Arbeitsbereich abbilden. Helle bis weiße Bereiche kennzeichnen dabei häufig frequentierte Zonen, während dunklere Bereiche auf geringere Aufenthaltsdauern hinweisen.

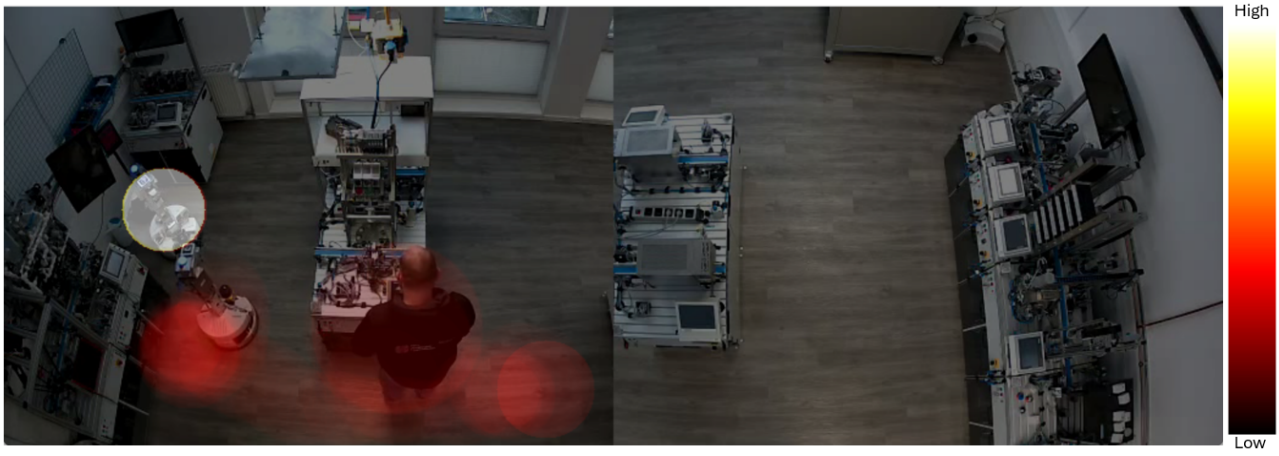

Bild 3: exemplarische Heatmap des betrachteten Bereiches innerhalb der WSP für einen Zeitraum von 10 Sekunden. Deutlich sichtbar sind die Aufenthaltsdauer der einzelnen Objekte (weiß:lang, rötlich: kurz)

Open Access. © 2026 F. Quadt, N. Günther, J. Reiff-Stephan
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

Zusätzlich werden die Objekt-ID, die jeweilige Klasse (Person oder FTS), die aktuellen Koordinaten sowie der zugehörige Zeitstempel in einer CSV-Datei gespeichert (vgl. Bild 4). Darüber hinaus werden im Videostream (Bild 2) statische Zonen in Form roter Rechtecke definiert, welche die Arbeitsstationen bzw. HMIs repräsentieren. Die Mittelpunkte dieser Zonen dienen zur direkten Abstandsberechnung zwischen detektierten Objekten und den Arbeitsplätzen (vgl. Bild 4 – Rechts). Zur Umrechnung von Pixelabständen in reale Distanzen wurden für den konkreten Versuchsaufbau Kalibrierfaktoren bestimmt: 0,909 $^{cm}/_{Pixel}$ für die linke Kameraansicht und 0,885 $^{cm}/_{Pixel}$ für die rechte Kameraansicht.

