Lehrstuhl für Ressourcen- und
Energieeffiziente Produktionsmaschinen

FRIEDRICH-ALEXANDER
UNIVERSITÄT
ERLANGEN-NÜRNBERG
TECHNISCHE FAKULTÄT

Projektarbeit

Potenzialbewertung von visuellen Analyseansätzen zur Optimierung und Automatisierung klassischer Lean-Methoden

Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg
Fachbereich Maschinenbau
Lehrstuhl für Ressourcen- und Energieeffiziente Produktionsmaschinen

Erstellt von: Julia Segerer
Wirtschaftsingenieurwesen M. Sc.
julia.segerer@fau.de

Betreuer: Prof. Dr.-Ing. Dipl.-Wirt.-Ing. Nico Hanenkamp
Matthias Mühlbauer, M. Sc.

Zusammenfassung

Kürzere Produktlebenszyklen und die Einführung neuer Produkte führen häufig zu einer Neugestaltung der Produktionsprozesse. Diese bieten oft Ansatzpunkte für eine Optimierung durch die Anwendung von Lean-Methoden. Die meisten Lean-Methoden werden jedoch manuell durchgeführt, was oft einen erheblichen Zeit- und Personalaufwand erfordert. Diese Arbeit zeigt Lösungsansätze auf, wie diese Situation durch kamerabasierte Automatisierung gelöst werden könnte.

Ziel ist es, neue Anwendungen für die Automatisierung in der Industrie zu identifizieren und die Lean-Methoden durch die Erforschung automatisierter Lösungen weiter voranzutreiben. Eine Methode wird entwickelt, um das Potenzial von kamerabasierten Ansätzen zur Automatisierung von Lean-Methoden zu ermitteln, wobei sowohl die Machbarkeit als auch die möglichen Vorteile der Automatisierung berücksichtigt werden.

Die entwickelte Methode zur Potenzialanalyse bewertet die Automatisierbarkeit der Lean-Methoden anhand der Kompatibilität mit der Automatisierung und der optischen Prüfbarkeit der Prozesskomponenten. Die Anwendung der Methode auf ausgewählte Lean-Methoden wie 5S, Wertstromanalyse, SMED, MTM-Prozessanalyse, REFA-Zeitstudie, Leistungsbewertung und Multimomentanalyse belegt ihre Funktionalität und liefert Ergebnisse über das Automatisierungspotenzial. Die Multimomentanalyse zeigt dabei das größte Potenzial im Vergleich zur manuellen Durchführung.

Das Ergebnis stellt eine aktuelle Momentaufnahme (Stand 2021) der Leistungsfähigkeit von kamerabasierten Automatisierungsansätzen für Problemstellungen im Produktionsumfeld dar, am Beispiel der Automatisierung von Lean-Methoden. Die Ergebnisse zeigen, dass die Automatisierung von Lean-Methoden ein großes Potenzial hat, um die Effizienz von Produktionsprozessen zu steigern und dabei Zeit und Kosten zu sparen. Mit diesem Ansatz werden Unternehmen befähigt, die Komplexität ihrer Produktionsprozesse zu bewältigen und gleichzeitig agil und flexibel auf Veränderungen im Markt zu reagieren.

Inhalt

1 Einführung ... 2
1.1 Motivation ... 2
1.2 Wirtschaftliche Bedeutung der Arbeit ... 3
1.3 Zielsetzung der Arbeit ... 3
2 Stand der Technik ... 4
2.1 Forschungslücke ... 4
2.2 Lean-Methoden mit visuellem Input ... 5
2.3 Computer-Vision-Techniken ... 7
2.4 Industrielle Bildverarbeitung in der Produktion ... 8
3 Entwicklung der Potenzialanalysemethode ... 11
3.1 Fundament der Methode ... 11
3.2 Struktur der Methode ... 12
4 Ergebnisse und Diskussion ... 14
4.1 Zusammenfassung der Ergebnisse ... 14
4.2 Erfüllung der Anforderungen ... 16
4.3 Kritische Bewertung und Ansätze für Verbesserungen ... 16
5 Zusammenfassung und Ausblick ... 17
5.1 Zusammenfassung ... 17
5.2 Ausblick ... 19
6 Anhang A: Charakterisierung kamerabasierter Automatisierungsansätze ... 20
7 Abkürzungsverzeichnis ... 26
8 Abbildungsverzeichnis ... 27
9 Tabellenverzeichnis ... 28
Literaturverzeichnis ... 29

1 Einführung

1.1 Motivation

Im globalen Wettbewerb verändert sich die Nachfrage in Richtung kundenspezifischer Produkte [Kor10]. Ihre Produktion ist gekennzeichnet durch kleine Losgrößen, viele Produktvarianten, hohe Komplexität der Produktionsprozesse und kurze Produktlebenszyklen. Die Produktionssysteme müssen flexibel sein, um diese Herausforderungen zu meistern und wettbewerbsfähig zu bleiben. Der Mensch spielt dabei aufgrund seiner hohen Flexibilität und Anpassungsfähigkeit eine entscheidende Rolle [Los98]. Lean-Methoden tragen dazu bei, Produktionssysteme kundenorientierter und kosteneffizienter zu gestalten und spielen eine wichtige Rolle bei der Optimierung von menschengerechten Produktionsprozessen. Ihre Durchführung ist jedoch in hohem Maße manuell, was oft einen erheblichen Zeit- und Personalaufwand bedeutet.

Die Kombination mit bildbasierter Automatisierung könnte Potenzial für weitere Entwicklungen bieten. Dabei werden sowohl traditionell im industriellen Kontext eingesetzte Methoden zur visuellen Prozesskontrolle als auch datenbasierte Methoden betrachtet. Getrieben von verschiedenen Faktoren wurden in den letzten Jahren erhebliche Fortschritte auf dem Gebiet der Computer Vision gemacht. Diese Faktoren sind: schnell wachsende Datenverfügbarkeit [Sta21], deutlich sinkende Kosten für Rechenleistung [AI15] und die Verfügbarkeit kostengünstiger geeigneter Kameratechnik wie GoPro oder Intel RealSense. Computer-Vision-Techniken haben bereits erste Anwendungen in der menschenzentrierten Produktionsumgebung, zum Beispiel sog. „Augmented Training“ [Rot20] oder die Prozesssteuerung bei der manuellen Montage [Nak21]. Bildverarbeitungsanwendungen zur automatischen Sortierung und Fehlererkennung an Bauteilen werden im industriellen Kontext bereits seit längerem eingesetzt, wie z.B. in [Alp11], [Las19], [Sof16], [Zet16].

Diese Arbeit konzentriert sich auf markerlose Ein-Kamera-Ansätze. Sie sind besonders benutzerfreundlich und nicht-invasiv [Bed20]. In dieser Arbeit wird untersucht, wie kamerabasierte Ansätze zur Automatisierung von Lean-Methoden genutzt werden können. Ziel ist es, neue Anwendungen für die Automatisierung im industriellen Umfeld zu identifizieren und die Lean-Methoden durch die Erforschung automatisierter Lösungen weiter voranzutreiben. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Reduzierung des Zeit- und Arbeitsaufwands für die Durchführung von Lean-Methoden.

1.2 Wirtschaftliche Bedeutung der Arbeit

Die Automatisierung von Lean-Methoden durch kamerabasierte Ansätze kann wirtschaftliche Vorteile bieten, indem sie menschliche Arbeit ersetzt, Kosten einspart und die Arbeitsproduktivität erhöht [Ben18]. Die manuelle Durchführung von Lean-Methoden erfordert aufgrund ihres zeitaufwendigen Charakters höhere Personalkosten. Die Automatisierung ermöglicht die Freisetzung von Personalressourcen, die stattdessen für höherwertige Aufgaben genutzt werden können. Somit kann die Automatisierung von Lean-Methoden dazu beitragen, Personalkosten zu reduzieren und die Effizienz im Produktionsprozess zu steigern.

Die kamerabasierte Automatisierung der Lean-Methode bietet qualitätsrelevante Vorteile wie Objektivität, Zuverlässigkeit und Skalierbarkeit. Die automatisierte Prozessanalyse eliminiert den menschlichen Einfluss als Quelle von Verzerrungen und menschliche Fehleranfälligkeit, die durch Wiederholungen, Stress und Ermüdung beeinflusst wird [Yeo14]. Die mit der automatisierten Lösung erzielten Ergebnisse sind daher deutlich besser vergleichbar.

Die automatisierte Prozessanalyse bietet eine skalierbare Lösung mit geringen Kosten für Systemerweiterungen, die nur durch die Hardwarekosten für zusätzliche Kameras bestimmt werden, die je nach Kameramodalität etwa 50-150 € pro zusätzlicher Kamera betragen [Ama21], [Fra21]. Die automatisierte Lösung kann an mehreren Arbeitsplätzen gleichzeitig eingesetzt werden, was erhebliche Kostenvorteile im Vergleich zur manuellen Ausführung bringt. Die Automatisierung verbessert auch die Datenerfassung und -verarbeitung, indem größere Datenmengen mit höherer Geschwindigkeit verarbeitet werden, was sich positiv auf die Durchlaufzeit der Prozessanalyse auswirkt. Insgesamt bietet die kamerabasierte Automatisierung von Lean-Methoden viele unternehmerisch wertvolle Vorteile und überzeugende Argumente für eine Fokussierung auf dieses Thema.

