

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/343899699>

# Evaluierung von Navigationsmethoden für mobile Roboter Evaluation of navigation methodologies for mobile robots

Article in *e & i Elektrotechnik und Informationstechnik* · August 2020

DOI: 10.1007/s00502-020-00820-x

CITATIONS

0

READS

281

8 authors, including:



**Wilfried Wöber**

Fachhochschule Technikum Wien

35 PUBLICATIONS 60 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



**Johannes Rauer**

Fachhochschule Technikum Wien

4 PUBLICATIONS 39 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



**Maximilian Papa**

TU Wien

19 PUBLICATIONS 81 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



**Ali Aburaia**

Fachhochschule Technikum Wien

11 PUBLICATIONS 1 CITATION

[SEE PROFILE](#)

# *Evaluierung von Navigationsmethoden für mobile Roboter*

**Wilfried Wöber, Johannes Rauer,  
Maximilian Papa, Ali Aburaia, Simon  
Schwaiger, Georg Novotny, Mohamed  
Aburaia & Wilfried Kubinger**

**e & i Elektrotechnik und  
Informationstechnik**

ISSN 0932-383X

Elektrotech. Inftech.  
DOI 10.1007/s00502-020-00820-x



**Your article is protected by copyright and all rights are held exclusively by Springer-Verlag GmbH Austria, ein Teil von Springer Nature. This e-offprint is for personal use only and shall not be self-archived in electronic repositories. If you wish to self-archive your article, please use the accepted manuscript version for posting on your own website. You may further deposit the accepted manuscript version in any repository, provided it is only made publicly available 12 months after official publication or later and provided acknowledgement is given to the original source of publication and a link is inserted to the published article on Springer's website. The link must be accompanied by the following text: "The final publication is available at [link.springer.com](http://link.springer.com)".**

# Evaluierung von Navigationsmethoden für mobile Roboter

W. Wöber, J. Rauer, M. Papa, A. Aburaia, S. Schwaiger, G. Novotny, M. Aburaia, W. Kubinger 

Mobile Manipulation ist das Kernstück eines hochflexiblen und autonomen Produktionssystems. Durch vernetzte und roboterbasierte Automatisierung ist eine individuell angepasste Fertigung möglich, wobei mobile Manipulatoren sowohl bei Transportaufgaben als auch bei der Werkstückbereitstellung eine signifikante Rolle spielen. Die Digitale Fabrik der FH Technikum Wien ist eine Forschungs- sowie Lehrplattform und dient der exemplarischen Erprobung neuer Technologien zur digitalen und flexiblen Produktion. Im Zuge mehrerer Forschungsarbeiten wurden mobile Manipulatoren in der Digitalen Fabrik integriert. Basierend darauf und auf einem konkreten und symbolischen Use Case diskutiert diese Arbeit verschiedene Methoden zur Navigation mobiler Manipulatoren. Es werden Positionierungsgenauigkeiten basierend auf unterschiedlichen Navigationsmethoden, Sicherheitsaspekte und Auswirkungen auf die Handhabung von Objekten diskutiert.

Schlüsselwörter: Mobilrobotik; Navigation; Probabilistic Robotics; Maschinelles Lernen; Industrie 4.0

## **Evaluation of navigation methodologies for mobile robots.**

*Intelligent mobile robots and service robots are central parts of autonomous productions and flexible manufacturing. Interconnected industrial robot-based automation allows customized productions for which mobile robots are used for transport of material and tools. The digital factory of the UAS Technikum Wien is a research project which focuses on experimental evaluation of novel technologies for digital manufacturing. This paper discusses applications of mobile and service robots in the digital factory. Based on a production use case, we analyze several methods for navigation in terms of accuracy of those approaches and discuss safety aspects.*

*Keywords: mobile robotics; navigation; probabilistic robotics; machine learning; Industry 4.0*

Eingegangen am 29. Mai 2020, angenommen am 30. Juli 2020  
© Springer-Verlag GmbH Austria, ein Teil von Springer Nature 2020



## 1. Einführung

Vor dem Hintergrund hoher Variantenvielfalt bis hin zur vollständigen Individualisierung von Produkten stehen herkömmliche Produktionssysteme vor zahlreichen Herausforderungen [1, 2]. Der Bedarf nach flexiblen und wandlungsfähigen Fertigungseinrichtungen erscheint unerlässlich, um diesem Trend gerecht zu werden. Durch die ganzheitliche Vernetzung aller wertschöpfenden Komponenten kann die Produktion eine flexible Auslegung erreichen und auf eine neue Entwicklungsstufe gehoben werden [2]. Es entsteht letztendlich ein hochflexibles Produktionssystem, in dem alle Ressourcen – Betriebsmittel, menschliche Arbeitskraft sowie Arbeitsgegenstand – vernetzt sind. Als Voraussetzung hierfür ist ein hoher Grad an Automatisierung notwendig, vor allem roboterbasierte Automatisierung. Mobile Manipulatoren kommen in der Werkstückbereitstellung sowie beim Transport zum Einsatz und sind damit ein zentraler Bestandteil einer flexiblen Fertigung. Sie können sich selbstständig im Raum bewegen und bieten dem Produktionsablauf eine hohe Flexibilität, zumal Änderungen im Produktionsprozess und -layout mit geringem Aufwand berücksichtigt werden können.

Nach [3] ist ein mobiler Manipulator eine Kombination aus einem Gerät zum Greifen sowie kontrollierten Bewegungen von Objekten und einem mobilen Roboter zur Bewegung im Raum. Die Herausforderung in der Nutzung solcher mobilen Manipulatoren ist die Navigation des mobilen Roboters. Durch Positionierungsunsicherheiten der Navigation wird das Handhaben von Objekten signifikant erschwert und daher ist das dynamische Handhaben von Objekten eine große

Herausforderung. Obwohl die hier diskutierten Methoden und Lösungen gleichermaßen für *automated guided vehicles* (AGV) und mobile Roboter einsetzbar sind, ist der Fokus der vorliegenden Arbeit komplexe Algorithmik und somit mobile Robotik.

