

Übersicht

Gisela Lanza, Tamim Asfour, Jürgen Beyerer, Barbara Deml, Jürgen Fleischer, Michael Heizmann, Kai Furmans, Constantin Hofmann*, Alexander Cebulla, Christian Dreher, Jan-Philipp Kaiser, Jan-Felix Klein, Fabian Leven, Simon Mangold, Norbert Mitschke, Nicole Stricker, Julius Pfrommer, Chengzhi Wu, Marco Wurster und Manuel Zaremski

Agiles Produktionssystem mittels lernender Roboter bei ungewissen Produktzuständen am Beispiel der Anlasser-Demontage

Concept of an agile production system based on learning robots applied to disassembly

<https://doi.org/10.1515/auto-2021-0158>

Empfangen 29. Oktober 2021; angenommen 31. März 2022

Zusammenfassung: Agile Produktionssysteme vereinen ein hohes Maß an Flexibilität und Wandlungsfähigkeit. Diese Qualitäten sind insbesondere in einer Umgebung mit hoher Unsicherheit entscheidend, beispielsweise im Kontext von Remanufacturing. Remanufacturing beschreibt den industriellen Prozess der Aufbereitung von Gebrauchtteilen, sodass diese vergleichbare technische Eigenschaften wie Neuteile zurückerlangen. Aufgrund der Ressourcenknappheit und regulatorischer Vorgaben nimmt die Bedeutung von Remanufacturing zu. Bedingt durch die unvorhersehbaren Bauteileigenschaften spielt Automatisierung im Remanufacturing eine untergeordnete Rolle. Die Autoren präsentieren ein Konzept, wie eine automatisierte Demontage auch bei Bauteilen ungewisser Spezifikationen durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz erreicht werden kann. Zum autonomen Aufbau

***Korrespondenzautor:** Constantin Hofmann, Karlsruher Institut für Technologie KIT, Karlsruhe, Germany, E-Mail: constantin.hofmann@kit.edu

Gisela Lanza, Tamim Asfour, Jürgen Beyerer, Barbara Deml, Jürgen Fleischer, Michael Heizmann, Kai Furmans, Alexander Cebulla, Christian Dreher, Jan-Philipp Kaiser, Jan-Felix Klein, Fabian Leven, Simon Mangold, Norbert Mitschke, Nicole Stricker, Julius Pfrommer, Chengzhi Wu, Marco Wurster, Manuel Zaremski, Karlsruher Institut für Technologie KIT, Karlsruhe, Germany, E-Mails: gisela.lanza@kit.edu, asfour@kit.edu, juergen.beyerer@iosb.fraunhofer.de, barbara.deml@kit.edu, juergen.fleischer@kit.edu, michael.heizmann@kit.edu, kai.furmans@kit.edu, alexander.cebulla@kit.edu, christian.dreher@kit.edu, jan-philipp.kaiser@kit.edu, jan-felix.klein@kit.edu, fabian.leven@kit.edu, simon.mangold@kit.edu, norbert.mitschke@kit.edu, nicole.stricker@kit.edu, julius.pfrommer@iosb.fraunhofer.de, chengzhi.wu@kit.edu, marco.wurster@kit.edu, manuel.zaremski@kit.edu

der Demontagefähigkeiten werden zum einen gezielt digitale Zwillinge als Lernumgebungen eingesetzt. Zum anderen werden aus der Beobachtung des Menschen Fähigkeiten und Problemlösungsstrategien identifiziert und abstrahiert. Um ein effizientes, vernetztes Demontagesystem zu erreichen, findet ein modulares Stationskonzept Anwendung, sowohl auf technischer als auch auf informationstechnischer Ebene.