1.3 Zielsetzung der Arbeit

Das Ziel dieser Arbeit ist, eine Standardmethode zu entwickeln, um das Potenzial von bildverarbeitungsbasierten Ansätzen zur Automatisierung von Lean-Methoden zu ermitteln. Dabei sollen sowohl die Machbarkeit als auch der Nutzen der Automatisierung betrachtet werden. Das Automatisierungspotenzial einer Lean-Methode soll durch den Vergleich von automatisierter und manueller Ausführung nachvollziehbar und standardisiert bewertet werden. Die entwickelte Methode soll als Handlungsempfehlung für weitere Maßnahmen zur Automatisierung der betrachteten Prozessanalysemethode dienen. Um ihre Funktionalität zu demonstrieren, wird die Methode auf mehrere ausgewählte Lean-Methoden angewendet.

2 Stand der Technik

Dieses Kapitel bildet die thematische Grundlage der Arbeit. Es beginnt mit einer kurzen Einführung des aktuellen Forschungsstands zur kamerabasierten Automatisierung. Anschließend werden die ausgewählten Lean-Methoden kurz vorgestellt, die als Ausgangspunkt für die Anforderungen an die kamerabasierte Automatisierung dienen. Abschließend werden verschiedene kamerabasierte Automatisierungsansätze, einschließlich Computer Vision und Machine Vision Techniken, als mögliche Lösungen zur Automatisierung von Lean-Methoden vorgestellt.

2.1 Forschungslücke

In diesem Kapitel wird die Forschungslücke beschrieben, die in der vorliegenden Arbeit untersucht wird. Dabei geht es um die Automatisierung von manuellen Prozessen mithilfe kamerabasierter Technologien. Traditionelle Methoden der visuellen Prozesskontrolle werden ebenso betrachtet wie datenbasierte Ansätze, wobei der Fokus auf markerlosen Ein-Kamera-Ansätzen liegt. Es gibt bereits etablierte visuelle Analysemethoden im industriellen Kontext, die für die Sortierung oder automatisierte Inspektion von Produkten eingesetzt werden, sowie Systeme wie Pick-by-Light zur Unterstützung menschenzentrierter Prozesse [Alp11], [Las19], [Sof16], [Zet16], [And16]. Mit sinkenden Rechenkosten, erhöhter Datenverfügbarkeit und kostengünstiger Kameratechnologie haben sich datengesteuerte Automatisierungsmethoden stark entwickelt [Al15], [Sta21], [San15]. Mehrere aktuelle Veröffentlichungen befassen sich mit Themen, die mit der Potenzialanalyse der kamerabasierten Automatisierung von Lean-Methoden zusammenhängen.

Die Überwachung und Unterstützung der manuellen Montage durch erweitertes Training ist das Thema von [Fac19a] und [Pil20]. Sie entwerfen Systeme zur Mensch-Maschine-Interaktion am Arbeitsplatz zur Montageunterstützung. Zur Vermeidung von Montagefehlern entwickeln sie Systeme zur markerlosen Erfassung von manuellen Tätigkeiten und des Arbeitsplatzes mit Tiefenkamerasystemen. Dabei werden die 3D-Positionen von Körpergelenken verfolgt und der Montagefortschritt über die physische Nähe zu virtuellen Kontrollvolumen überprüft. Diese Kontrollräume zeigen an, wo sich bestimmte Bauteile und Werkzeuge für die Montage befinden. Visuelles Feedback führt den Benutzer dann zur richtigen Montagereihenfolge.

Im Unterschied dazu befassen sich die folgenden Veröffentlichungen mit einem anderen verwandten Thema: der quantitativen Analyse menschlicher Arbeit. Basierend auf dem System von [Fac19a] wird der 'Human-Factor-Analyzer' entwickelt [Fac19b]. Dieses System zur quantitativen Arbeitsbewertung misst sowohl die zurückgelegten Strecken als auch die Länge der Handbewegungen und kategorisiert die Tätigkeiten

in wertschöpfende und nicht wertschöpfende. [Kär19] optimiert die Ausführung eines Arbeitsprozesses, indem es verschiedene Ausführungen vergleicht und zu einer Best Practice zusammenfasst. In [Fan20] werden menschliche Tätigkeiten durch Prozessanalyse bewertet und verschiedene menschenzentrierte Metriken zur Unterstützung der menschlichen Arbeitsgestaltung in cyber-physischen Systemen eingeführt. Cyber-physikalische Systeme integrieren Berechnungen in physische Prozesse [Lee15].

Im Gegensatz dazu wird bei Liu (2020) die Weiterentwicklung der Lean-Methode Value Stream Mapping durch die Integration von Simulation untersucht. Für die dynamische Systemanalyse wird die Szenariosimulation eingeführt, um die Auswirkungen verschiedener Parameter auf die zukünftige Zustandsabbildung zu vergleichen. In engem Zusammenhang mit dem Thema dieser Arbeit stehen: [Ben18] detailliert die Analyse von Arbeitsabläufen mit 3D-Kameras. Der Schwerpunkt liegt dabei auf manuellen Arbeitsabläufen im Allgemeinen, die mit 3D-Kameras erfasst werden, und nicht auf der Umsetzung verschiedener Lean Methoden durch kamerabasierte Automatisierung. [Mor17] verknüpft Lean Production und Industrie 4.0 und stellt ein theoretisches Modell zur Verbesserung von Lean-Methoden mit Hilfe von Smart Manufacturing-Lösungen auf. Die Methoden Just-in-Time, Total Quality Management, Total Preventive Maintenance und Human Resource Management werden mit Komponenten eines intelligenten Produktionssystems abgebildet. Diese Komponenten sind das intelligente Produkt, der intelligente Bediener, die intelligente Maschine, der intelligente Arbeitsplatz und der intelligente Planer.

Die vorgestellten Publikationen befassen sich mit der Erfassung von menschlichen Tätigkeiten im industriellen Kontext und der Verbesserung von Lean-Methoden. Eine Standardmethode zur Bewertung des kamerabasierten Automatisierungspotenzials von Lean-Methoden fehlt jedoch. Die vorliegende Arbeit schließt diese Forschungslücke durch die Entwicklung einer Methode zur Potenzialanalyse von ausgewählten Lean-Methoden mithilfe kamerabasierter Technologien. Dabei werden Anwendungsmöglichkeiten und Entwicklungspotenziale für Lean-Methoden durch Automatisierung aufgezeigt.

2.2 Lean-Methoden mit visuellem Input

In diesem Kapitel werden ausgewählte Lean-Methoden vorgestellt, die auf visuellem Dateninput beruhen. Diese Methoden bilden die Grundlage für die Prüfung der kamerabasierten Automatisierbarkeit im weiteren Verlauf der Arbeit.

Lean ist eine Philosophie zur Beseitigung von Verschwendung in Produktionsprozessen. Ihr Ursprung ist das Toyota-Produktionssystem, das von Taiichi Ohno erfunden wurde. Dabei wird der gesamte Wertschöpfungsprozess vom Auftragseingang bis zur Auslieferung betrachtet, und idealerweise alle nicht wertschöpfenden Prozessele-

mente entfernt [Ohn88]. Das Ziel ist es, alle Prozesse zu harmonisieren und ein globales Optimum für das Produktionssystem zu schaffen. Dies führt zu kurzen Durchlaufzeiten, hoher Produktqualität und niedrigen Produktionskosten [Rot09]. Taiichi Ohno stellte fest, dass sich die menschliche Arbeit in mehrere Anteile aufteilen lässt. Er unterteilte die Bewegungen der Arbeiter in wertschöpfende Arbeit und Verschwendung. Wertschöpfende Arbeit beschreibt Aufgaben, die einen Mehrwert für das Produkt (oder die Dienstleistung) darstellen. Als Verschwendung werden alle Arbeiten bezeichnet, die nicht erforderlich sind, um ein gewünschtes Ergebnis zu erzielen. Verschwendung wirkt sich negativ auf die Produktionsressourcen wie Maschinen- und Arbeitszeiten, Material und Energie aus.

Lean Methoden sind Prozessanalysemethoden, die sich auf die Ermittlung von Verbesserungsmöglichkeiten konzentrieren. Sie werden eingesetzt, um die verschiedenen Arten von Verschwendung zu ermitteln und zu beseitigen und so die Leistung des Produktionssystems zu verbessern. Durch die Beseitigung von Verschwendung und nicht wertschöpfender Arbeit steigt der Anteil der wertschöpfenden Arbeit im Produktionsprozess. Im Gegensatz dazu sinken die Produktionskosten, da weniger Arbeitskräfte und Lagerbestände für die Herstellung eines bestimmten Produkts benötigt werden. Dadurch steigt die Ressourcenverfügbarkeit ohne zusätzlichen Aufwand [Ohn88], [Omo17].