[4] fasst Methoden zur Navigation (Lokalisierung, Planung und Kartographierung) basierend auf Bayes Filter unter dem Namen *probabilistic robotics* (PR) zusammen. Dabei wird der Zustand eines mobilen Roboters durch die Zufallsvariable  $\mathbf{X}$  dargestellt. Die Bewegung eines mobilen Roboters wird durch die probabilistische Funktion  $f : (\mathbf{u}_t, \mathbf{z}_t) \mapsto \Delta \mathbf{x}_{t-1,t}$  für Zeitschlitze geschätzt. Bewegungsänderungen  $\Delta \mathbf{x}_{t-1,t}$  werden durch Bewegungsbefehle  $\mathbf{u}_t$  und Messungen  $\mathbf{z}_t$  berechnet. [5] implementiert  $f$  mit der Annahme von Gaußschem Sensor- und Prozessrauschen, was zum Kalman Filters (KF) Algorith-

**Wöber, Wilfried**, Fachhochschule Technikum Wien, Höchstädtplatz 6, 1200 Wien, Österreich (E-Mail: [woeber@technikum-wien.at](mailto:woeber@technikum-wien.at)); **Rauer, Johannes**, Fachhochschule Technikum Wien, Höchstädtplatz 6, 1200 Wien, Österreich (E-Mail: [rauer@technikum-wien.at](mailto:rauer@technikum-wien.at)); **Papa, Maximilian**, Fachhochschule Technikum Wien, Höchstädtplatz 6, 1200 Wien, Österreich (E-Mail: [maximilian.papa@technikum-wien.at](mailto:maximilian.papa@technikum-wien.at)); **Aburaia, Ali**, Fachhochschule Technikum Wien, Höchstädtplatz 6, 1200 Wien, Österreich (E-Mail: [aburaiaa@technikum-wien.at](mailto:aburaiaa@technikum-wien.at)); **Schwaiger, Simon**, Fachhochschule Technikum Wien, Höchstädtplatz 6, 1200 Wien, Österreich (E-Mail: [schwaige@technikum-wien.at](mailto:schwaige@technikum-wien.at)); **Novotny, Georg**, Fachhochschule Technikum Wien, Höchstädtplatz 6, 1200 Wien, Österreich (E-Mail: [georg.novotny@technikum-wien.at](mailto:georg.novotny@technikum-wien.at)); **Aburaia, Mohamed**, Fachhochschule Technikum Wien, Höchstädtplatz 6, 1200 Wien, Österreich (E-Mail: [mohamed.aburaia@technikum-wien.at](mailto:mohamed.aburaia@technikum-wien.at)); **Kubinger, Wilfried**, Fachhochschule Technikum Wien, Höchstädtplatz 6, 1200 Wien, Österreich (E-Mail: [kubinger@technikum-wien.at](mailto:kubinger@technikum-wien.at))

mus [4, Kap. 3.2] führt. Da diese Annahme praktisch sehr eingeschränkt ist, nutzen [6, 7] den erweiterten Kalman Filter (EKF) [4, Kap. 3.3], welcher nicht-lineare Bewegungen besser abbilden kann. [8] nutzt *sequential monte carlo markov chains* (MCMC) [9, Kap. 11.2] zur Darstellung von Roboterzuständen über parameterfreie Statistik und erreicht dadurch eine höhere Flexibilität im Gegensatz zu KF und EKF bezüglich Darstellbarkeit von Roboterzuständen und Messmodellen. [10–12] erweitern diesen Ansatz mit *Gaussian processes* [9, Kap. 6.4] und können dadurch die Bewegung des mobilen Roboters exakter darstellen. Um Drift der genannten Ansätze zu verhindern, implementieren [13, 14] eine *simultaneous localization and mapping* (SLAM) [4, Kap. 10] Methode, welche durch die Nutzung von Umgebungsbeschreibungen und Umgebungsanalysen Drift verhindern kann.

[15, Kap. 13] beschreiben die Notwendigkeit von der probabilistischen Betrachtung von realen Systemen. Diese Notwendigkeit basiert auf der Darstellbarkeit unerwarteter Systemzustände und der oft hohen Dynamik der Umgebung, welche erst durch statistische Methoden beschreibbar wird. Allerdings ändert sich durch die Nutzung des Bayes Filters die Beschreibung des Roboters von einer absoluten Pose  $\mathbf{x}_t$  zum Zeitpunkt  $t$  im Raum zu einer Aufenthaltswahrscheinlichkeit  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t, \mathbf{z}_t)$ . Diese bedingte Wahrscheinlichkeit erlaubt die Darstellung von Unsicherheiten hinsichtlich der Roboterpose im Raum. Dadurch wird die Manipulation von Bauteilen oder Objekten erschwert, da die Basis eine Poseunsicherheit aufweist. Für eine präzise Handhabungen sind daher konventionelle Programmier Techniken der Industrierobotik nur schwer einsetzbar.

Um dem entgegenzuwirken kann der Manipulationsprozess durch Kamerasysteme und dazu gehörender Auswertung erweitert werden. Maschinen, Auf- oder Ablagepunkte oder Bauelemente können in Kamerabildern erkannt werden. [16] stellen eine Methode vor, die Marker im Kamerabild robust detektiert. Sind solche Marker nicht möglich, können Techniken des maschinellen Lernens eingesetzt werden. Besonders die Nutzung von *deep convolutional neural networks* (CNN) [17, Kap. 9] sind für solche Probleme einsetzbar.

Die Nutzung von PR und CNN ermöglichen Implementierungen autonomer mobiler Manipulatoren in dynamischen Umgebungen. [18, 19] bzw. [15, Kap. 13] argumentieren, dass dies die einzige Möglichkeit zur Implementierung intelligenter Systemen in „realen“ Umgebungen ist. [20] kritisiert die aktuellen CNN Methoden – besonders die hohe Anzahl an nötigen Beispielen. Diese Kritik wird durch Arbeiten wie [21] oder [22] untermauert, die auf noch unklares Verhalten in CNN hinweisen, auch wenn Arbeiten wie [23] die Entscheidung von CNN visualisieren. [24] geht einen Schritt weiter und kritisiert die Nutzung von CNN aufgrund der fehlenden Möglichkeit kausale Zusammenhänge abzuleiten.

Neben den genannten technischen Herausforderungen lassen aktuell Sicherheitsrichtlinien eine vollständig autonome Manipulation durch PR und CNN nicht zu. [25] diskutiert Möglichkeiten und Entwicklungsmethoden zur Implementierung sicherer Applikationen mit mobilen Manipulatoren. Darüber hinaus werden in [26] verschiedene Methoden der sicheren Navigation mobiler Robotik – vor allem im industriellen Umfeld – vorgestellt und diskutiert. Der Einsatz derartiger Methoden führt zu einer starken Einschränkung der Flexibilität, die jedoch nach [27] in typischen industriellen Problemen nicht vorkommen.

In Anlehnung an den geschilderten Handlungsbedarf und den technischen Herausforderungen, wurde an der Fachhochschule Technikum Wien die Digitale Fabrik [28] zur Erforschung von Aspekten rund um die digitale und flexible Produktion aufgebaut. Das Ziel

dieser Produktionsumgebung ist anhand eines symbolischen Produkts, Konzepte und praxistaugliche Anwendungen für den Umgang mit sich bereits abzeichnenden Veränderungen in der produzierenden Industrie zu realisieren. Das Hauptaugenmerk ist der vollständigen Digitalisierung eines Produktionssystems gewidmet. In dieser Arbeit werden implementierte Methoden von mobilen Manipulatoren in der Digitalen Fabrik vorgestellt. Es werden Ansätze der Navigation sowie Handhabung von Objekten mit dem Schwerpunkt auf praktischer Anwendbarkeit diskutiert. Diese Arbeit ist folgendermaßen aufgebaut: Im nächsten Kapitel werden die implementierten Methoden vorgestellt. Kapitel 3 beschreibt die Ergebnisse und in Kapitel 4 werden abschließend bestehenden Probleme und Ergebnisse zusammengefasst und mögliche Erweiterungen diskutiert.