Schlagwörter: Remanufacturing, Automatisierung, Künstliche Intelligenz

Abstract: Agile production systems combine a high degree of flexibility and adaptability. These qualities are particularly crucial in an environment with high uncertainty, for example in the context of remanufacturing. Remanufacturing describes the industrial process of reconditioning used parts so that they regain comparable technical properties as new parts. Due to the scarcity of resources and regulatory requirements, the importance of remanufacturing is increasing. Due to the unpredictable component properties, automation plays a subordinate role in remanufacturing. The authors present a concept how automated disassembly can be achieved even for components of uncertain specifications by using artificial intelligence. For the autonomous development of disassembly capabilities, digital twins are used as learning environments. On the other hand, skills and problem-solving strategies are identified and abstracted from human observation. To achieve an efficient disassembly system, a modular station concept is applied, both on the technical and on the information technology level.

Keywords: remanufacturing, automation, machine learning

1 Einführung

Produzierende Unternehmen sind mit einer wachsenden Produktindividualisierung und dem damit einhergehenden diverseren Produktionsprogramm sowie ungewisser Nachfrage konfrontiert [24]. Diese Entwicklung wird durch die Nachfrage nach passenden Produkten ausdifferenzierter Kundensegmente sowie die Kundenerwartung häufiger Produkterneuerungen getrieben. Das Aufkommen neuer Fertigungstechnologien und Geschäftsmodelle führt ebenfalls zu Unsicherheit und hohem Anpassungsdruck [1]. Um unter diesen Rahmenbedingungen effizient produzieren zu können, müssen Produktionssysteme in der Lage sein, sich stetig an neue Umweltbedingungen anzupassen [1]. Flexibilität, das heißt die Eigenschaft des Produktionssystems sich ohne strukturelle Änderung anzupassen, und Wandlungsfähigkeit, das bedeutet die Anpassung des Produktionssystems durch vorgedachte Systemänderungen, sind daher etablierte Forschungsfelder [2, 6, 8, 13, 16, 18, 22, 23, 25, 27, 28, 31, 33, 34].

Um diesen Herausforderungen zu begegnen, gewinnen Konzepte zunehmend an Bedeutung, die auf einer Flexibilisierung der Produktionsstruktur basieren. Diese Konzepte sind unter anderem als mobile line-less assembly [15] oder Matrixproduktion [11] bekannt. Diese Ansätze zielen zum einen darauf ab, im operativen Betrieb flexibler auf Abweichungen zu reagieren [38] und zum anderen durch schnelle Rekonfiguration des Produktionssystems das Kapazitätsangebot ständig auf die Nachfrage abzustimmen [15].

Das Konzept der Wertstromkinematik basiert auf dem Einsatz flexibler Robotik, die durch Kooperation ihre Leistungsfähigkeit (Steifigkeit, Präzision) verbessert. Ziel ist langfristig der teilweise Ersatz von Werkzeugmaschinen durch robotische Systeme. Auch hier ist eine Anordnung des Produktionssystems in Matrixform mit einem freien Materialfluss vorgesehen. Durch Wechsel der Werkzeuge und Endeffektoren können in diesem System die angebotene Kapazität und die angebotenen Prozesse verändert werden. Der Fokus der Forschungsarbeiten liegt vorrangig auf der Verbesserung der Zusammenarbeit der robotischen Systeme [19] [30].

Äußerst anpassungsfähige Produktionssysteme im Sinne der Flexibilität und Wandlungsfähigkeit werden als agile Produktionssysteme bezeichnet. Agile Produktionssysteme sind besonders entscheidend in einem Umfeld großer Unsicherheit, beispielsweise im Kontext des Remanufacturings. Remanufacturing bezeichnet die standardisierte, industrielle Aufbereitung von Gebrauchsgüterprodukten, sodass diese eine vergleichbare Qualität und Leistungsfähigkeit wie Neuprodukte erreichen und so-

mit den gleichen Gewährleistungsanforderungen genügen [9]. Getrieben durch die Ressourcenknappheit und regulatorische Vorgaben wird Remanufacturing zunehmend wichtiger für breite Sektoren der Industrie. Derzeit ist in der Automobilindustrie bereits die Aufbereitung von Bremsen und Anlassern verbreitet. Im Zuge der Elektromobilität wird jedoch erwartet, dass auch das Remanufacturing der Motoren hinzukommt. Aufgrund der unterschiedlichen und unbekanntenen Zustände der Gebrauchsgüterprodukte sind heutige Remanufacturing-Produktionssysteme noch durch manuelle Prozesse geprägt [26]. Durch den hohen Anteil manueller Arbeit sind diese Produktionssysteme an Hochlohnstandorten nicht wirtschaftlich [37] und finden sich folglich an Niedriglohnstandorten.