Im Folgenden wird eine Zusammenfassung der für die Arbeit ausgewählten Lean- und Lean-unterstützenden Methoden präsentiert. Jede Methode hat spezifische Ziele: Die 5S-Methode optimiert den Arbeitsplatz und steigert die Arbeitsproduktivität, Arbeitssicherheit und Qualität. Value Stream Mapping visualisiert den Produktionsweg auf Werksebene und zeigt Zusammenhänge auf, um Verschwendung zu eliminieren. SMED minimiert Umrüstzeiten, um die Produktionsflexibilität, Maschinenverfügbarkeit und Produktivität zu erhöhen. Das MTM-System standardisiert beeinflussbare Arbeitsprozesse und optimiert Einflussfaktoren. Die REFA-Standardzeitstudie ermittelt und bearbeitet Ist-Prozesszeiten auf Basis der Bewegungsstudie. Die Leistungsstichproben- und Langzeitverteilungszeitstudie analysiert Arbeitsabläufe, die nicht vollständig beeinflussbar sind, um Transparenz über relevante Ereignisse zu schaffen. Alle Methoden erfüllen die Kriterien der Lean-Produktion und basieren auf visuellem Input, was die Grundlage für kamerabasierte Automatisierung bildet.

2.3 Computer-Vision-Techniken

Dieses Kapitel behandelt die Grundlagen der Computer Vision und gibt eine allgemeine Einführung in die künstliche Intelligenz. Lean Methoden mit visuellem Input werden häufig auf Prozess angewendet, bei denen der Mensch eine zentrale Rolle spielt, wie z. B. bei Montage- oder Rüstprozessen. Die Computer Vision bietet Techniken, die sich für die automatisierte Analyse dieser Prozesse eignen.

Zunächst werden hier die Grundlagen der Computer Vision vorgestellt. Computer Vision ist ein Teilbereich der künstlichen Intelligenz, der Kameras verwendet, um reale Szenen zu analysieren und zu interpretieren [Kle14]. Es zielt darauf ab, den Inhalt visueller Eingaben zu verstehen, relevante Informationen zu extrahieren und zu verarbeiten und Ergebnisse zur Lösung eines bestimmten Problems zu liefern. Dabei wird ein Teil des menschlichen Sehsystems nachgebildet, um Computer in die Lage zu versetzen, menschliche Fähigkeiten zur Datenerfassung, zum Datenverständnis und zum Handeln auf der Grundlage vergangener und gegenwärtiger Ergebnisse zu erlangen [Mih19].

Computer Vision hat zahlreiche Anwendungsgebiete: Überall dort, wo große Mengen an grafischen Informationen und Bildern vorhanden sind, die klassifiziert und organisiert werden müssen, sind Fähigkeiten der Computer Vision gefragt. Abbildung 2.1 zeigt, dass in verschiedenen Bereichen an Computer Vision und maschinellem Lernen geforscht wird, um von der Kosten-, Zeit- und Aufwandsreduktion durch deren Einsatz zu profitieren [Kha20].

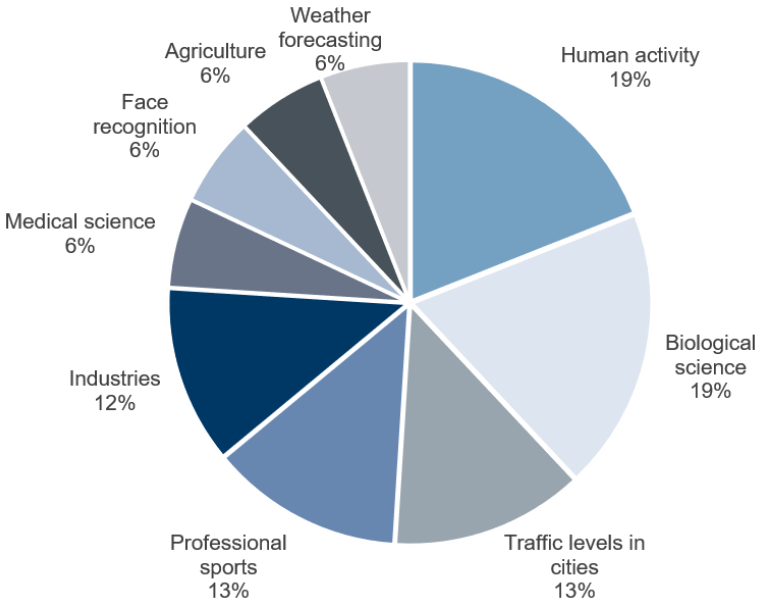

Abbildung 2.1 Forschungsgebiete des maschinellen Lernens und der Computer Vision, bearbeitet nach [Kha20]

Die Computer Vision hat sich in den letzten Jahren aufgrund verschiedener Faktoren erheblich weiterentwickelt. Zunehmende Datenverfügbarkeit [Sta21], sinkende Kosten für Rechenleistung [AI15] und die kostengünstige Verfügbarkeit geeigneter Kameratechnik [Ama21], [Fra21] haben zu erheblichen Fortschritten bei diesen datenbasierten Automatisierungsansätzen geführt. Computer Vision bietet mehrere Techniken, die für die kamerabasierte Automatisierung von Lean-Methoden von Interesse sind: Object recognition ist eine Methode zur Erkennung und Identifizierung von Objekten in Bildern, die in der Praxis in vielen Bereichen, einschließlich Robotik und Qualitätskontrolle, Anwendung findet. HAR ist eine Methode zur Erkennung menschlicher Aktivitäten auf der Grundlage von Bildsequenzen. Diese Methode macht menschliche Handlungen für Maschinen nachvollziehbar und ist für Virtual-Reality- und Augmented-Reality-Anwendungen von Vorteil. Die Handgestenerkennung dient dazu, die Semantik von Handbewegungen zu erkennen und ermöglicht die Mensch-Computer-Interaktion. Die Handgrifferkennung hingegen dient der Erkennung von Hand-Objekt-Interaktionen und wird daher vor allem für Roboter-Greifsysteme eingesetzt.

Eines der charakteristischsten Merkmale der datenbasierten Automatisierungsansätze ist ihr großer Bedarf an Trainingsdaten. Dementsprechend werden für alle aufgeführten Ansätze die gemeinsamen Datensätze identifiziert. Diese werden als Grundlage für das Training und die Bewertung von Automatisierungsmodellen verwendet. Bei der Betrachtung möglicher automatisierter Lösungen von Lean-Methoden müssen die typischen Herausforderungen kamerabasierter Automatisierungsansätze berücksichtigt werden. Dazu gehören die Ähnlichkeit zwischen den Klassen (interclass similarity) und die Variabilität zwischen den Klassen (intraclass variability), die Verdeckung, die Variation im Bildgebungsprozess und die Datenverfügbarkeit.

2.4 Industrielle Bildverarbeitung in der Produktion

In diesem Kapitel werden in Ergänzung zu den bereits vorgestellten Computer-Vision-Techniken Bildverarbeitungstechniken vorgestellt, die im industriellen Umfeld für die bildgebende Automatisierung etabliert sind. Zunächst werden die Grundlagen des maschinellen Sehens dargestellt, gefolgt von seinen industriellen Anwendungen. Anschließend wird der strukturelle Aufbau eines Bildverarbeitungssystems vorgestellt, im Gegensatz zum zuvor gezeigten Aufbau eines HAR-Systems.

Die maschinelle Bildverarbeitung umfasst verschiedene bildgebende automatisierte Inspektionstechnologien in industriellen Umgebungen und wird häufig für Inline-Erkennung, Identifizierung und Sortieraufgaben eingesetzt [Ana20]. Ziel ist es, Maschinen in die Lage zu versetzen, industrielle Aufgaben zu erledigen, indem sie den erfassten visuellen Input verstehen. Das maschinelle Sehen ist die Technologie, die dieses Verständnis ermöglicht. Maschinelles Sehen ist somit die Anwendung von Computer Vision in einem industriellen Kontext [Ana20]. Im Gegensatz zu den bisher vorgestellten

Methoden liegt der Schwerpunkt des maschinellen Sehens auf der Zustandsüberwachung von Bauteilen. Der anwendungsbezogene Einsatz von Bildverarbeitungstechnologien und -methoden wird häufig als automatisierte optische Inspektion (AOI) bezeichnet [Wan17]. Interessant ist die Bildverarbeitung für diese Arbeit aufgrund der besonderen Eigenschaften, die sich aus ihrer etablierten Anwendung im industriellen Kontext ergeben. Diese sind Echtzeitausführung, hohe Verarbeitungsgeschwindigkeit und geringe Kosten, angepasste Genauigkeit, Robustheit & Zuverlässigkeit sowie hohe mechanische und Temperaturstabilität [Xio21].

Im Folgenden werden die Anwendungsbereiche und erfüllten Aufgaben der industriellen Bildverarbeitung vorgestellt. Die industrielle Bildverarbeitung wird in verschiedenen Branchen wie der Elektronik-, Halbleiter-, Pharma- oder Lebensmittelindustrie zur Fehlererkennung eingesetzt. [Fan10], [Rem14]. Die automatischen Inspektionssysteme werden für die berührungslose, zerstörungsfreie Produktinspektion eingesetzt, um eine breite Palette von Fehlern zu erkennen, darunter auch Materialfehler wie Verunreinigungen [Alp11] und Oberflächenfehler wie Abplatzungen [Fan10]. Weitere Anwendungen sind die Überprüfung von Baugruppen, messtechnische Aufgaben wie die Messung von Merkmalen, die Identifizierung und Lokalisierung von Objekten im Raum, die Führung von Robotern und die merkmalsbasierte Sortierung [Las19], [Sof16], [Xio21]. Diese Aufgaben werden oft in einem Bildverarbeitungssystem kombiniert, z. B. die Fehlererkennung und die anschließende Sortierung von Produkten [Alp11].