## 2. Materialien und Methoden

In diesem Kapitel werden der Aufbau einer autonomen Fabrik und die genutzten autonomen mobilen Manipulatoren vorgestellt. Dabei wird auf die verwendeten Methoden und Softwareimplementierungen eingegangen.

### 2.1 Die autonome Digitale Fabrik

In der Digitalen Fabrik sind 13 Fertigungsstationen implementiert. Alle Stationen wurden mit einem Steuersystem vernetzt [29]. In dieser Arbeit kommen drei Stationen zum Einsatz, die im Zusammenspiel ein symbolisches Produkt fertigen. Das symbolische Produkt ist ein Achslagerbock, bestehend aus drei Bauelementen (siehe Abb. 1 (rechts)). Der Transport zwischen Stationen geschieht über eine Palette (siehe Abb. 3), die vom mobilen Manipulator gegriffen wird. In Station 1 wird die Palette bestückt, Station 2 fräst ein Logo in den Achslagerbock. Der Zusammenbau geschieht in Station 3. Eine Übersicht des Fertigungsprozesses ist in Abb. 1 skizziert, wobei die gewünschte Strecke des mobilen Manipulators durch Verbindungen (schwarze Linien) dargestellt ist.

Die Aufgabe des mobilen Manipulators ist das Aufnehmen bzw. Ablegen der Palette und der Transport zwischen den Stationen. Nach einem erfolgreichen Fertigungsprozess fährt der mobile Manipulator zunächst in die Startposition bevor ein weiterer Zyklus beginnt.

Der Fertigungsprozess wird über eine Benutzerschnittstelle gestartet, in der Produkteigenschaften (Farbe und Fräsung) definiert werden können. Diese Produkteigenschaften werden dem Steuersystem übergeben (siehe [29]). Via *wireless LAN* kommuniziert das Steuersystem mit den Stationen bzw. dem mobilen Manipulator.

### 2.2 Mobile Manipulation

Der implementierte mobile Manipulator wird unterteilt in einen Industrieroboter (UR5 Industrieroboter<sup>1</sup>), welcher auf einem mobilen Roboter (MiR100<sup>2</sup>) montiert ist (siehe Abb. 2). Der mobile Roboter ist mit je einem 2D Laserscanner an der Vorder- bzw. Hinterseite ausgestattet. Für die Navigation wird der Industrieroboter nicht berücksichtigt. Dieser ist während der Bewegung des mobilen Roboters in eine Sicherheitspose eingefahren. Die Navigation des mobilen Manipulators basiert auf der Kartographierung diskutiert in [13] und Lokalisierung basierend auf [8]. Dabei wird die aktuelle Roboterpose durch das Set  $\mathcal{X}_t = \{\mathbf{x}_t^{[1]}, \dots, \mathbf{x}_t^{[m]}\}$  aus  $m$  möglichen Posen, genannt Partikel, dargestellt. Zu jedem Partikel  $j$  wird eine Gewichtung  $\omega_j$

<sup>1</sup>Siehe <https://www.universal-robots.com/de/produkte/ur5-roboter/>.

<sup>2</sup>Siehe <https://www.mobile-industrial-robots.com/de/solutions/robots/mir100/>.

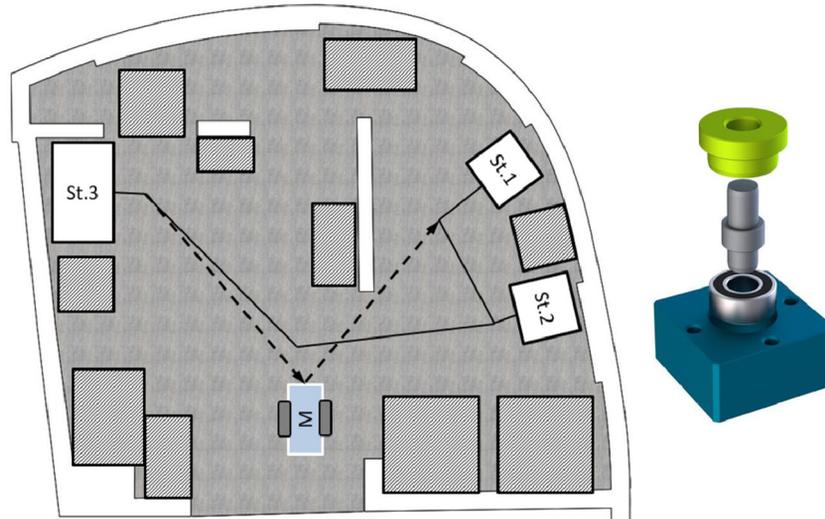


Abb. 1. Grundriss der Digitalen Fabrik (links) mit den drei Stationen (St.1-St.3) zur Fertigung des Achslagerbocks (rechts). Einzelne Bauelemente dieses Achslagerbocks werden auf einer Palette platziert und durch den mobilen Roboter transportiert. Die geplante Strecke des mobilen Manipulators ist schwarz dargestellt

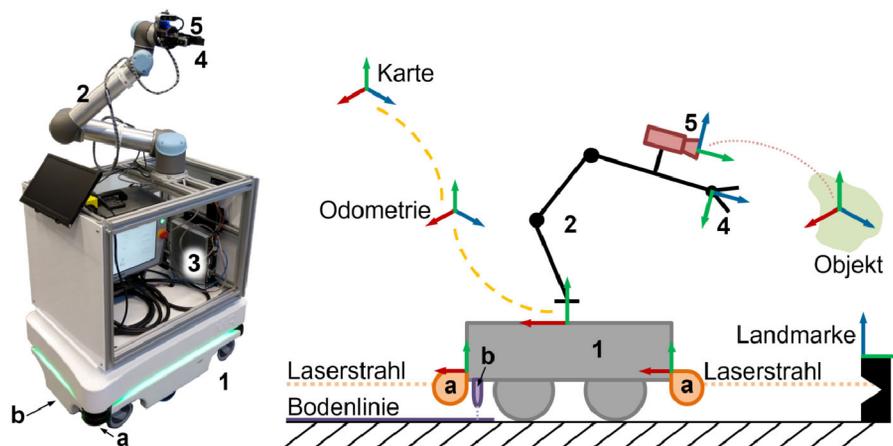


Abb. 2. Bild des mobilen Manipulators (links) (Modifiziert übernommen von [30]) und schematische Darstellung der Komponenten und Sensoren (rechts) (Modifiziert übernommen von [31]). MiR100 (1) mit Laserscannern (a) zur Umgebungsüberwachung und Erkennung von Landmarken, und Liniensensor (b) zur Verfolgung von Bodenlinien; UR5 (2); Industriecomputer (3); Greifer (4) und Kamera (5) zur Erkennung und Manipulation von Objekten

basierend auf den Daten der Laserscanner und einer aufgezeichneten Karte berechnet. Die Navigation bezieht sich auf das Partikel mit dem höchsten  $\omega_j$ . [4, Kap. 4.3] diskutiert diesen Ansatz detailliert. Die Pfadplanung basiert auf [32].