Track ID	Class name	X	Y	Timestamp
1	Robotino	132	167	2026-01-08_13-13-19
2	Robotino	443	318	2026-01-08_13-13-19
1	Robotino	132	167	2026-01-08_13-13-19
2	Robotino	445	314	2026-01-08_13-13-19
1	Robotino	132	167	2026-01-08_13-13-20
2	Robotino	445	314	2026-01-08_13-13-20
1	Robotino	132	167	2026-01-08_13-13-20
2	Robotino	445	313	2026-01-08_13-13-20
1	Robotino	132	167	2026-01-08_13-13-20
2	Robotino	445	313	2026-01-08_13-13-20
1	Robotino	132	167	2026-01-08_13-13-20

Track_ID	Area	min_distance	max_distance	min_distance [cm]	max_distance [cm]
1	HMI1	141.79	146.37	128.89	129.54
1	HMI2	53.81	60.96	48.92	53.95
1	HMI3	75.06	78.1	68.23	69.12
1	HMI4	197.7	209.07	179.71	185.02
1	HMI5	146.56	156.92	133.23	138.88
1	HMI6	391.64	402.24	356	355.99
1	HMI7	437.73	449.11	397.9	397.46
1	HMI8	676.85	687.71	615.25	608.62
1	HMI9	681.29	692.26	619.3	612.65
1	HMI10	686.26	697.35	623.81	617.15
1	HMI11	710.7	722.04	646.02	639.01

Bild 4: Links: Ausschnitt der Tracking-Informationen von jedem detektierten Objekt. Rechts: tabellarische Darstellung der Abstände der Objekt-ID 1 zu den einzelnen HMIs zum exemplarischen Zeitpunkt 13-13-19

Zur übersichtlichen Darstellung der Abstände eignen sich Balkendiagramme, welche eine schnelle visuelle Standortbestimmung erlauben (vgl. Bild 5). Die Darstellung von Minimal- und Maximalwerten der Abstände zu den Arbeitsplätzen (blaue bzw. orange Balken) liefern zudem Hinweise auf mögliche Laufwegoptimierungen sowie auf Messunsicherheiten.

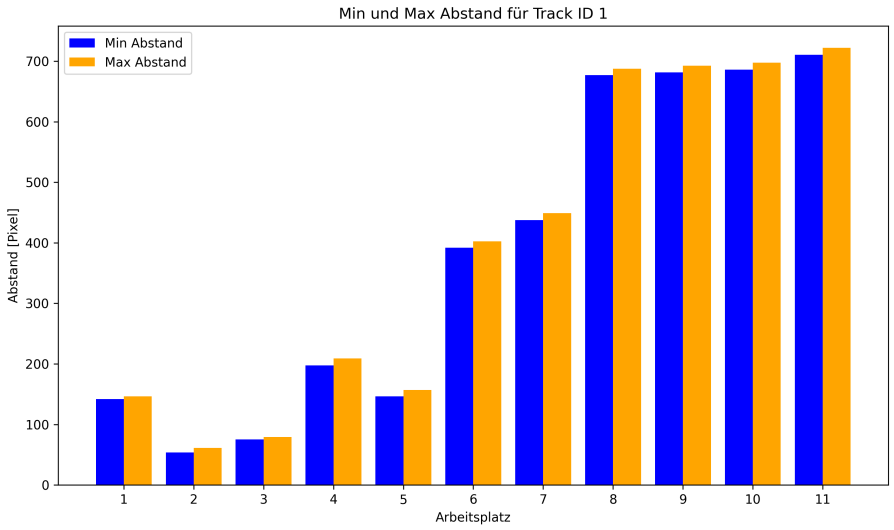

Bild 5: Balkendiagramm zur Visualisierung der Min- und Max-Werte der Abstände zu den Arbeitsplätzen zum exemplarischen Zeitpunkt 13–13–19 von der Objekt-ID 1

Das in Bild 5 dargestellte Diagramm zeigt für Track-ID 1 eine heterogene Standortverteilung. An allen Arbeitsplätzen sind geringe, jedoch signifikante Unterschiede zwischen minimalen und maximalen Abständen zu erkennen. Dies deutet auf längere Verweildauern an den jeweiligen Arbeitsstationen beziehungsweise auf eine Parkposition hin, da die Abstandsvariationen sehr gering ausfallen. Darüber hinaus lässt sich ableiten, dass die potenzielle Aufenthaltsposition sich in der Nähe der Stationen 1, 2 und 3 befindet, da hier die Maximalwerte nahe bei 100 Pixeln liegen, was auch in Bild 3 bestätigt wird. Bei bewegten Objekten treten hingegen größere Schwankungen auf, da die Positionsbestimmung intervall-, zeit- und positionsabhängig sind.