Nachfolgend finden Sie eine Liste häufig verwendeter Ansätze für die Bildverarbeitung, um die Vielfalt der in der industriellen Bildverarbeitung eingesetzten Techniken zu veranschaulichen. Welche Technik am besten geeignet ist, hängt von der jeweiligen Anwendung ab.

- Template-Matching-Methoden suchen nach ähnlichen Merkmalen auf der Grundlage erlernter Eigenschaften. Zu diesen Methoden gehören auch Algorithmen zur Mustererkennung. Wenn der definierte Grad der Übereinstimmung, der Schwellenwert, überschritten wird, wird ein Teil oder ein Merkmal erkannt. Selbstlernende Methoden, die auf maschinellem Lernen und Deep Learning basieren, eignen sich besonders gut für die Erkennung und Extraktion von Merkmalen.
- Methoden wie Kantenerkennung, Schwellenwertbildung und Farbanalyse dienen als Filter, um die Bilddaten auf relevante Informationen zu reduzieren und die Erkennungsraten zu verbessern.
- Es gibt auch Methoden zur Erkennung und Identifizierung von Barcodes, zur Objektvermessung oder zur optischen Zeichenerkennung. [Fan10], [Rem14], [Zet16]

Die einzelnen Methoden werden oft kombiniert, um die dem System gestellten Aufgaben zu erfüllen. Nach der Bilderkennung folgt der letzte Schritt, die Aktion: Die extrahierten Informationen führen zu einer logischen Schlussfolgerung. Dies ist der Auslöser für eine autonome Handlung, z.B. das Aussortieren eines Apfels wegen eines Flecks [Sof16].

In der Bildverarbeitung gibt es zwei Ansätze: regelbasierte und datenbasierte Automatisierung. Regelbasierte Systeme arbeiten mit einem analytischen Modell, das klare Entscheidungen ermöglicht [Sti19], [O'M19], während datenbasierte Systeme auf Input-Output-Zuordnungen basieren und ohne konkrete Modellbeschreibung arbeiten. Datenbasierte Ansätze sind flexibler und skalierbarer, aber auch als "Black-Box" bezeichnet [Sti19], [Par20]. Regelbasierte Ansätze eignen sich für eng definierte Probleme [O'M19], [Sof16], während datenbasierte Ansätze für komplexe Probleme besser geeignet sind. Hybride Ansätze kombinieren die Vorteile beider Ansätze. Die Vorverarbeitung der Eingabe als Filter ist ein Beispiel für eine solche Kombination, um Rechenkosten und Trainingsaufwand zu verringern [Hos20].

3 Entwicklung der Potenzialanalysemethode

In diesem Kapitel wird die entwickelte Methode zur Potenzialanalyse der bildverarbeitungsbasierten Automatisierung von Lean-Methoden vorgestellt. Die Potenzialanalyse dient dazu, sowohl die Machbarkeit als auch den Nutzen der Automatisierung zu bewerten und eine Handlungsempfehlung zu geben.

3.1 Fundament der Methode

Die Potenzialanalyse ist eine Methode zur objektiven Entscheidungsfindung über die Automatisierung von Lean-Methoden. Sie bewertet das technische und wirtschaftliche Potenzial einer kamerabasierten Automatisierung, bevor sie implementiert wird. Die Methode sollte die Komplexität reduzieren, verallgemeinerbar und wiederverwendbar sein sowie einen Leitfaden zur Implementierung einer automatisierten Lösung bieten. Es ist wichtig, den "Lean Spirit" beizubehalten, visuelle Eingabedaten zu haben und das industrielle Umfeld zu berücksichtigen. Diese Faktoren beeinflussen sich gegenseitig. Faktoren auf der Prozessebene wurden nicht einbezogen, da sie ohne konkrete Anwendung schwer zu bestimmen sind.

Die Methode soll auch eine effiziente Informationsaktualisierung ermöglichen und Ansätze für die Implementierung einer kamerabasierten Automatisierungslösung liefern. Die Umsetzung der Methode sollte den "Lean Spirit" beibehalten, visuellen Dateninput sicherstellen und das industrielle Umfeld berücksichtigen. Das heißt, es muss möglich sein, die im industriellen Kontext relevanten Objekt- und Aktivitätsklassen in das Automatisierungsmodell aufzunehmen.

Abbildung 3.1 stellt den Ursprungsgedanken des Frameworks dar. Sie zeigt auf der linken Seite die Menge der Lean-Methoden, auf der rechten Seite die Menge der Automatisierungsmethoden und deren Teilmenge der kamerabasierten Automatisierungsmethoden. Die Schnittmenge der drei Mengen enthält diejenigen Lean Methoden, die mit kamerabasierten Ansätzen automatisiert werden können. Sie erfordert einen Abgleich zwischen Automatisierungsanforderungen und entsprechenden Automatisierungsmöglichkeiten. Die Aufgabe der entwickelten Methode ist es, die Anforderungen der Lean-Methode und die Fähigkeiten der kamerabasierten Automatisierungsansätze zu bestimmen, um diese Übereinstimmung zu finden. Anschließend ist es die

Aufgabe der entwickelten Methode, das Potenzial dieser Automatisierungsübereinstimmung zu ermitteln.

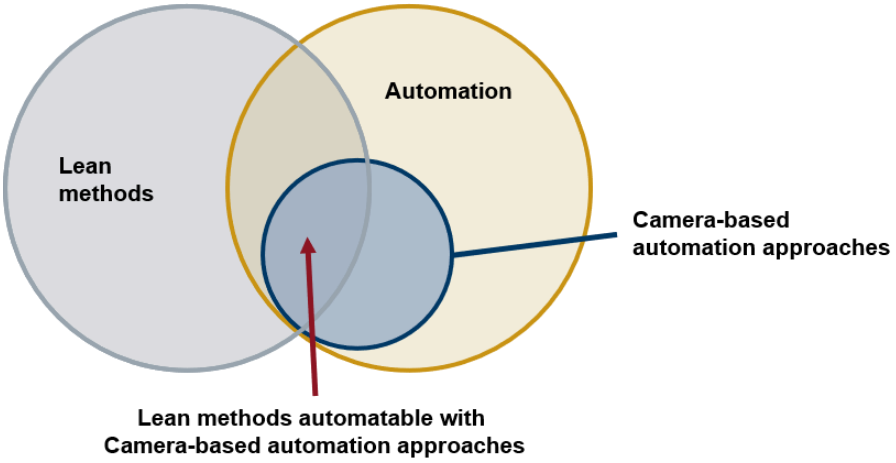

Abbildung 3.1: Lean Methoden, die mit kamerabasierten Automatisierungsansätzen automatisiert werden können [eigene Darstellung]

3.2 Struktur der Methode

Das Framework stellt die Grundstruktur der Methode dar und ist in Abbildung 3.2 dargestellt. Die Methode der Potenzialanalyse lässt sich in zwei aufeinander folgende Abschnitte unterteilen, die Machbarkeitsbewertung und die Potenzialbewertung. Diese Abschnitte sind weiter in Phasen mit jeweils einem spezifischen Schwerpunkt unterteilt. Ausgangspunkt ist die Erfassung von Eingangsinformationen: Hier werden Informationen über den Methodenintent, den Prozessablauf und den Aufwand der zu analysierenden Lean-Methode erfasst.

Die Bewertung der Durchführbarkeit des Abschnitts wird mit einer Vorabbewertung der Automatisierbarkeit eingeleitet. Diese Vorabbewertung basiert auf den im vorherigen Kapitel identifizierten Einflussfaktoren. Die Vorabbewertung dient als Entscheidungsgrundlage, um eine für die Automatisierung ungeeignete Lean-Methode mit möglichst geringem Aufwand aus der weiteren Analyse auszuschließen. Die nachfolgenden Schritte werden somit nur mit automatisierungsfähigen Lean-Methoden durchgeführt.