Da die implementierte Fabrik keine üblichen Gegebenheiten wie gerade Gänge sondern Verwinkelungen aufweist, wurden für die Navigation Zwischenpunkte eingeführt. Diese Zwischenpunkte sind vor den Stationen (Stationspunkt) sowie in der Mitte der Fabrik definiert. Des Weiteren wird das an- bzw. Abdocken an und von Stationen durch Landmarken unterstützt. Die autonome Navigation folgt dem Ansatz:

1. Stationspunkt anfahren (vollautonom)
2. Andocken (Landmarke)
3. Abdocken (vordefinierte Rückwärtsbewegung)
4. Rotation zu Zwischenpunkte (vordefinierte Rotation)

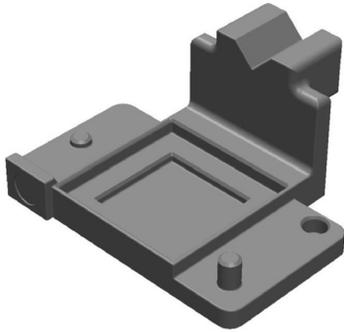
5. Fahrt zu Zwischenpunkt (vollautonom)

Die Punkte 2, 3 und 4 verhindern, dass der mobile Roboter in Bereiche navigiert, wo Kollisionen durch herabhängende Geräte stattfinden könnten. Diese befinden sich über dem Sichtfeld der 2D Laserscanner und können daher nicht detektiert werden.

Die Softwareimplementierung basiert auf ROS [33] bzw. dem ROS navigation stack.<sup>3</sup> Die Form und Dimension der Landmarke wurde jener der Ladestation nachempfunden,<sup>4</sup> welche mit der mitgelieferten Software des MiR100 automatisch erkannt wird.

<sup>3</sup>Siehe <http://wiki.ros.org/navigation>.

<sup>4</sup>Siehe <https://www.mobile-industrial-robots.com/de/solutions/robots/mir-accessories/mir-charge-24v/>.



**Abb. 3. Konstruierte Palette.** Auf dieser Palette werden die drei Elemente des Achslagerbocks platziert. Zur robusten Manipulation ist an der Greifposition eine dreieckförmige Aussparung. Durch die ebenfalls dreieckförmigen Greifer rutscht die Palette immer in eine zentrierte Position

Für das Andocken an Stationen werden Landmarken-basierte und SLAM-basierte Methoden implementiert. Diese werden mit klassischen Methoden aus der Industrie (Linienverfolgung) verglichen.

Zur robusten Handhabung des Bauteilträgers wurden zwei Methoden implementiert und gegeneinander evaluiert. Eine mechanische Lösung soll die Unsicherheit bezüglich Pose des mobilen Roboters durch ein hohes Spiel im Manipulationspunkt des Bauteilträgers reduzieren. Die schrägen Greifflächen der Palette (siehe Abb. 3) sorgen dafür, dass die dreieckigen Backen des Greifers trotz Positionierungsungenauigkeiten des mobilen Roboters in eine definierte Endposition gleiten.

Eine weitere Lösung nutzt CNN zur Lokalisierung der Auf- und Ablagepunkte der Palette um Poseunsicherheiten ausgleichen zu können. Dieser Prozess ist für Roboter herausfordernd, da dies das Verständnis einer Szene sowie Planung und Steuerung von Bewegungen beinhaltet [34, 35]. CNNs benötigen eine große Anzahl von Trainingsdaten, um eine anwendbare Lösung zu implementieren [36]. Man unterscheidet hierbei zwischen direkten und indirekten Methoden [36, 37] bzw. zwischen PnP [38] basierten Methoden [36], Deskriptor-basierten [39] und Modellfitting-basierten Methoden [36]. In diesem Vorhaben wurde der Ansatz nach [40] implementiert.

### 3. Ergebnisse

Die Digitale Fabrik ist eine Lehr- und Forschungsplattform. Demnach befinden sich durchgehend Personen auf den Produktionsflächen. Obwohl im verwendeten mobilen Roboter zwei Sicherheitslaserscanner (SICK S300) integriert sind, wurden mehrere sicherheitsrelevante Probleme während der Fertigungsprozesse ermittelt.

Obwohl die in den Laserscannern integrierte Software Personen robust erkennt, kommt der mobile Manipulator nicht immer rechtzeitig zum Stillstand. Kollisionen werden durch die zwei Sicherheitslaserscanner nicht verhindert. Verletzungen können entstehen, besonders durch den am mobilen Roboter montierten Industrieroboter.

Ein weiteres Problem ist die vollautonome Navigation der auf ROS basierten Algorithmik. Werden Personen bzw. Hindernisse im Fahrbereich durch die Auswertung der 2D Laserscandaten erkannt, kommt es zu einer Anpassung der Route. Diese Routen sind häufig nicht ohne Kollisionen durchführbar. Das basiert einerseits auf der Tatsache, dass der Industrieroboter bzw. die gegriffene Palette nicht in der Pfadplanung enthalten sind. Andererseits weist die Digitale Fabrik keinen typischen Raumgrundriss für Fabriken auf, wodurch die autonome Navigation erschwert wird.

Die beschriebenen Probleme konnten mit manuell gesetzten Zwischenpunkten, Landmarken und teilweise vordefinierten Bewegungen umgangen werden. Die vordefinierten Bewegungen drehen/bewegen den mobilen Manipulator zur anzufahrenden Station. Das verhindert vollständig autonome Pfadplanung in der digitalen Fabrik und erhöht die Sicherheit der geplanten Pfade.

Der mechanische Lösungsansatz zum robusten Greifen der Palette wurde so ausgelegt, dass Fehler im Bereich von  $\pm 2.5$  cm (lateral) und  $\pm 1$  cm Distanzfehler ausgeglichen werden können.