Open Access. © 2026 F. Quadt, N. Günther, J. Reiff-Stephan
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

Abschließend wird exemplarisch die Track-ID 2 betrachtet, um den Laufweg des Objekts (in Bild 2 farblich lila hervorgehoben) zu bestimmen. Hierfür wurde ein Zeitintervall von 10 s analysiert. Die Abstände zwischen aufeinanderfolgenden Koordinatenpunkten können entsprechend der Formel 1 aufsummiert werden, um die insgesamt zurückgelegte Strecke $S(\Delta t)$ zu ermitteln.

$$S(\Delta t) = \sum_{i=1}^{t'} \left[\Delta c_x^2(t) + \Delta c_y^2(t)\right]^{1/2} \quad \text{wobei} \tag{1}$$

$$\Delta c_x^2(t) = \left[(c_x(t_i) - c_x(t_{i+1})\right]^2 \quad \text{und} \tag{2}$$

$$\Delta c_y^2(t) = \left[(c_y(t_i) - c_y(t_{i+1})\right]^2 \quad \text{sind.} \tag{3}$$

Im Fall der exemplarischen Darstellung ergibt dies eine Distanz von 488 Pixeln, was einer realen Strecke von etwa 443 cm entspricht. Diese Methodik erlaubt eine zuverlässige Quantifizierung der Bewegungsdynamik einzelner Objekte auf Basis der Tracking-Daten. Beim Übergang eines Objekts zwischen den Bildbereichen beider Kameras ist der jeweils entsprechende Kamerakalibrierfaktor zu berücksichtigen.

4 Auswertung

Durch die Überkopfmontage lässt sich das entwickelte System nahtlos in die bestehende WSP integrieren und deckt den relevanten Arbeitsbereich ab, ohne den Produktionsablauf zu beeinträchtigen. Der Einsatz von zwei Reolink P344-Kameras ermöglicht dabei eine robuste Abschätzung der Objektpositionen, während der Einsatz zusätzlicher Kamerasysteme prinzipiell eine Erweiterung des Sichtfeldes erlaubt. Im Rahmen des Videostreamings ist jedoch eine zeitliche Synchronisation der Kameras erforderlich, da sowohl die vorhandene Netzwerkarchitektur als auch die Datenmenge einen wesentlichen Einfluss auf Qualität und Zuverlässigkeit der Erfassung haben. Ist eine Synchronisation nicht realisierbar, müssen insbesondere in den Übergangsbereichen der Kamerasysteme Standortvalidierungen durchgeführt werden, da es andernfalls zu Änderungen der Objekt-IDs kommen kann. Zur weiteren Reduzierung der Fehleranfälligkeit könnten insbesondere für FTS beispielsweise ArUco-Marker eingesetzt werden.

Im Vergleich zu Fischaugenobjektiven entfällt in dem vorgestellten Aufbau der Einsatz komplexer Algorithmen zur Verzerrungskorrektur [7], da Linsenrandeffekte gezielt auf unkritische Zonen, wie etwa Wandflächen, gelegt oder durch Beschneiden des Bildausschnitts eliminiert werden können (vgl. Bild 6). Zudem weisen die nur gering gekrümmten Linsen eine deutlich höhere Messpräzision auf als Fischaugenobjektive, deren Präzisionseinbußen mit zunehmendem Abstand vom optischen Zentrum annähernd quadratisch ansteigen [8].