Anschließend wird die Lean-Methode in ihre einzelnen Aufgaben zerlegt. Diese Basisaufgaben stellen den minimal notwendigen Informationszusammenhang dar, der zur Durchführung der Aufgabe erfasst werden muss. Diese Basisaufgaben können als

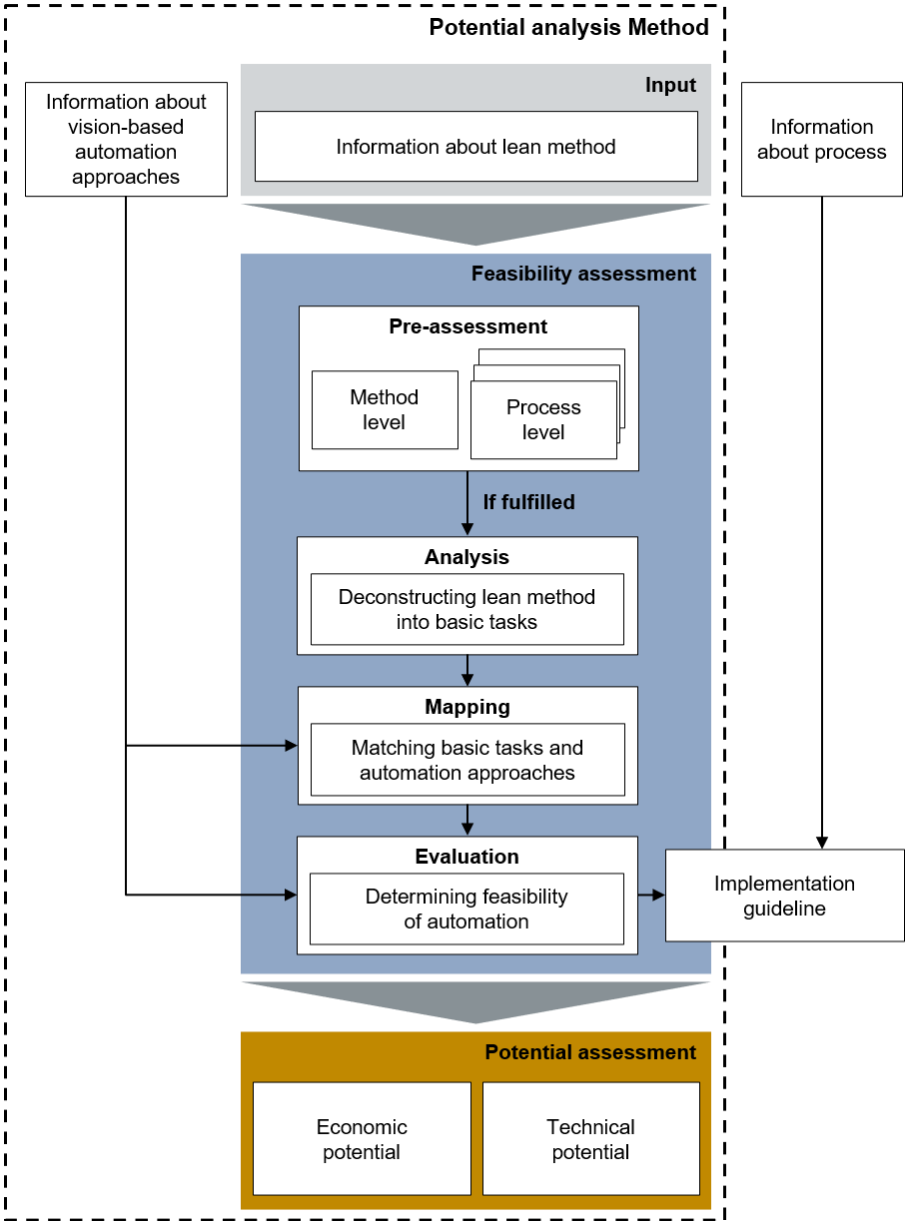

Abbildung 3.2: Gesamtschema der entwickelten Methode zur Potenzialanalyse [eigene Darstellung]

verallgemeinertes methodenunabhängiges Aufgabenelement ausgedrückt werden. Das Mapping verbindet Basisaufgaben und Automatisierungsansätze anhand übereinstimmender Merkmale hinsichtlich des Fokus und des Kontexts der Aufgabe.

Diese Schritte münden in die Bewertung, die die Machbarkeit der Automatisierung bestimmt. Die Bewertung besteht aus verschiedenen Kriterien: der Referenzleistung der Automatisierungsmethode, der Berücksichtigung der Ausrichtung des Datensatzes auf den erwarteten industriellen Kontext, der potenziellen Trainingsdatenerfassung und den Mindestanforderungen für die Automatisierung. Die Machbarkeit der Automa-

tisierung einer Lean Methode basiert somit auf der individuellen Analyse der Basisaufgaben. Das Ergebnis der Machbarkeitsbewertung kann als Leitfaden für die Umsetzung dienen.

Bei der Potenzialbewertung wird das technische und wirtschaftliche Potenzial der Automatisierung mit der manuellen Ausführung verglichen. Das technische Potenzial wird auf der Grundlage der Machbarkeitsbewertung geschätzt. Das wirtschaftliche Potenzial wird auf Basis des kritischen Aufwands für die Automatisierung im Vergleich zur Aufwandsreduzierung durch den Wegfall des manuellen Aufwands ermittelt. Zusammen ergibt sich daraus das Automatisierungspotenzial der ausgewählten Lean-Methode. Das Potenzial gibt einen Hinweis darauf, ob es mit weiterem Entwicklungsaufwand gelingen könnte, eine automatisierte Lösung zu schaffen.

4 Ergebnisse und Diskussion

Die Potenzialanalyse dient dazu, die Eignung von visuellen Analyseansätzen für neue Anwendungen im Produktionsumfeld zu testen und das Potenzial für eine kamerabasierte Automatisierung von Lean-Methoden zu untersuchen. Im folgenden Kapitel wird diskutiert, ob die entwickelte Methode ihre Anforderungen erfüllt, und es werden Verbesserungsansätze vorgeschlagen.

4.1 Zusammenfassung der Ergebnisse

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der Potenzialanalysemethode zusammengefasst. Die Potenzialbewertung gibt Auskunft darüber, ob die Lean-Methode automatisiert werden kann. Diese Aussage beruht auf dem technischen und wirtschaftlichen Potenzial. Die Tabelle zeigt das technische Potenzial der kamerabasierten Automatisierung und gibt Auskunft über die Machbarkeit der Automatisierung der Lean-Methode. Darüber hinaus wird das aus dem technischen Potenzial resultierende wirtschaftliche Potenzial dargestellt. Hierbei wird der manuelle Aufwand zur Durchführung der Lean-Methode mit dem automatisierten Aufwand verglichen. Basierend auf diesen beiden qualitativen Bewertungen wird die Gesamtbewertung des Automatisierungspotenzials der Lean-Methode erstellt. Die Potenzialbewertung gibt eine Handlungsempfehlung ab. Wenn das Potenzial ausreichend ist, kann es sich lohnen, weiter in die Entwicklung einer automatisierten Lösung zu investieren.

Tabelle 4-1 Zusammenfassung Potenzialbewertung der kamerabasierten Automatisierung der Lean-Methode [eigene Darstellung]

Lean Methode	Technisches Potenzial*	Wirtschaftliches Potenzial	Insgesamt Bewertung
Multimomentanalyse	Hohe Machbarkeit	'+' – Automatisierung wertvoll	Hohes Potenzial
SMED	Mittlere Machbarkeit	'0' - Unklares Ergebnis	Mittleres Potenzial
MTM-Prozessanalyse & REFA-Zeitstudie	Mittlere Machbarkeit	'0' - Unklares Ergebnis	Mittleres Potenzial
REFA-Leistungsbewertung	Geringe Machbarkeit	/	Geringes Potenzial
5S	Nicht durchführbar	/	Kein Potenzial
Wertstrom-Mapping	Nicht durchführbar	/	Kein Potenzial

*gemessen als Machbarkeit einer automatisierten Lösung

Im Folgenden werden die erzielten Ergebnisse validiert. Die Multimomentanalyse hat das größte Potenzial für eine Automatisierung, da die manuelle Durchführung vergleichsweise einfach ist und die Basisaufgaben mit geringem Anpassungsaufwand automatisiert werden können. Methoden zur differenzierten Bewegungsanalyse wie SMED, MTM-Prozessanalyse und REFA-Zeitstudie erfordern hohes Fachwissen und haben eine hohe Komplexität, was die Automatisierung erschwert. Dies spiegelt sich auch im erforderlichen Detaillierungsgrad der erfassten Informationen und der Anzahl der Automatisierungsansätze zur Erfüllung der Basisaufgaben wider. Bei der REFA-Leistungsbewertung ist die geforderte Detailtiefe aktuell nicht realisierbar. Es ist jedoch denkbar, dass sich das Ergebnis aufgrund des technischen Fortschritts und neu geschaffener Referenzdatenbanken ändert. Die 5S-Methode und die Wertstromanalyse sind nicht automatisierbar, da sie primär der Schaffung eines Verständnisses für den Lean-Spirit dienen. Diese Einschätzung des Automatisierungspotenzials ist unabhängig vom technologischen Fortschritt.

4.2 Erfüllung der Anforderungen

In diesem Abschnitt wird geprüft, ob die Methode die an sie gestellten Anforderungen erfüllt. Diese Anforderungen wurden in Kapitel 3 definiert:

- Komplexitätsreduzierung der untersuchten Themen,
- Leitfaden für die Umsetzung der automatisierten Lösung und
- Verallgemeinerbarkeit und Wiederverwendbarkeit der Methode.

Die entwickelte Methode erfüllt diese Anforderungen, indem sie relevante Informationen identifiziert und einheitlich darstellt, unterschiedliche kamerabasierte Automatisierungsansätze durch Differenzierungskriterien charakterisiert und jede Aufgabe einzeln adressiert. Die Methode liefert zudem einen Leitfaden für die Umsetzung der automatisierten Lösung und ist allgemein anwendbar und wiederverwendbar, da sie eine klare Trennung von Methode und Informationen gewährleistet und neu entwickelte kamerabasierte Automatisierungsansätze einfach in die Struktur eingefügt werden können. Insgesamt bietet die Methode eine vielversprechende Möglichkeit, das Automatisierungspotenzial von Lean-Methoden zu bestimmen und zu ermitteln, wie sie mit kamerabasierten Ansätzen automatisiert werden können.