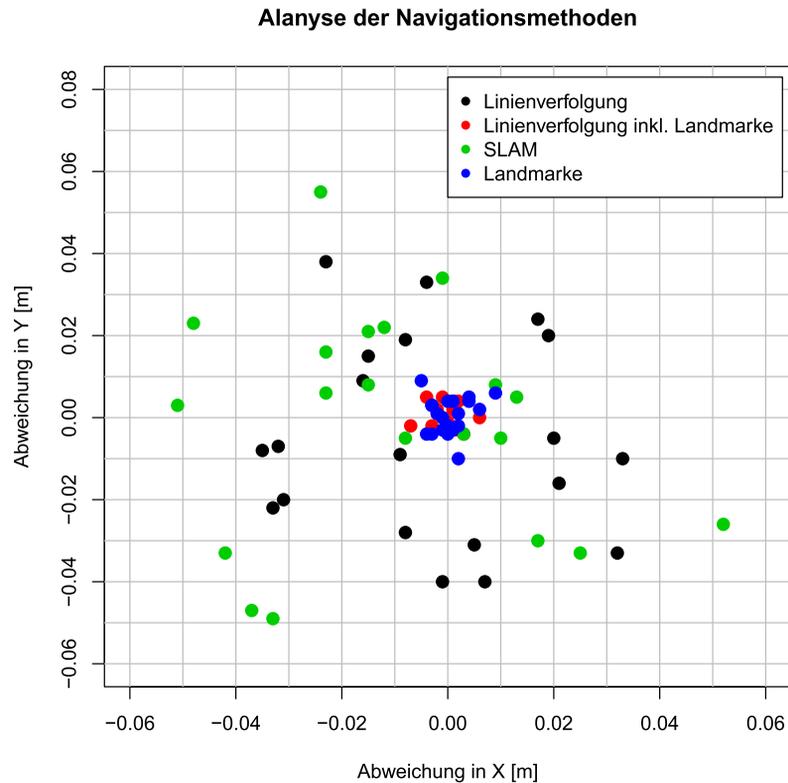
Mit der beschriebenen Prozedur wurde der Fertigungsprozess ohne weiterer Sensorik am Manipulator mit einer montierten Landmarke an jeder Station durchgeführt. Eine Versuchsreihe zur Ermittlung der Andockgenauigkeit für Landmarken-basiertes Docking mit der MiR100 Software und einem rein auf SLAM basierten Andocken ist in Abb. 4 dargestellt. Diese wurden klassischem linienbasierten Docken bzw. linienbasiertem Docking in Kombination mit Landmarken gegenübergestellt. Die Ergebnisse zeigen, dass Landmarken die Genauigkeit des Dockings signifikant verbessern. Es wurden folgende relevante Faktoren für eine erfolgreiche Manipulation identifiziert:

- *Relative Position zwischen Station und mobilem Manipulator:* Der mobile Manipulator muss möglichst nahe an die Auf- bzw. Ablagepunkte der Station herankommen. Der Winkelfehler der Pose führt ansonsten zu nicht ausgleichbaren Fehlern.
- *Beleuchtung:* In der Digitale Fabrik existieren Glaswände, wodurch Sonnenstrahlung ungehindert eindringen kann. Direktes Sonnenlicht auf die 2D Laserscanner verschlechtert die Navigation signifikant.
- *Docking:* Andocken mittels Landmarke und der dazu gehörenden Software verringert die Poseungenauigkeit und erhöht dadurch die Robustheit des Manipulationsprozesses.

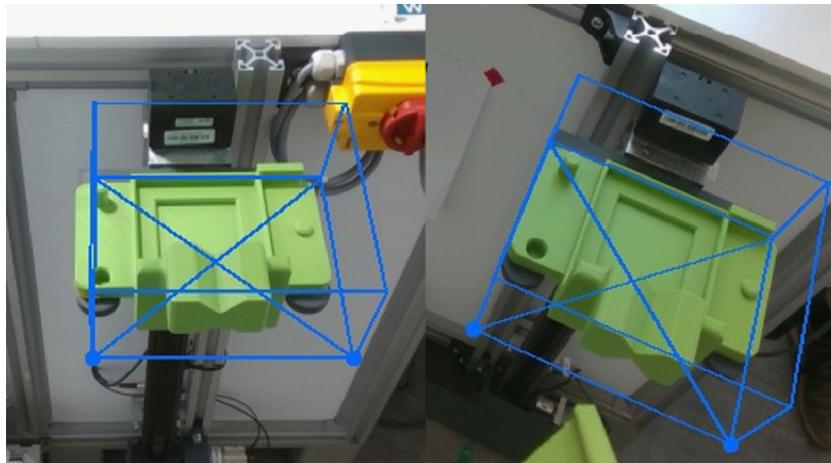
Diese Faktoren stehen im Gegensatz zu hochflexibler Fertigung. Durch CNN basierte Lokalisierung der Auf- bzw. Ablagepunkte kann dem entgegengewirkt werden. Um dies zu implementieren wurde der mobile Manipulator mit einer Tiefenkamera und dem DOPE [40] CNN erweitert. Das CNN wurde mit Datensätzen unterschiedlicher Größe und Art (reale, augmented, synthetische Daten) trainiert, welche automatisch nach der Methodik in [30] erstellt wurden. Die trainierten Modelle wurden hinsichtlich der Genauigkeit der Posenbestimmung in Abhängigkeit zum Aufwand der Datengenerierung und Trainingszeit analysiert.

Dies zeigt, dass kleine Datensätze, die in der Zieldomäne aufgezeichnet und mit augmentierten Bildern ergänzt werden, robustere Ergebnisse als größere synthetische Datensätze erzielen. Größere Datensätze und eine höhere Anzahl von Epochen erhöhen die Trainingszeit, aber nicht notwendigerweise die Genauigkeit, was auf falsche Verallgemeinerungen und Überanpassung zurückzuführen ist. Die Ergebnisse bestätigen, dass vortrainierte Modelle bessere Ergebnisse erzielen als Netzwerke, die mit Zufallsgewichten initialisiert wurden. Eine qualitative Auswertung zeigt außerdem, dass ein mobiler Manipulator mit einem derartigen System zur Positionsschätzung, in realen Logistikanwendungen eingesetzt werden könnte, um den Automatisierungsgrad zu erhöhen. Aktuelle Ergebnisse zeigen allerdings, dass von jeweils 30 Versuchen nur 63% der Ablagepunkte an den Stationen richtig lokalisiert wurden. Weiters wurden nur 83% der Paletten richtig lokalisiert. Ein Beispiel für gut und schlecht lokalisierte Paletten ist in Abb. 5 dargestellt.

Der Großteil der Fehler wurde auf Umgebungsbedingungen (z.B.: Licht) zurückgeführt, welche in den Trainingsdaten fehlten. Der Trainingsdatensatz müsste demnach signifikant vergrößert werden. Der hohen Flexibilität durch die Nutzung von CNN steht demnach der Aufwand der Datengenerierung entgegen.



**Abb. 4.** Ergebnis der Versuchsreihe von unterschiedlichen Dockingverfahren. Es ist erkennbar, dass SLAM nicht ausreichend ist um die Palette robust zu manipulieren. Die Ergebnisse zeigen, dass die Landmarke signifikant die Ergebnisse verbessert



**Abb. 5.** Fehlerhaft lokalisierte Palette (links) und korrekt lokalisierte Palette (rechts)

#### 4. Diskussion und Ausblick

Diese Arbeit beschreibt verschiedene Forschungsergebnisse aus der autonomen Fertigung der Digitalen Fabrik der Fachhochschule Technikum Wien. Die Ergebnisse zeigen, dass hochflexible und voll-autonome Fertigung mit einem mobilen Manipulator möglich ist. Als problematisch haben sich Faktoren wie Sonnenlicht, Personen und Docking gezeigt, welche die Positioniergenauigkeit des mobilen Manipulators negativ beeinflussen.