Dieser Beitrag beschreibt das Konzept eines automatisierten Produktionssystems, das sich mit Hilfe künstlicher Intelligenz an unklare Produkteigenschaften anpasst. Im Vordergrund dieser Veröffentlichung steht die Beschreibung des Gesamtsystems. Für die technische Ausgestaltung der einzelnen Teilsysteme sei auf entsprechende Veröffentlichungen der Autoren verwiesen. Die Ansätze und Funktionsweise des Produktionssystems werden stellvertretend anhand der Demontage von Anlassern beschrieben. Besonders relevante Komponenten des Anlassermotors sind der Korpus, in dem sich der Kommutator befindet, das Relais und das Getriebe.

2 Agile Produktionssysteme für ungewisse Produktzustände

Das Konzept der "Agilen Produktionssysteme mittels lernender Roboter mit Multisensorik" adressiert die Herausforderungen des Remanufacturings. Ziel ist die Gestaltung eines agilen Produktionssystems, das sich an ungewisse Produktzustände anpasst und durch lernende Automatisierung ein effizientes Remanufacturing-System auch für Hochlohnstandorte ermöglicht. Das Konzept wird beispielhaft auf die Demontage von Anlassermotoren angewendet.

Abbildung 1 zeigt ein Framework zur Einordnung der Bestandteile des agilen Demontagesystems. Das Framework ist in die Stations- und Fähigkeitsebene sowie die Systemebene gegliedert. Auf Stations- und Fähigkeitsebene müssen zuerst die relevanten Demontageobjekte und die zu erlernenden Fähigkeiten erfasst werden. Die Repräsentation der erfassten Daten muss sich an den Erfordernissen der Verwendung der Daten orientieren. In der dritten Stufe werden diese Repräsentationen verwendet, um

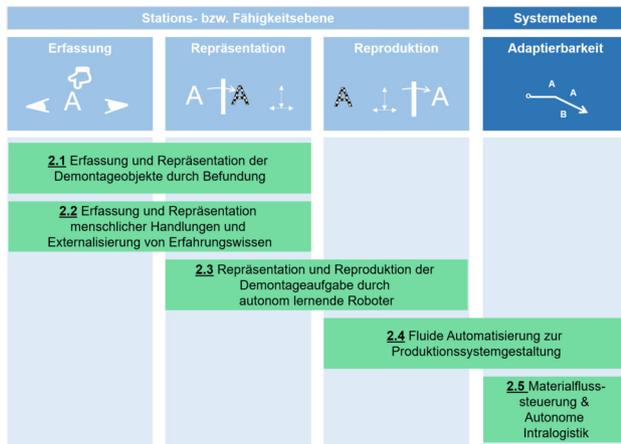


Abb. 1: Framework des agilen Demontagesystems sowie die Kapitelstruktur.

das in Schritt 1 Erfasste zu reproduzieren. Im betrachteten Anwendungsfall wird beispielsweise eine menschliche Handlung beobachtet, geeignet repräsentiert und anschließend durch ein robotisches System in einer anderen Kinematik und mit anderen Werkzeugen reproduziert. Die Systemebene ist dem Acatech Maturity Model [36] entlehnt. Unter Adaptierbarkeit wird dementsprechend die Fähigkeit der vorausschauenden Systemanpassung verstanden.