4.3 Kritische Bewertung und Ansätze für Verbesserungen

In diesem Abschnitt wird konstruktiv Kritik an der Methode geübt und es werden Ansätze zur Verbesserung vorgestellt. Die Kritikpunkte beruhen zum Teil auf inhärenten Schwächen der entwickelten Methode, die nicht behoben werden können, und zum Teil auf verbesserungswürdigen Details. Wie in den Ausführungen zur Methodenentwicklung erwähnt, können technische und wirtschaftliche Potenziale nicht quantifiziert werden, so dass die Potenzialabschätzung auf qualitative Aussagen beschränkt bleibt. Dies ist auf drei einschränkende Faktoren zurückzuführen:

- das Fehlen allgemeingültiger Aussagen zu den Lean-Methoden, zum Beispiel zur Durchführungszeit oder zum erzielten Nutzen;
- das Fehlen allgemeingültiger Aussagen zu den Automatisierungsansätzen, z.B. zum Entwicklungs- oder Ressourcenaufwand; und
- der theoretische Charakter der Arbeit.

Die Potenzialanalyse soll das Automatisierungspotenzial aller ausgewählten Lean-Methoden ermitteln. Die Implementierung einer automatisierten Lösung für jede automatisierbare Lean-Methode ist jedoch nicht möglich. Stattdessen werden qualitative Vergleiche durchgeführt, um Ergebnisse mit vertretbarem Aufwand zu erzielen. Die Automatisierbarkeit wird als messbare Größe und Grundlage für die Erfüllung des

technischen Potenzials verwendet, wodurch die technischen Qualitätsaspekte der kamerabasierten Automatisierung ausgeblendet werden.

Die entwickelte Methode automatisiert keine Prozessoptimierung und kann nur den Ist-Zustand eines Prozesses messen, nicht aber mögliche Verbesserungslösungen ermitteln. Die Anwendung der Methode auf ausgewählte Lean-Methoden hat Verbesserungsmöglichkeiten gezeigt. Um die Komplexität zu reduzieren, sollten alle notwendigen Informationen, die für die Potenzialanalyse einer Lean-Methode benötigt werden, an einer Stelle zusammengefasst werden. Der Input muss jedoch noch verbessert werden, um alle notwendigen Informationen zu liefern.

Die Potenzialanalyse konzentriert sich auf die Identifizierung von Möglichkeiten zur kamerabasierten Automatisierung. Andere Automatisierungsansätze, wie z.B. standardisierte Klassifizierungsverfahren, wurden in der formalen Struktur der Potenzialanalysemethode noch nicht berücksichtigt. Der Schwerpunkt der kamerabasierten Automatisierung liegt auf Informationsgewinnungsprozessen, aber auch manuelle Klassifikationsprozesse können unter Umständen automatisiert werden. Entscheidungs- und Kreativprozesse lassen sich dagegen nicht mit vertretbarem Aufwand automatisieren. Um ganzheitliche Automatisierungskonzepte zu entwickeln, sollten weitere Fragen zur Prozessdifferenzierung in das Pre-Assessment aufgenommen werden.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Bisher gab es nur individuelle Lösungen zur kamerabasierten Prozessanalyse. Mit der entwickelten Methode wird eine standardisierte Lösung angeboten, um das Potenzial für die kamerabasierte Automatisierung einer Lean-Methode zu bewerten und einen entsprechenden Leitfaden für die Automatisierung zu entwerfen. Dieses Kapitel fasst die Ergebnisse der Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf weitere Entwicklungen.

5.1 Zusammenfassung

Das Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung einer Methode zur Potenzialanalyse für die kamerabasierte Automatisierung von Lean-Methoden. Kapitel 2 liefert die theoretischen Grundlagen und bildet den Rahmen für die Entwicklung der Methode. Eine wichtige Voraussetzung für die kamerabasierte Automatisierung ist die optische Prüfbarkeit, welche beschreibt, dass ein Merkmal visuell erkennbar, auswertbar und testbar ist. Die Potenzialanalyse basiert auf dieser Grundlage und zerlegt die Potenzialermittlung in einzelne Aufgaben, um die Automatisierbarkeit der Lean Methode zu bewerten.

Die Basisaufgaben stellen den notwendigen Mindestkontext für die Aufgabenerfüllung dar und können durch standardisierte Merkmale charakterisiert werden. Die Bewertung erfolgt durch eine Leistungsreferenz, die auf der Grundlage der derzeit leistungsfähigsten Algorithmen des ausgewählten Automatisierungsansatzes ermittelt wird. Das Automatisierungspotenzial der Basisaufgabe wird anhand von Mindestqualitätsanforderungen bewertet, die auf der menschlichen Leistung als Referenz für den erforderlichen Detaillierungsgrad, die Klassifizierung und die Messgenauigkeit basieren. Die Methode liefert einen Automatisierungsleitfaden für die Umsetzung.

Das technische Potenzial wird durch die Bewertung der Machbarkeit ermittelt, während das wirtschaftliche Potenzial durch den Vergleich des manuellen mit dem Automatisierungsaufwand bestimmt wird. Die Empfehlung für weitere Anstrengungen zur kamerabasierten Automatisierung der Lean Methode basiert auf dem identifizierten Automatisierungspotenzial. Zur Funktionsprüfung der Methode wird sie auf die in Kapitel 2 vorgestellten Lean Methoden angewendet und liefert Ergebnisse zum Automatisierungspotenzial. Die Multimomentaufnahme zeigt im Vergleich zur manuellen Durchführung das größte Potenzial.

Zusammenfassend zeigt die entwickelte Methode vielversprechende Ansätze für eine kamerabasierte Automatisierung von Lean-Methoden, ohne die Intention von Lean-Methoden zu vernachlässigen. Das Automatisierungspotenzial wird mit einem vertretbaren Aufwand und Detaillierungsgrad abgeschätzt. Das Ergebnis stellt eine Momentaufnahme (Stand 2021) der Leistungsfähigkeit kamerabasierter Automatisierungsansätze zur Lösung von Problemen im Produktionsumfeld dar.

5.2 Ausblick

Dieser Abschnitt gibt einen Ausblick auf zukünftige Entwicklungen. Der nächste Schritt besteht darin, die Funktionalität der entwickelten Methode praktisch zu demonstrieren. Konkret könnte dies so aussehen: Durch Marktforschung soll die Nutzungshäufigkeit und -dauer der ausgewählten Lean-Methoden genauer ermittelt werden, um den Bedarf für eine automatisierte Lösung abzuschätzen. Basierend auf diesen Ergebnissen und der Potenzialanalyse wird eine Lean-Methode ausgewählt, die für eine Automatisierung geeignet ist. Es muss eine Prozessumgebung gewählt werden, um den Einfluss der Prozessparameter zu bestimmen. Auf dieser Grundlage wird ein umfassendes Automatisierungskonzept und -modell erstellt, das an das industrielle Umfeld angepasst wird. Praxistests werden durchgeführt, um erste Ergebnisse zur Funktionalität des Automatisierungskonzeptes zu erhalten.

Die aktuelle Entwicklungsgeschwindigkeit lässt erwarten, dass in den kommenden Jahren (Stand 2021) weitere Fortschritte bei bestehenden und neuartigen datenbasierten Automatisierungsansätzen erzielt werden. Dadurch wird eine Neubewertung des kamerabasierten Automatisierungspotenzials erforderlich. Die Anwendung der entwickelten Potenzialanalysemethode als Referenzwerkzeug für die Entwicklung von Automatisierungsrichtlinien kann dazu beitragen, die Verbreitung der kamerabasierten automatisierten Prozessanalyse im Produktionsumfeld zu unterstützen. Dies bildet wiederum die Grundlage für weitere Optimierungen.

6 Anhang A: Charakterisierung kamerabasierter Automatisierungsansätze

Tabelle 5-1: Morphologischer Kasten für Object Recognition [eigene Abbildung]

Charakterisierung von Object Recognition					
Kategorien	Kriterien	Eigenschaften			
Relevante Merkmale für Mapping	Interessensbereich	Besondere Merkmale	Objekte	Menschen	Ganzer Körper
					Obere Extremitäten
					Untere Extremitäten
	Kontextgrad	Identifizierung (Anwesenheit und Position)	Räumliche und zeitliche Verfolgung der Position	Identifizieren & Muster klassifizieren	Bauteilzustand
Weitere Fähigkeiten	Anpassungsfähigkeit an einen neuen Kontext	Niedrig		Hoch	
	Spezialisierung der Methode	Verallgemeinerte Aufgabe		Spezifische Aufgabe	
	Nachvollziehbarkeit des Lösungsweges	Blackbox		Transparent	
Anstrengung	Aufwand für die Programmierung	Niedrig		Hoch	
	Aufwand fürs Training	Hoch		Niedrig	

Tabelle 5-2: Morphologischer Kasten für Object Tracking [eigene Abbildung]

Charakterisierung von Object Tracking					
Kategorien	Kriterien	Eigenschaften			
Relevante Merkmale für Mapping	Interessensbereich	Besondere Merkmale	Objekte	Menschen	Ganzer Körper
					Obere Extremitäten
					Untere Extremitäten
	Kontextgrad	Identifizierung (Anwesenheit und Position)	Räumliche und zeitliche Verfolgung der Position	Identifizieren & Muster klassifizieren	Bauteilzustand
Weitere Fähigkeiten	Anpassungsfähigkeit an einen neuen Kontext	Niedrig		Hoch	
	Spezialisierung der Methode	Verallgemeinerte Aufgabe		Spezifische Aufgabe	
	Nachvollziehbarkeit des Lösungsweges	Blackbox		Transparent	
Anstrengung	Aufwand für die Programmierung	Niedrig		Hoch	
	Aufwand für die Ausbildung	Hoch		Niedrig	