Um dem entgegenzuwirken kommen bereits Methoden der PR zum Einsatz. Wie die Ergebnisse in Abb. 4 zeigen reicht dies nicht

aus um hochpräzise Manipulationsaufgaben durchzuführen. Daher werden weitere Implementierungen auf visueller Analyse der direkten Umgebung der Stationen basieren. Methoden wie [41] können Navigationsungenauigkeiten durch die Integration visueller Informationen minimieren. CNN basierte Ansätze wie [42] haben das Potential Positionierungenauigkeiten einzudämmen. Allerdings steht dem neben theoretisch ungelösten Problemen [20, 24] der enorme Aufwand der Datengenerierung gegenüber.

Aktuell wird basierend an einer Kombination aus bildgebender Sensorik und visuellen Markern gearbeitet. Dies soll die Vor-

teile der CNN basierten Palettenmanipulation implementieren ohne den Aufwand der Datengenerierung betreiben zu müssen. Ein weiterer Schritt in Richtung hoher Flexibilität ist die Nutzung von *Reinforcement Learning*, wobei ein Agent (z.B.: Industrieroboter) durch Interaktion mit seinem Umfeld selbstständig optimale Aktionen zum Erfüllen einer Aufgabe lernt [43]. Ziel dieser Erweiterungen ist eine vollständig automatisierte Fabrik zu erstellen, welche selbstständig auf individuelle Kundenanforderungen eingehen kann.

### Danksagung

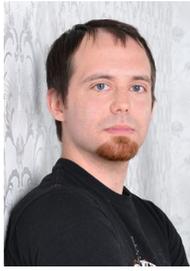
Diese Arbeit wurde teilweise durch die MA23 der Stadt Wien im Rahmen der Projekte 26-04 „AI Anwenden und Verstehen (AIAV)“ sowie 22-04 „Engineering goes International (ENGINE)“ und 19-05 „Sicherheit in intelligenten Produktionsumgebungen (SIP4.0)“ unterstützt.

**Hinweis des Verlags** Der Verlag bleibt in Hinblick auf geografische Zuordnungen und Gebietsbezeichnungen in veröffentlichten Karten und Institutsadressen neutral.

### Literatur

- Lehner, F., Schmid, J. (1992): Industrielle Wettbewerbsfähigkeit und flexible Produktionssysteme – Zukunftschancen der Fabrik (S. 13–28). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Westkämper, E., Spath, D., Constantinescu, C., Lentjes, L. (2006): Digitale Produktion. Berlin: Springer.
- Chebab, Z.-E., Fauroux, J.-C., Bouton, N., Mezouar, Y., Sabourin, L. (2015): Autonomous collaborative mobile manipulators: state of the art. In TrC-IFTOMM symposium on theory of machines and mechanisms, Izmir, Turkey.
- Thrun, S., Burgard, W., Fox, D. (2006): Probabilistic robotics. Cambridge: MIT Press.
- Larsen, T. D., Hansen, K. L., Andersen, N. A., Ravn, O. (1999): Design of Kalman filters for mobile robots; evaluation of the kinematic and odometric approach. In Proceedings of the 1999 IEEE international conference on control applications (Cat. No. 99CH36328) (Bd. 2, S. 1021–1026).
- Yu, B., Dong, L., Xue, D., Zhu, H., Geng, X., Huang, R., Wang, J. (2019): A hybrid dead reckoning error correction scheme based on extended Kalman filter and map matching for vehicle self-localization. *J. Intell. Transp. Syst.*, 23(1), 84–98. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/15472450.2018.1527693>.
- Kia, S. S., Rounds, S. F., Martinez, S. (2014): A centralized-equivalent decentralized implementation of extended Kalman filters for cooperative localization. In 2014 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (S. 3761–3766).
- Fox, D. (2001): Kld-sampling: adaptive particle filters and mobile robot localization. In *Advances in neural information processing systems (NIPS)*.
- Bishop, C. M. (2006): Pattern recognition and machine learning. New York: Springer.
- Ko, J., Fox, D. (2008): GP-bayesfilters: Bayesian filtering using Gaussian process prediction and observation models. In IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems, 2008. IROS 2008, Nice, France. New York: IEEE Press.
- Reece, S., Roberts, S. (2010): An introduction to Gaussian processes for the Kalman filter expert. In 2010 13th conference on information fusion (FUSION). New York: IEEE Press.
- Hartikainen, J., Särkkä, S. (2010): Kalman filtering and smoothing solutions to temporal Gaussian process regression models. In 2010 IEEE international workshop on machine learning for signal processing (MLSP). New York: IEEE Press.
- Grisetti, G., Stachniss, C., Burgard, W. (2005): Improving grid-based SLAM with Rao-Blackwellized particle filters by adaptive proposals and selective resampling. In Proceedings of the IEEE international conference on robotics & automation (ICRA).
- Labbe, M., Michaud, F. (2018): Rtab-map as an open-source lidar and visual simultaneous localization and mapping library for large-scale and long-term online operation: Labbe and Michaud. *J. Field Robot.*, 36, 10.
- Russell, S., Norvig, P. (2010): Artificial intelligence: a modern approach. Aufl. 3. New York: Prentice Hall.
- Garrido-Jurado, S., Muñoz-Salinas, R., Madrid-Cuevas, F., Marin-Jiménez, M. (2014): Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion. *Pattern Recognit.*, 47, 06.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016): Deep learning. Cambridge: MIT Press.
- Pearl, J. (2009): Causality: models, reasoning and inference. Aufl. 2. New York: Cambridge University Press.
- Pearl, J. (1988): Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference. San Francisco: Morgan Kaufmann
- Marcus, G. (2018): Deep learning: a critical appraisal. *CoRR arXiv:1801.00631*
- Szegedy, C., Zaremba, W., Sutskever, I., Bruna, J., Erhan, D., Goodfellow, I., Fergus, R. (2014): Intriguing properties of neural networks. In International conference on learning representations. [Online] Available: [arXiv:1312.6199](https://arxiv.org/abs/1312.6199).
- Su, J., Vargas, D. V., Sakurai, K. (2017): One pixel attack for fooling deep neural networks. *CoRR arXiv:1710.08864*.
- Selvaraju, R. R., Das, A., Vedantam, R., Cogswell, M., Parikh, D., Batra, D. (2016): Grad-cam: Why did you say that? visual explanations from deep networks via gradient-based localization. *CoRR arXiv:1610.02391*.
- Pearl, J., Mackenzie, D. (2018): The book of why: the new science of cause and effect. Aufl. 1. New York: Basic Books
- Sattinger, V., Papa, M., Stuja, K., Kubinger, W. (2019): Methodik zur entwicklung sicherer kollaborativer produktionssysteme im rahmen von industrie 4.0. *E&I, Elektrotech. Inf.tech.*, 136, 10.
- Papa, M., Kaselautzke, D., Stuja, K., Wöfler, W. (2018): Different safety certifiable concepts for mobile robots in industrial environments. In 29TH DAAAM international symposium on intelligent manufacturing and automation (Bd. 01, S. 0791–0800).
- Markis, A., Papa, M., Kaselautzke, D., Rathmair, M., Sattinger, V., Brandstötter, M. (2019): Safety of mobile robot systems in industrial applications. In Proceedings of the joint ARW & OAGM workshop (Bd. 05).
- Engelhardt-Nowitzki, C., Aburaia, M., Otrebski, R., Rauer, J., Orsolits, H. (2020): Research-based teaching in digital manufacturing and robotics – the digital factory at the UAS Technikum Wien as a case example. *Proc. Manuf.*, 45, 164–170. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2351978920311318>.
- Otrebski, R., Pospisil, D., Engelhardt-Nowitzki, C., Kryvinska, N., Aburaia, M. (2019): Flexibility enhancements in digital manufacturing by means of ontological data modeling. *Proc. Comput. Sci.*, 155, 296–302. The 16th international conference on mobile systems and pervasive computing (MobiSPC 2019), The 14th international conference on future networks and communications (FNC-2019), The 9th international conference on sustainable energy information technology. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050919309573>.
- Rauer, J. N. (2019): Semi-automatic generation of training data for neural networks for 6D pose estimation and robotic grasping. Master's thesis, University of Applied Sciences Technikum Wien, Vienna, Austria.
- Rauer, J. N., Wöber, W., Aburaia, M. (2019): An autonomous mobile handling robot using object recognition. In Proceedings of the joint ARW & OAGM workshop (S. 38–43).
- Parungao, L., Hein, F., Lim, W. (2018): Dijkstra algorithm based intelligent path planning with topological map and wireless communication. *J. Eng. Appl. Sci.*, 13, 04.
- Quigley, M., Conley, K., Gerkey, B. P., Faust, J., Foote, T., Leibs, J., Wheeler, R., Ng, A. Y. (2009): Ros: an open-source robot operating system. In ICRA workshop on open source software.
- Kumra, S., Kanan, C. (2017): Robotic grasp detection using deep convolutional neural networks. In IEEE international conference on intelligent robots and systems – IROS (S. 769–776).
- Tobin, J., Biewald, L., Duan, R., Andrychowicz, M., Handa, A., Kumar, V., McGrew, B., Schneider, J., Welinder, P., Zaremba, W., Abbeel, P. (2017): Domain randomization and generative models for robotic grasping. In IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems – IROS (S. 3482–3489).
- Du, G., Wang, K., Lian, S. (2019): Vision-based robotic grasping from object localization, pose estimation, grasp detection to motion planning: A review. *CoRR*.
- Fu, M., Zhou, W. (2019): DeepHMap++: combined projection grouping and correspondence learning for full DoF pose estimation. *Sensors*, 19(5), 1032.
- Fischler, M. A., Bolles, R. C. (1981): Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Commun. ACM*, 24(6), 381–395.
- Bohg, J., Morales, A., Asfour, T., Kragic, D. (2014): Data-driven grasp synthesis: a survey. *IEEE Trans. Robot.*, 30(2), 289–309.
- Tremblay, J., To, T., Sundaralingam, B., Xiang, Y., Fox, D., Birchfield, S. (2018): Deep object pose estimation for semantic robotic grasping of household objects. In 2nd annual conference on robot learning – CoRL (S. 306–316).
- Steigl, D., Aburaia, M., Wöber, W. (2020): Autonomous grasping of known objects using depth data and the pca. In Proceedings of the joint ARW & OAGM workshop.
- Andreas, K., Wöber, W. (2020): Vision-based docking of a mobile robot. In Proceedings of the joint ARW & OAGM workshop.
- Sutton, R. S., Barto, A. G. (2018): Reinforcement learning: an introduction. Cambridge: MIT Press.