Es ergeben sich folgende Kernaspekte des agilen Demontagesystems:

1. Aufgrund der ungewissen Produktzustände und der Vielfalt möglicher Varianten der Remanufacturing-Produkte ist eine **Befundung des Demontageobjekts** und seiner Komponenten nötig. Hierfür sind die Erfassung des Produkts mittels geeigneter Multi-Sensorik und die Repräsentation der gewonnenen Informationen für die nachfolgenden Demontageschritte nötig. **[Erfassung, Repräsentation]**
2. Menschen sind die flexibelsten Akteure eines Produktionssystems. Die Fähigkeit aus der **Beobachtung von Menschen** bei der Bewältigung von Demontageaufgaben, Strategien und Handlungsabläufe für die automatisierte Demontage abzuleiten, ist ein wichtiges Element der lernenden Automatisierung. Hierfür müssen die Bewegungen, Aktionen und das Erfahrungswissen des Menschen erfasst und auf eine Weise repräsentiert werden, die eine Übertragung auf automatisierte Systeme erlaubt. **[Erfassung, Repräsentation]**
3. **Autonome Roboter** bieten eine flexible Kinematik gepaart mit Anpassungsfähigkeit. Neben der Mensch-Beobachtung ermöglichen virtuelle Umgebungen Lernprozesse, bei denen sich robotergestützte

Systeme an neue Demontageaufgaben anpassen können. Durch Vorwissen können diese Lernprozesse verbessert werden. **[Repräsentation, Reproduktion]**

4. Voraussetzung für ein flexibles und wandlungsfähiges Produktionssystem ist ein entsprechendes Hardware-Konzept, das den Wandlungsaufwand minimiert. Der Ansatz der **fluiden Automatisierung** ermöglicht die nahezu stufenlose Rekonfiguration sowohl auf Hardware- als auch auf der Steuerungsebene. Dieses Konzept ist am Übergang zwischen Stations- und Systemebene. **[Reproduktion, Adaptierbarkeit]**
5. Auf Systemebene stellt eine adaptive **Materialflusssteuerung** gepaart mit einem **autonomen Intralogistiksystem** sicher, dass der Durchlauf jedes Auftrags individuell bestimmt werden kann. **[Adaptierbarkeit]**

Die Kernbestandteile des agilen Produktionssystems werden in den folgenden Abschnitten exemplarisch anhand der Demontage des Anlassermotors vorgestellt. Das Produktionssystem wird im Rahmen des Projektes “AgiProbot” durch die Carl Zeiss Stiftung gefördert und am KIT durch ein interdisziplinäres Team aus Maschinenbau, Informatik, Informationstechnik und Elektrotechnik umgesetzt.

2.1 Erfassung und Repräsentation der Demontageobjekte durch Befundung

Die Befundungsstation dient der visuellen Inspektion der Remanufacturing-Produkte und ihrer Komponenten zu unterschiedlichen Zeitpunkten im Demontageablauf. Die Befundungsstation adaptiert den Ablauf der Befundung, basierend auf dem Vorwissen über das Remanufacturing-Produkt und abhängig von dem erforderlichen Wissenszuwachs. Die Ergebnisse der Befundung werden sowohl von den einzelnen Stationen des Produktionssystems verwendet als auch von der Materialflusssteuerung, die abhängig vom Befundungsergebnis den Durchlauf des Auftrags plant. Die folgende Betrachtung der Befundungsstation basiert auf [17].

2.1.1 Anforderungen an die Befundung im Remanufacturing

Die Befundungsprozesse im Remanufacturing sind aufgrund mehrerer Einflussfaktoren sehr komplex. Insbesondere treiben die hohe Produktvielfalt [26], die großen Unterschiede bezüglich des Produktzustands [5] und die

lückenhaften Informationen über das Produkt und seinen Zustand [35] die Komplexität in die Höhe. Aufgrund dessen, müssen sowohl die zur Verwendung kommenden Systeme als auch die Ansätze und Implementierung wandlungsfähig und flexibel sein. Während die Befundung und Qualitätskontrolle in der Montage von Neuprodukten durch die Entwicklung definiert, weitestgehend standardisiert und rigide implementiert ist, erfordert das Remanufacturing flexiblere Ansätze. Methoden des maschinellen Lernens sind unter diesen Umständen geeignet, da durch sie eine Generalisierung möglich wird. Deren Einsatz kann auf unterschiedlichen Ebenen erfolgen, beispielsweise bei der Steuerung der Messsysteme (View-Planning), aber auch bei der Auswertung der Bilddaten.