Tabelle 5-3: Morphologischer Kasten für HAR [eigene Darstellung]

Charakterisierung von HAR					
Kategorien	Kriterien	Eigenschaften			
Relevante Merkmale für Mapping	Interessensbereich	Besondere Merkmale	Objekte	Menschen	Ganzer Körper
					Obere Extremitäten
					Untere Extremitäten
	Kontextgrad	Identifizierung (Anwesenheit und Position)	Räumliche und zeitliche Verfolgung der Position	Identifizieren & Muster klassifizieren	Bauteilzustand
Weitere Fähigkeiten	Anpassungsfähigkeit an einen neuen Kontext	Niedrig		Hoch	
	Spezialisierung der Methode	Verallgemeinerte Aufgabe		Spezifische Aufgabe	
	Nachvollziehbarkeit des Lösungsweges	Blackbox		Transparent	
Anstrengung	Aufwand für die Programmierung	Niedrig		Hoch	
	Aufwand für die Ausbildung	Hoch		Niedrig	

Tabelle 5-4: Morphologischer Kasten für handbasierte Automatisierungsansätze (Handgestenerkennung & Handgrifferkennung) [eigene Darstellung]

Charakterisierung von handbasierten Automatisierungsansätzen					
Kategorien	Kriterien	Eigenschaften			
Relevante Merkmale für Mapping	Interessensbereich	Besondere Merkmale	Objekte	Menschen	Ganzer Körper
					Obere Extremitäten
					Untere Extremitäten
	Kontextgrad	Identifizierung (Anwesenheit und Position)	Räumliche und zeitliche Verfolgung der Position	Identifizieren & Muster klassifizieren	Teilbedingung
Weitere Fähigkeiten	Anpassungsfähigkeit an einen neuen Kontext	Niedrig		Hoch	
	Spezialisierung der Methode	Verallgemeinerte Aufgabe		Spezifische Aufgabe	
	Nachvollziehbarkeit des Lösungsweges	Blackbox		Transparent	
Anstrengung	Aufwand für die Programmierung	Niedrig		Hoch	
	Aufwand für die Ausbildung	Hoch		Niedrig	

Tabelle 5-5: Morphologischer Kasten für Colour density recognition (Farbwerterkennung) [eigene Darstellung]

Charakterisierung von Colour density recognition (Farbwerterkennung)					
Kategorien	Kriterien	Eigenschaften			
Relevante Merkmale für Mapping	Interessensbereich	Besondere Merkmale	Objekte	Menschen	Ganzer Körper
					Obere Extremitäten
					Untere Extremitäten
	Kontextgrad	Identifizierung (Anwesenheit und Position)	Räumliche und zeitliche Verfolgung der Position	Identifizieren & Muster klassifizieren	Bauteilzustand
Weitere Fähigkeiten	Anpassungsfähigkeit an einen neuen Kontext	Niedrig		Hoch	
	Spezialisierung der Methode	Verallgemeinerte Aufgabe		Spezifische Aufgabe	
	Nachvollziehbarkeit des Lösungsweges	Blackbox		Transparent	
Anstrengung	Aufwand für die Programmierung	Niedrig		Hoch	
	Aufwand für die Ausbildung	Hoch		Niedrig	

Tabelle 5-6: Morphologischer Kasten für Edge detection (Kantenerkennung) [eigene Darstellung]

Charakterisierung von Edge detection (Kantenerkennung)					
Kategorien	Kriterien	Eigenschaften			
Relevante Merkmale für Mapping	Interessensbereich	Besondere Merkmale	Objekte	Menschen	Ganzer Körper
					Obere Extremitäten
					Untere Extremitäten
	Kontextgrad	Identifizierung (Anwesenheit und Position)	Räumliche und zeitliche Verfolgung der Position	Identifizieren & Muster klassifizieren	Bauteilzustand
Weitere Fähigkeiten	Anpassungsfähigkeit an einen neuen Kontext	Niedrig		Hoch	
	Spezialisierung der Methode	Verallgemeinerte Aufgabe		Spezifische Aufgabe	
	Nachvollziehbarkeit des Lösungsweges	Blackbox		Transparent	
Anstrengung	Aufwand für die Programmierung	Niedrig		Hoch	
	Aufwand für die Ausbildung	Hoch		Niedrig	

7 Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Einheit	Bedeutung
KI	-	Künstliche Intelligenz
AOI	-	Automatisierte optische Inspektion
MTM	-	Methods-Time-Measurement
CNN	-	Faltungsneuronales Netz
CPU	-	Central Processing Unit – zentrale Recheneinheit
HAR	-	Human-Action-Recognition – Erkennung menschlicher Aktivitäten
RGB	-	Rot-grün-blau
SMED	-	Single-Minute-Exchange of Die

8 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1 Forschungsgebiete des maschinellen Lernens und der Computer Vision, bearbeitet nach [Kha20] 7

Abbildung 3.1: Lean Methoden, die mit kamerabasierten Automatisierungsansätzen automatisiert werden können [eigene Darstellung] 12

Abbildung 3.2: Gesamtschema der entwickelten Methode zur Potenzialanalyse [eigene Darstellung] 13

9 Tabellenverzeichnis

Tabelle 4-1 Zusammenfassung Potenzialbewertung der kamerabasierten Automatisierung der Lean-Methode [eigene Darstellung] 15

Tabelle 5-1: Morphologischer Kasten für Object Recognition [eigene Abbildung] 20

Tabelle 5-2: Morphologischer Kasten für Object Tracking [eigene Abbildung] 21

Tabelle 5-3: Morphologischer Kasten für HAR [eigene Darstellung]..... 22

Tabelle 5-4: Morphologischer Kasten für handbasierte Automatisierungsansätze (Handgestenerkennung & Handgrifferkennung) [eigene Darstellung]23

Tabelle 5-5: Morphologischer Kasten für Colour density recognition (Farbwerterkennung) [eigene Darstellung]..... 24

Tabelle 5-6: Morphologischer Kasten für Edge detection (Kantenerkennung) [eigene Darstellung]..... 25

Literaturverzeichnis

[AI15] AI Impacts. Trends in the cost of computing, 2015. – Aktualisierungsdatum: 2021-01-25 [Zugriff am: 30.03.2021]. Verfügbar unter: https://aiimpacts.org/trends-in-the-cost-of-computing/

[Alp11] Alper Selver, M. ; Akay, O. ; Alim, F. ; Bardakçı, S. ; Ölmez, M. An automated industrial conveyor belt system using image processing and hierarchical clustering for classifying marble slabs. In: Robotics and Computer-Integrated Manufacturing 27, Nr. 1, 2011, S. 164–176 . Verfügbar unter: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0736584510000839

[Ama21] Amazon.de. LINNSE Digital Camera 30MP, 2021. – Aktualisierungsdatum: 2021-04-14 [Zugriff am: 14.04.2021]. Verfügbar unter: https://www.amazon.de/-/en/LINNSE-Digital-Camera-Compact-Batteries/dp/B08RCNDQ5B/ref=sr_1_3?dchild=1&keywords=digitalkamera&qid=1618421768&rnid=14663858031&s=photo&sr=1-3

[Ana20] ANAND, SHEILA. Loganathan, Priya. A guide for machine vision in quality control. New York, NY: CRC Press, 2020

[And16] Andriolo, A. ; Battini, D. ; Calzavara, M. ; Gamberi, M. ; Peretti, U. ; Persona, A. ; Pilati, F. ; Sgarbossa, F. New RFID pick-to-light system: Operating characteristics and future potential. In: International Journal of RF Technologies 7, Nr. 1, 2016, S. 43–63

[Bed20] Beddiar, D. R. ; Nini, B. ; Sabokrou, M. ; Hadid, A. Vision-based human activity recognition: a survey. In: Multimedia Tools and Applications, 2020

[Bra20] Brahmbhatt, S. ; Tang, C. ; Twigg, C. D. ; Kemp, C. C. ; Hays, J. ContactPose: A Dataset of Grasps with Object Contact and Hand Pose. 19.07.2020

[Fac19a] Faccio, M. ; Ferrari, E. ; Galizia, F. G. ; Gamberi, M. ; Pilati, F. Real-time assistance to manual assembly through depth camera and visual feedback. In: Procedia CIRP 81, 2019, S. 1254–1259 . Verfügbar unter: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212827119306080

[Fac19b] Faccio, M. ; Ferrari, E. ; Gamberi, M. ; Pilati, F. Human Factor Analyser for work measurement of manual manufacturing and assembly processes. In: The International Journal of Advanced Manufacturing Technology 103, 1-4, 2019, S. 861–877

[Fan10] Fan, K.-C. ; Chen, S.-H. ; Chen, J.-Y. ; Liao, W.-B. Development of auto defect classification system on porosity powder metallurgy products. In: NDT & E International 43, Nr. 6, 2010, S. 451–460 . Verfügbar unter: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0963869510000435