### Autoren

**Wilfried Wöber**

schloss 2013 das Studium Mechatronik/ Robotik an der FH Technikum Wien ab. Anschließend automatisierte er zwei Jahre an der Universität für Bodenkultur landwirtschaftlichen Prozessen bevor er zwei Jahre in der Industrie als Data Scientist tätig war. 2018 kam er wieder an die FH Technikum Wien zurück, wo er bis heute im Themenbereich Mobile Robotik tätig ist. Seit 2019 dissertiert

Wilfried Wöber an der Universität für Bodenkultur im Bereich Biodiversitätsforschung und künstliche Intelligenz.

**Johannes Rauer**

MSc. schloss im Herbst 2019 sein Masterstudium in Mechatronik & Robotik an der Fachhochschule Technikum Wien ab. Dieses absolvierte er im Anschluss an seine Ausbildung zum Automatisierungstechniker an der HTL Weiz und dem Bachelorstudium an der FH Technikum Wien. In Projekt- und Abschlussarbeiten befasste sich Herr Rauer dabei intensiv mit der Automatisierung von Produktionsprozessen durch mobile Manipulatoren und mit neuronalen Netzen zur Posenbestimmung. Während seiner Studienzeit war er außerdem als Konstrukteur und Test Engineer beim österreichischen Elektronikproduzenten Melecs beschäftigt. Seit 2019 ist Herr Rauer an der FH Technikum Wien als wissenschaftlicher Mitarbeiter im Kompetenzfeld "Digital Manufacturing & Robotics" tätig, wo er sich neben der Koordination eines Forschungsprojektes mit der Entwicklung und Digitalisierung von mechatronischen Systeme befasst.

Während seiner Studienzeit war er außerdem als Konstrukteur und Test Engineer beim österreichischen Elektronikproduzenten Melecs beschäftigt. Seit 2019 ist Herr Rauer an der FH Technikum Wien als wissenschaftlicher Mitarbeiter im Kompetenzfeld "Digital Manufacturing & Robotics" tätig, wo er sich neben der Koordination eines Forschungsprojektes mit der Entwicklung und Digitalisierung von mechatronischen Systeme befasst.

**Maximilian Papa**

schloss 2013 seine Ausbildung auf der Höheren Technischen Lehranstalt für Gesundheitstechnik in Mistelbach ab. Während der Ausbildung vertiefte er das technische Wissen im Zuge eines Praktikums bei der Otto Bock Healthcare Products GmbH. Außerdem eignete er sich neben der Ausbildung zusätzliches Wissen im Bereich der Softwaretechnik an, welches er unter anderem zur freiberuflichen

Programmierung eines Moduls für die Alles Auto – Gefco Verlagsges.mbh & Co. KG Webseite einsetzte. Ab 2014 studierte er an der Fachhochschule Technikum Wien den Bachelor- und Masterstudiengang "Mechatronik/Robotik", welche er im Jahr 2017/2019 abschloss. Während dem Studium wurde die Kombination des elektrischen, mechanischen und softwaretechnischen Wissens erlernt und in Unternehmen wie der Dr. techn. J. Zelisko GmbH bzw. durch seine Masterarbeit zum Thema eines kosteneffizienten und sicheren Umgebungssensorsystems für die Industrie vertieft. Derzeit arbeitet er an der Fachhochschule Technikum Wien als Stellvertretender Studiengangsleiter "Mechatronik/Robotik" und Researcher. Im Forschungsprojekt "Sicherheit in intelligenten Produktionsumgebungen (SIP4.0)" erforscht er dabei die notwendigen Maßnahmen der integrierten Safety und Security intelligenter Produktionsumgebungen der vierten industriellen Revolution.