2.1.2 Aufbau und Bestandteile einer automatisierten und modularen Befundungsstation für das Remanufacturing

Die Befundung findet iterativ statt und ist auf den Informationsbedarf der möglichen nachfolgenden Demontageschritte abgestimmt. Um den unterschiedlichen Geometrien der Produkte zu begegnen, verfügt die Befundungsstation über flexible Spannvorrichtungen zur Fixierung der Produkte beziehungsweise der Teilkomponenten. Die visuelle Inspektion selbst erfolgt anhand zweier Kamerasysteme. Hierfür stehen eine Zivid One+ S und der Zeiss T-Scan zur Verfügung. Beide Systeme ermöglichen die Akquisition von Oberflächen und Geometriedaten. Um bei unterschiedlichsten Produkten und Komponenten bestmögliche Ergebnisse zu erzielen, werden die Kameras durch einen Roboterarm geführt. Während die Zivid One+ S primär zur Aufnahme hochauflösender Oberflächen- und Farbinformationen genutzt wird, dient das präzisere Laserscanner-System Zeiss T-Scan zur Aufnahme von Geometriedaten. Abbildung 2 zeigt den Aufbau der Befundungsstation.

2.1.3 Befundung von Remanufacturing-Produkten

Die Befundungsstation erhebt sowohl Daten zum Gesamtprodukt vor Beginn der Demontage als auch zu funktionsrelevanten Komponenten wie dem Kommutator während des Demontageablaufs. Die zur Bewältigung dieser Inspektionsaufgaben entwickelten Verfahren sind auf andere Produkte und Teilkomponenten übertragbar. Beispielsweise kann die Befundung einer Kommutatorfläche eines unbekanntes Kommutators übernommen werden, da mögliche Defekte ähnliche Charakteristiken aufweisen.

Auf Ebene der Gesamtprodukte steht die Frage im Vordergrund, ob sich das Remanufacturing-Produkt zur Aufbereitung eignet. Fehlende Teile, schwerwiegende Beschädigungen der Oberfläche oder der Teilkomponenten sind hier ausschlaggebend. Im ersten Schritt werden mehrere hochauflösende Aufnahmen des Demontageobjekts aus unterschiedlichen Perspektiven erstellt. Die Einzelbilder werden zu einer 3D-Punktwolke zusammengesetzt. Hierbei findet bereits eine Bereinigung von Artefakten statt, die beispielsweise durch Reflexionen entstehen können. Nachdem Bild- und Geometriedaten erhoben wurden, erfolgt eine Segmentierung mit dem Ziel Baugruppen und funktionsrelevante Komponenten für den weiteren Demontageablauf zu identifizieren. Für den Demontageablauf ist das Erkennen von Fügstellen und Schraubverbindungen wichtig.

Treten Produktvarianten erstmalig auf, wird eine genaue Vermessung durch das Zeiss T-Scan-System vorgenommen. Diese genauen Master-Modelle stehen allen Stationen als Referenz zur Verfügung.

Auf Ebene funktionsrelevanter Komponenten, im Falle des Anlassermotors beispielsweise des Kommutators, sind besonders die Kommutatorflächen, die Welle und die Lager von Interesse [29]. Sobald diese erkannt wurden, wird das Erfassungssystem automatisch durch das View-Planning in eine geeignete Position verfahren, um die nächste Aufnahme durchzuführen. Die Identifikation



Abb. 2: Befundungsstation zur visuellen Inspektion von Anlassermotoren.