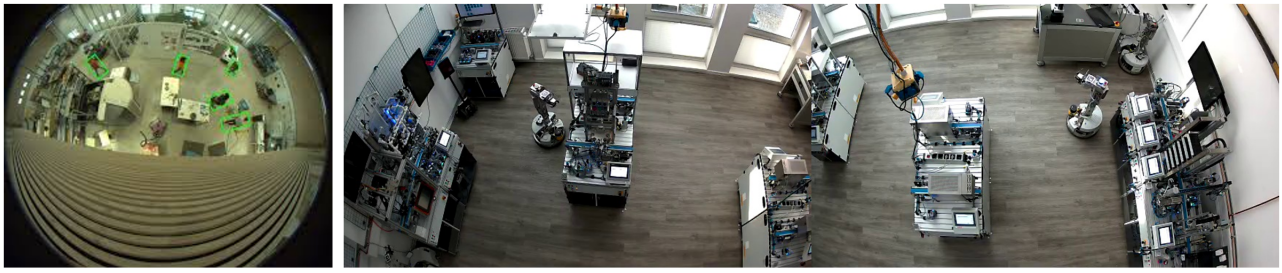

Bild 6: Links: exemplarische Darstellung einer Produktionshalle mittels Fischaugenobjektiv [9]. Rechts: Sicht auf die WSP mit zwei Kamerasystemen mit geringer Krümmung. Deutlich sichtbar sind die umfangreichen Korrekturen, die das Fischaugenobjektiv benötigt, um Abstände korrekt zu berechnen, im Gegensatz zum eingesetzten Kameraaufbau.

Der zum Training verwendete Datensatz umfasst 180 Trainings- und 135 Validierungsbilder und ermöglicht die zuverlässige Detektion von Personen (Erkennungsrate 85 – 95 %) sowie FTS (85 – 90 %)

Open Access. © 2026 F. Quadt, N. Günther, J. Reiff-Stephan
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

mittels des YOLO-v11-Algorithmus. Die entsprechenden Trainingsergebnisse sind in Bild 7 dargestellt. Sowohl der box_loss als auch der cls_loss nehmen rasch ab und erreichen nach etwa 200 Epochen Minimalwerte von unter 0,8 im Training beziehungsweise unter 0,5 in der Validierung. Das Training wurde auf einer CPU innerhalb von rund 135 Minuten durchgeführt und eignet sich somit insbesondere für schnelle Test- und Demonstrationszwecke in Forschung- und Lehrumgebungen.

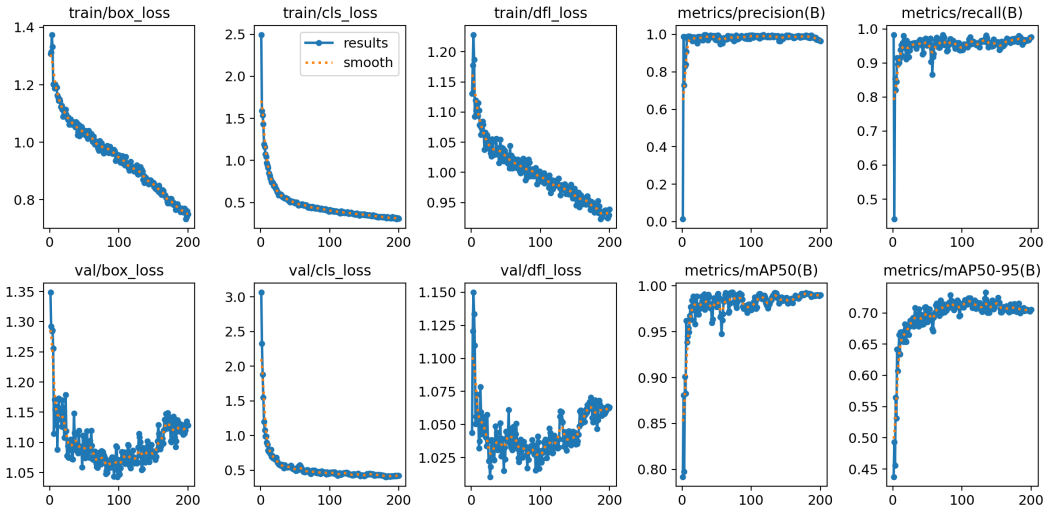

Bild 7: Resultate des aufbereiteten YOLO-Trainings: „box_loss“ und „cls_loss“ zeigen Fehler bei der Positions- bzw. Klassifikationsvorhersage. Die Metriken geben den Anteil korrekt erkannter Objekte an.