**Ali Aburaia**

studierte Internationales Wirtschaftsingenieurwesen an der Fachhochschule Technikum Wien. Seit 2016 arbeitet er in einem Forschungsteam im Kompetenzfeld Digital Manufacturing & Robotics als Wissenschaftlicher Mitarbeiter und beschäftigt sich in dieser Funktion mit der Mensch-Roboter-Kollaboration. Zu seinen Schwerpunkten gehört auch die automatisierungsgerechte Produktgestaltung und die Untersuchung der Automatisierbarkeit von Montagevorgängen. Seit Mai 2019 ist er Teamleiter in der Forschungseinrichtung Digitale Fabrik der Fachhochschule Technikum Wien und leitet in dieser Funktion ein Projekt zur Einführung eines neuen Produkts und zur Auslegung des zugehörigen Produktionsprozesses. Seit September 2019 ist Ali Aburaia außerdem für verschiedene Lehrtätigkeiten in den Studiengängen Mechatronik/Robotik und Internationales Wirtschaftsingenieurwesen verantwortlich.

**Simon Schwaiger**

studiert zurzeit Mechatronik/Robotik an der FH Technikum Wien. Im Zuge dieses Studiums arbeitete bei den Telekom Innovation Laboratories Berlin an Projekten zur Anwendung von KI in Robotik. Seit 2020 ist er als Laborant mit Schwerpunkt auf Reinforcement Learning für Robotik Anwendungen an der FH Technikum Wien beschäftigt.

**Georg Novotny**

schloss 2018 sein Studium an der Fachhochschule Technikum Wien als Master of Science in Mechatronik und Robotik ab. Während seiner Ausbildung konzentrierte er sich auf mobile Robotik und Datenverarbeitung. Während seines Masterstudiums arbeitete er auf Basis eines Werkvertrages an der Fachhochschule Technikum Wien und implementierte ein autonomes Fahr- Framework in der Industry 4.0 Factory der Fachhochschule Technikum Wien. Seit seinem Abschluss ist er an der FH Technikum Wien als Junior Researcher / Lektor tätig, wo er an zwei geförderten Projekten beteiligt war, die sich mit autonomen Landsystemen und Automatisierung im Allgemeinen beschäftigen. Im Zuge des Projektes "Autonome Landsysteme" war Herr Novotny 2019 Teil des "Team Austrian Technologies", das erfolgreich am European Robotics Hackathon (ENRICH) teilnahm. Ab Januar 2020 wechselte er von einer Vollzeitbeschäftigung an der FH Technikum Wien in eine Teilzeitbeschäftigung und begann seine Arbeit an der Johannes Kepler Universität am Lehrstuhl für nachhaltige Transportlogistik 4.0 als wissenschaftlicher Mitarbeiter und begann mit seiner Dissertation.

Seit seinem Abschluss ist er an der FH Technikum Wien als Junior Researcher / Lektor tätig, wo er an zwei geförderten Projekten beteiligt war, die sich mit autonomen Landsystemen und Automatisierung im Allgemeinen beschäftigen. Im Zuge des Projektes "Autonome Landsysteme" war Herr Novotny 2019 Teil des "Team Austrian Technologies", das erfolgreich am European Robotics Hackathon (ENRICH) teilnahm. Ab Januar 2020 wechselte er von einer Vollzeitbeschäftigung an der FH Technikum Wien in eine Teilzeitbeschäftigung und begann seine Arbeit an der Johannes Kepler Universität am Lehrstuhl für nachhaltige Transportlogistik 4.0 als wissenschaftlicher Mitarbeiter und begann mit seiner Dissertation.

**Mohamed Aburaia**

studierte Mechatronik/Robotik an der FH Technikum Wien und dissertiert derzeit an der Universität Innsbruck. Unmittelbar nach seinem Abschluss übernahm er die stellvertretende Studiengangsleitung der Studienrichtung Mechatronik/Robotik. Parallel zu dieser Tätigkeit übernahm Mohamed Aburaia die Leitung der Digitalen Fabrik – ein Forschungsprojekt der Fachhochschule Technikum Wien im Bereich Industrie 4.0 und industrieller Digitalisierung. Seit September 2018 leitet er das Kompetenzfeld Digital Manufacturing & Robotics. Seit September 2019 leitet Herr Aburaia zusätzlich das Kompetenzfeld Material Science & Production Engineering. In den verschiedenen Studiengängen der Fachhochschule Technikum Wien lehrt und forscht Herr Aburaia im Bereich der Auslegung von Robotersystemen und der Generativen Fertigung.

**Wilfried Kubinger**

graduierte 1999 an der Technischen Universität Wien zum Doktor der Technischen Wissenschaften. Von 1996 bis 2000 war er Forschungs- bzw. Universitätsassistent am Institut für Flexible Automation der TU Wien. Seine Arbeitsschwerpunkte waren Echtzeitregelung von Industrie- und Serviceroboter sowie Machine Vision Systeme. Von 2000 bis 2003 war er als Entwickler und Entwicklungs-

projektleiter bei Siemens Österreich tätig. Hier war er verantwortlich für die Entwicklung von Soft- und Firmware für Telekomprodukte und für Testautomaten. Von 2003 bis 2010 war er im Geschäftsfeld "Safe and Autonomous Systems" bei AIT Austrian Institute of Technology tätig und initiierte und leitete dort verschiedene Forschungsprojekte. Hr. Kubinger war Mitglied des Teams SciAutonics/Auburn Engineering und sowohl bei der DARPA Grand Challenge als auch bei der DARPA Urban Challenge als Projektleiter und Principal Scientist für das Thema "Zuverlässige Hinderniserkennung mittels Stereovision-Sensorik für autonome Fahrzeuge" involviert. Seit 2009 war Hr. Kubinger an der FH Technikum Wien zuerst als Studiengangsleiter für den Bachelor- und den Master-Studiengang Mechatronik/Robotik und im Anschluss als Thematischer Koordinator und Senior Researcher tätig. Er leitet nun das Kompetenzfeld "Automation & Sensor Technology" und verantwortet das Forschungsfeld "Automation & Robotics" der FH Technikum Wien. Neben seiner Lehr- und Koordinationstätigkeit ist Hr. Kubinger auch noch sehr aktiv in der Akquisition und Umsetzung von F&E-Projekten tätig und leitet in dieser Funktion große geförderte Verbund – sowie Auftragsforschungsprojekte.