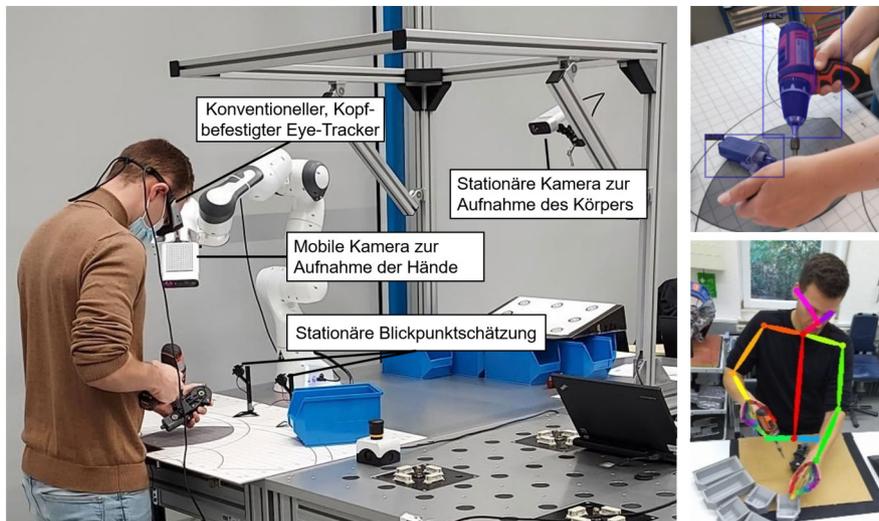


Abb. 3: Station zur Mensch-Beobachtung mit Proband.

geeigneter Aufnahmepositionen selbst ist Forschungsgegenstand.

Die erhobenen Bilddaten werden in Form von Punktwolken repräsentiert und allen Stationen des Produktionssystems zur Verfügung gestellt. Zu den erkannten Baugruppen werden ergänzende Angaben gemacht, wie beispielsweise die Anzahl und Lage von Fügstellen. Die Güte der Oberfläche (Korrosion) wird in Klassen eingeteilt.

Basierend auf den Ergebnissen der Befundungsstation werden die Informationen zum Zustand des Remanufacturing-Produkts auf Ebene der Produktionssteuerung angepasst und der Materialfluss entsprechend adaptiert.

2.2 Erfassung und Repräsentation menschlicher Handlungen und Externalisierung von Erfahrungswissen

Zur Erfassung der menschlichen Handlungen gibt es eine spezialisierte Station, an der die Demontage durch einen Menschen durchgeführt wird. Die Mitarbeitenden werden während des Demontageablaufs durch Kamerasysteme beobachtet, um sowohl Posen als auch Hand- und Blickbewegungen sowie verwendete Hilfsmittel erfassen zu können, siehe Abbildung 3. Die Demontagehandlungen des Menschen, seine Hand- und Blickbewegungen und die verwendeten Gegenstände werden erfasst und durch Machine Learning klassifiziert. Hierfür wird eine Kamera durch einen Roboter geführt, sodass stets ein freier Blick auf die beiden Hände der Mitarbeitenden besteht. Eine zweite, stationäre Kamera beobachtet den gesamten Men-

schen, um Informationen zur Pose abzuleiten. Für die Erkennung der Blickrichtung kommen ein stationäres und ersatzweise ein portables System zum Einsatz.

Die Informationen zu den erkannten Objekten, der Position der Hände, den Blickpunkten und der Pose werden zusammen mit ihren zeitlichen und räumlichen Relationen repräsentiert. Daraus lässt sich implizites Wissen in Bezug auf die Demontageaufgabe externalisieren [44]. Darauf aufbauend können die Informationen in Task-Modellen überführt werden, die im nächsten Schritt von robotischen Systemen genutzt werden können.

Im Folgenden wird auf die Ansätze zur Schätzung der Pose und die Objekterkennung, das Vorgehen zur Externalisierung impliziten Wissens mittels Blickrichtungsschätzung und anschließend auf den Ansatz zur Repräsentation des gewonnenen Wissens eingegangen.