[Fan20] Fantini, P. ; Pinzone, M. ; Taisch, M. Placing the operator at the centre of Industry 4.0 design: Modelling and assessing human activities within cyber-physical systems. In: Computers & Industrial Engineering 139, 2020, S. 105058 . Verfügbar unter: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360835218300329

[Fra21] FRAMOS Deutschland Online Shop. Intel RealSense D415 Starterset, 2021. – Aktualisierungsdatum: 2021-04-12 [Zugriff am: 12.04.2021]. Verfügbar unter: https://shop-de.framos.com/Intel%C2%AE-RealSense%E2%84%A2-Tiefenkamera-D415-Starterkit-p131742593

[Ghi20] Ghiasi, G. ; Cui, Y. ; Srinivas, A. ; Qian, R. ; Lin, T.-Y. ; Cubuk, E. D. ; Le V, Q. ; Zoph, B. Simple Copy-Paste is a Strong Data Augmentation Method for Instance Segmentation. 13.12.2020

[Kal20] Kalfaoglu, M. E. ; Kalkan, S. ; Alatan, A. A. Late Temporal Modeling in 3D CNN Architectures with BERT for Action Recognition. 04.08.2020

[Kär19] Kärcher, S. ; Bauernhansl, T. Approach to Generate Optimized Assembly Sequences from Sensor Data. In: Procedia CIRP 81, 2019, S. 276–281

[Kha20] Khan, A. I. ; Al-Habsi, S. Machine Learning in Computer Vision. In: Procedia Computer Science 167, 2020, S. 1444–1451 . Verfügbar unter: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050920308218

[Kle14] Klette, R. Concise Computer Vision. London: Springer London, 2014

[Kor10] Koren, Y.; Hill, R. (Mitarb.). The global manufacturing revolution : Product-process-business integration and reconfigurable systems. Hoboken, NJ: Wiley a John Wiley & Sons Inc, 2010

[Las19] Laszlo, R. ; Holonec, R. ; Copindean, R. ; Dragan, F. Sorting System for e-Waste Recycling using Contour Vision Sensors. In: . 2019 8th International Conference on Modern Power Systems (MPS): IEEE, 2019 - 2019, S. 1–4

[Lee15] Lee, E. A. ; Seshia, S. A. Introduction to embedded systems : A cyber-physical systems approach. 2. ed., Printing 2.0. Lulu: LeeSeshia.org, 2015

[Liu20] Liu, Q. ; Yang, H. An Improved Value Stream Mapping to Prioritize Lean Optimization Scenarios Using Simulation and Multiple-Attribute Decision-Making Method. In: IEEE Access 8, 2020, S. 204914–204930

[Liu21] Liu, Y. ; Ma, R. ; Li, H. ; Wang, C. ; Tao, Y. RGB-D Human Action Recognition of Deep Feature Enhancement and Fusion Using Two-Stream ConvNet. In: Journal of Sensors 2021, 2021, S. 1–10 . Verfügbar unter: https://www.hindawi.com/journals/js/2021/8864870/

[Mih19] Mihajlovic, I. Everything You Ever Wanted To Know About Computer Vision, 2019. – Aktualisierungsdatum: 2019-04-25 [Zugriff am: 13.03.2021]. Verfügbar unter: https://towardsdatascience.com/everything-you-ever-wanted-to-know-about-computer-vision-heres-a-look-why-it-s-so-awesome-e8a58dfb641e

[Mor17] Mora, E. ; Gaiardelli, P. ; Resta, B. ; Powell, D. Exploiting Lean Benefits Through Smart Manufacturing: A Comprehensive Perspective. In: Lödding, H.; Riedel, R.; Thoben, K.-D.; Cieminski, G. von; Kiritsis, D. (Hrsg.). Advances in Production Management Systems. The Path to Intelligent, Collaborative and Sustainable Manufacturing : IFIP WG 5.7 International Conference, APMS 2017, Hamburg, Germany, September 3-7, 2017, Proceedings, Part I. Cham: Springer International Publishing,

2017 (IFIP Advances in Information and Communication Technology, 513), S. 127–134

[Nak21] Nakano, T. ; Yamazaki, T. ; Shida, K. Development of Automatic Work Analysis for Assembly Work using Motion Picture Analysis of Hand Position and Motion. In: Journal of Japan Industrial Management Association 71, 4E:, 2021, S. 233–240

[O'M19] O'Mahony, N. ; Campbell, S. ; Carvalho, A. ; Harapanahalli, S. ; Hernandez, G. V. ; Krpalkova, L. ; Riordan, D. ; Walsh, J. Deep Learning vs. Traditional Computer Vision. In: Arai, K.; Kapoor, S. (Hrsg.). Advances in Computer Vision : Proceedings of the 2019 Computer Vision Conference (CVC), Volume 1. 1. Aufl. Cham: Springer International Publishing, 2019 (Advances in Intelligent Systems and Computing), S. 128–144

[Ohn88] Ohno, T. ; Bodek, N. Toyota production system : Beyond large-scale production. [Reprinted]. New York, NY: Productivity Press, 1988

[Omo17]Omogbai, O. ; Salonitis, K. The Implementation of 5S Lean Tool Using System Dynamics Approach. In: Procedia CIRP 60, 2017, S. 380–385 . Verfügbar unter: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212827117300586

[Par20] Pareek, P. ; Thakkar, A. A survey on video-based Human Action Recognition: recent updates, datasets, challenges, and applications. In: Artificial Intelligence Review, 2020

[Pil20] Pilati, F. ; Faccio, M. ; Gamberi, M. ; Regattieri, A. Learning manual assembly through real-time motion capture for operator training with augmented reality. In: Procedia Manufacturing 45, 2020, S. 189–195 . Verfügbar unter: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2351978920311355

[Rem14]Remigiusz Labudzki ; Stanislaw Legutko ; Pero Raos. The essence and applications of machine vision. In: Tehnicki Vjesnik 21, Nr. 4, 2014, S. 903–909 . Verfügbar unter: https://www.researchgate.net/publication/286283684_The_essence_and_applications_of_machine_vision

[Rot20] Roth, E. ; Moncks, M. ; Bohne, T. ; Pumplun, L. Context-Aware Cyber-Physical Assistance Systems in Industrial Systems : A Human Activity Recognition Approach. In: . 2020 IEEE International Conference on Human-Machine Systems (ICHMS): IEEE, 2020 - 2020, S. 1–6

[Rot09] Rother, M. ; Shook, J. Learning to See : value-stream mapping to create value and eliminate muda. 1.4. Aufl. Cambridge, MA, USA: Lean Enterprise Institute, 2009

[San15] Sandegud. Classification of images progress human, 2015. – Aktualisierungsdatum: 2021-03-16 [Zugriff am: 30.03.2021]

[Sof16] Sofu, M. M. ; Er, O. ; Kayacan, M. C. ; Cetişli, B. Design of an automatic apple sorting system using machine vision. In: Computers and Electronics in Agriculture 127, 2016, S. 395–405 . Verfügbar unter: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169916304513

[Sta21] Statista. Total data volume worldwide 2010-2024 | Statista, 2021. – Aktualisierungsdatum: 2021-03-29 [Zugriff am: 29.03.2021]. Verfügbar unter: https://www.statista.com/statistics/871513/worldwide-data-created/

[Sti19] Stiefenhöfer, P. Machine Learning eröffnet neue Horizonte für die Bildverarbeitung, 2019. – Aktualisierungsdatum: 2019-10-23 [Zugriff am: 28.12.2020]. Verfügbar unter: https://www.all-electronics.de/machine-learning-eroeffnet-neue-horizonte-fuer-die-bildverarbeitung/

[Wan17] Wang, W.-C. ; Chen, S.-L. ; Chen, L.-B. ; Chang, W.-J. A Machine Vision Based Automatic Optical Inspection System for Measuring Drilling Quality of Printed Circuit Boards. In: IEEE Access 5, Nr. 99, 2017, S. 10817–10833 . Verfügbar unter: https://www.researchgate.net/publication/310687671_A_Machine_Vision_Based_Automatic_Optical_Inspection_System_for_Measuring_Drilling_Quality_of_Printed_Circuit_Boards

[Xio21] Xiong, T. ; Ye, W. A PC-based control method for high-speed sorting line integrating data reading, image processing, sequence logic control, communication, and HMI. In: AIP Advances 11, Nr. 1, 2021, S. 15123 . Verfügbar unter: https://aip.scitation.org/doi/full/10.1063/5.0031302

[Yeo14] Yeow, J. A. ; Ng, P. K. ; Tan, K. S. ; Chin, T. S. ; Lim, W. Y. Effects of Stress, Repetition, Fatigue and Work Environment on Human Error in Manufacturing Industries. In: Journal of Applied Sciences 14, Nr. 24, 2014, S. 3464–3471

[Zet16] Zettel, V. ; Ahmad, M. H. ; Beltramo, T. ; Hermannseder, B. ; Hitzemann, A. ; Nache, M. ; Paquet-Durand, O. ; Schöck, T. ; Hecker, F. ; Hitzmann, B. Supervision of Food Manufacturing Processes Using Optical Process Analyzers - An Overview. In: ChemBioEng Reviews 3, Nr. 5, 2016, S. 219–228 . Verfügbar unter: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/cben.201600013