Die ermittelten Objekt-IDs sowie die zeitabhängigen Trajektorien inklusive Zeitstempel erlauben eine detaillierte Visualisierung der Laufwege anhand der Objektmittelpunkte. Darüber hinaus können mithilfe der Objektverfolgung die direkten Abstände der Objekte zu den Arbeitsplätzen bestimmt sowie deren Minimal- und Maximalwerte ausgewertet werden.

Die Analyse der Daten ermöglicht zudem die Erstellung von Heatmaps (vgl. Bild 3), welche die Aufenthaltsdauer an den einzelnen Arbeitsstationen visualisieren. Dadurch lassen sich Engstellen innerhalb der WSP identifizieren, die von Personen häufig passiert oder von FTS regelmäßig durchfahren werden. Darüber hinaus unterstützt diese Darstellung die Optimierung von Laufwegen und Prozessen sowie die Identifikation potenziellen Wartungsbedarfs, der sich durch ungewöhnlich lange Aufenthaltszeiten äußern kann. Während die Längen der Trajektorien Rückschlüsse auf objektspezifische Bewegungsmuster erlauben, liefern die Heatmaps standortspezifische Hinweise auf Engpässe oder Stillstände im Produktionssystem.

5 Diskussion und Ausblick

Die im Rahmen dieser Arbeit gewonnenen Ergebnisse bilden eine solide Grundlage für weiterführende Analysen und Optimierungen in der betrachteten Produktions- und Logistikumgebung. Durch die Kombination verschiedener Kamerasysteme und der daraus resultierenden unterschiedlichen Faktorisierung des Pixel-Distanz-Verhältnisses ermöglicht im derzeitigen Status die Distanzabschätzung zwischen FTS und Mitarbeitern zu den einzelnen Arbeitsstationen auf direktem Weg. Der Einfluss der Linsenkrümmung auf die Distanzabschätzung ist hierbei kritisch zu hinterfragen, da bislang ausschließlich lineare, direkte Abstände berücksichtigt werden. In zukünftigen Arbeiten sollte analysiert werden, inwiefern nichtlineare Verzerrungen die Genauigkeit der Wegberechnung beeinflussen.

Insbesondere bei baulichen Gegebenheiten wie Treppen, Ebenenwechseln oder verwinkelten Laufwegen sind direkte Distanzen nicht repräsentativ für reale Bewegungsstrecken. Vor diesem Hintergrund ist zu evaluieren, ob der kürzeste Weg unter Berücksichtigung dieser Faktoren weiterhin als optimal

Open Access. © 2026 F. Quadt, N. Günther, J. Reiff-Stephan
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

angesehen werden kann oder ob alternative Kriterien, etwa ergonomische, blockierte oder sicherheitsrelevante Aspekte, stärker in die Wegoptimierung einbezogen werden sollten.

Ein weiterer Schritt besteht in der detaillierten Auswertung der zurückgelegten Distanzen einzelner FTS-Einheiten sowie von Mitarbeitenden. Durch die Identifikation derjenigen Akteure, die die größten Wegstrecken zurücklegen, ermöglicht es, gezielt Optimierungspotenziale für Lauf- und Fahrwege sowie auch für Predictive Maintenance Anwendungen aufzudecken und somit Prozesse effizienter zu gestalten. Für zukünftige Anwendungen wird die Migration auf eine flexible und skalierbare Datenbanklösung empfohlen. Eine solche Umstellung erleichtert nicht nur die Datenanalyse, sondern ermöglicht auch Multi-User-Funktionalitäten sowie die Anbindung an externe Systeme.

In diesem Zusammenhang bietet sich zudem die Analyse von Bereichen mit erhöhtem Wartungs- oder Instandhaltungsbedarf an, die aus Bewegungs- und Nutzungsdaten abgeleitet werden können. Darüber hinaus eröffnet die mögliche Integration von Manufacturing Execution Systems (MES) neue Perspektiven für eine durchgängige Vernetzung von Produktions- und Logistikprozessen sowie für die Menschzentrierung. Durch den bidirektionalen Austausch von Echtzeitdaten könnten Abläufe besser koordiniert und Medienbrüche reduziert werden.

Ergänzend dazu stellt die Einbindung von Virtual-Reality- oder Augmented-Reality-Technologien einen vielversprechenden Ansatz dar, um Mitarbeitenden bei Erreichen eines Arbeitsplatzes kontextabhängige Informationen in Echtzeit bereitzustellen und damit sowohl Effizienz als auch Prozesssicherheit zu erhöhen. Ein weiterer bedeutender Forschungsbereich liegt in der Detektion von sicherheitsrelevanten Situationen. Insbesondere die automatische Erkennung von liegenden Personen oder ungewöhnlich langen Aufenthaltszeiten an Arbeitsstationen kann dazu beitragen, potenzielle Gefährdungen frühzeitig zu identifizieren und geeignete Gegenmaßnahmen einzuleiten. Damit leistet das System auch einen wichtigen Beitrag zur Erhöhung der Arbeitssicherheit.

6 Danksagung

Die Autoren bedanken sich dafür, dass diese Veröffentlichung und Ihre Ergebnisse durch die Förderung des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie im Rahmen des Mittelstand-Digital Zentrums Spreeland (FKZ: 01MF23002D) ermöglicht wurde.

Gefördert durch:

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie

aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages

Mittelstand-Digital Zentrum Spreeland

Mittelstand-Digital

7 Literatur

[1] Lowe, David G.: Distinctive image features from scale-invariant keypoints. In: *International Journal of Computer Vision* 60 (2004), Nr. 2, S. 91–110

[2] Velizhev, Alexander ; Shapovalov, Roman ; Schindler, Konrad: Implicit shape models for object detection in 3D point clouds. In: *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 1 (2012), S. 179–184

[3] Jocher, Glenn ; Qiu, Jing: *Ultralytics YOLO11*. https://github.com/ultralytics/ultralytics, 2024. – Version: 2024

[4] Günther, Norman ; Prell, Bastian ; Sand, Ron van d. ; Reiff-Stephan, Jörg: Industrie 5.0 Lernumgebung am Beispiel der Wildauer Smart Production. In: *Tagungsband AALE 2024: Fit für die Zukunft: Praktische Lösungen für die industrielle Automation*. Bielefeld, 2024. – ISBN 978–3–910103–02–3, S. 359–364

[5] Aharon, Nir ; Orfaig, Roy ; Bobrovsky, Ben-Zion: BoT-SORT: Robust associations multi-pedestrian tracking. In: *arXiv preprint arXiv:2206.14651* (2022)

Open Access. © 2026 F. Quadt, N. Günther, J. Reiff-Stephan
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +

[6] Bewley, Alex ; Ge, Zongyuan ; Ott, Lionel ; Ramos, Fabio ; Upcroft, Ben: Simple online and realtime tracking. In: *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)* IEEE, 2016, S. 3464–3468

[7] Xu, Jian ; Han, De-Wei ; Li, Kang ; Li, Jun-Jie ; Ma, Zhao-Yuan: A comprehensive overview of fisheye camera distortion correction methods. In: *arXiv preprint arXiv:2401.00442* (2023)

[8] Wei, Xuan ; Wei, Yun ; Lu, Xiaobo: HD-YOLO: Using radius-aware loss function for head detection in top-view fisheye images. In: *Journal of Visual Communication and Image Representation* 90 (2023), S. 103715

[9] Haggui, Olfa ; Bayd, Hamza ; Magnier, Baptiste ; Aberkane, Arezki: Human detection in moving fisheye camera using an improved YOLOv3 framework. In: *2021 IEEE 23rd International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*, IEEE, 2021, S. 1–6

Open Access. © 2026 F. Quadt, N. Günther, J. Reiff-Stephan
This work is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 License. +