2.2.1 Schätzung der menschlichen Pose und Objekterkennung

Zur Erfassung des Menschen und der Hände werden zwei Microsoft Azure Kinect¹ RGB-D Kameras verwendet. Eine Kamera ist statisch vor dem Menschen montiert und dient der Erfassung der Pose. Die zweite Kamera befindet sich auf einem Roboterarm, Franka Emika Panda² und wird genutzt, um aus dem jeweils besten Blickwinkel die Hände des Menschen zu erfassen. Zur Bestimmung einer geeigneten Erfassungsposition für die Handlungen der

¹ azure.microsoft.com/en-in/services/kinect-dk

² franka.de/panda

Hände kann die mobile Kamera auf die Bilder der stationären Kamera zurückgreifen, die Aufnahmen des gesamten Menschen liefert. Um in den Aufnahmen Werkzeuge zu erkennen, werden die einzelnen Bilder des Videos mit Hilfe einer Object Detection (Faster R-CNN ResNet-50 FPN) analysiert. Gleichzeitig findet eine Object Detection auf die Baugruppen des Produktes statt. In dem betrachteten Anwendungsfall des Anlassermotors sollen Akkuschauber, Schraubenzieher, Schraubenschlüssel, Gummihammer und Behälter erkannt werden. Besonders relevante Baugruppen und Teile des Anlassers sind der Korpus, das Getriebe, das Relais, der Rotor und die Schraubenköpfe.

Als Ergebnis der Erfassung und Auswertung liegen die extrahierten Informationen zur Pose, der Position beider Hände, den verwendeten Werkzeugen und weiterer relevanter Objekte sowie deren räumlicher Relation zueinander vor.

2.2.2 Blickrichtungsschätzung

Menschen nutzen implizites Wissen bekannter Handlungen und Problemlösungsstrategien, um unbekannte Probleme zu bewältigen. Die reine Beobachtung der menschlichen Handlung lässt jedoch nur ungenaue Schlüsse über das implizite Wissen des Menschen zu. Dieses implizite Wissen schließt Erfahrung, Fähigkeiten und Herangehensweisen zur Problemlösung ein. Es wird benötigt, um bei unbekanntem Demontageaufgaben eine Herangehensweise abzuleiten. Studien zeigen, dass die Augenbewegungen des Menschen eine zuverlässige Quelle über dessen kognitive Zustände und Prozesse [40], seine Aufmerksamkeit [32] und seine Problemlösestrategien darstellt [10]. Die Forschungsergebnisse zeigen, dass die Analyse des Fokus der Aufmerksamkeit, kombiniert mit relevanten Objekten aus der Umwelt, beispielsweise Werkzeugen, genutzt werden können, um implizites Wissen, das im Arbeitsablauf eingesetzt wird, zu externalisieren [39].

Die Blickrichtungsschätzung kann mittels am Kopf befestigter Sensorik oder durch stationäre Sensorsysteme er-

folgen. Zwar liefern am Kopf befestigte Systeme gute Ergebnisse, jedoch wird der Arbeitsablauf gestört, sodass eine Verhaltensänderung wahrscheinlich ist. Um unverzerrte Beobachtungen der menschlichen Herangehensweise zu erhalten, sollten stationäre Systeme zum Einsatz kommen, welche die Augen aus einer hinreichenden Distanz erfassen. Zur Bewertung der Güte des Systems dient der Vergleich mit einem kommerziellen Eye-Tracker (Dikablis), der am Kopf befestigt wird.

Um die Demontageschritte ausreichend genau zu erfassen, sollte der Fehler bei der Erfassung der Pupille geringer als $0,8^\circ$ bis $1,1^\circ$ liegen. Diese Werte entsprechen einer Abweichung von 1 cm im Arbeitsbereich des Menschen, abhängig von der Größe des Menschen und seiner Position (sitzend, stehend). Das stationäre und weniger invasive System zur Blickpunktschätzung nutzt mehrere Infrarot-Lichtquellen. Die Lichtpunkte brechen sich an der Hornhautoberfläche und werden somit sichtbar. Aus der Position dieser Reflexionen im Auge und der Position der Lichtquellen kann die Blickrichtung ermittelt werden [12, 45]. Bislang wird dieser Ansatz vor allem bei Szenarien im Straßenverkehr (Autofahren) oder am Arbeitsplatz (Arbeit vor dem Bildschirm) eingesetzt [14]. Um den veränderten Rahmenbedingungen der Demontage zu begegnen (erhöhte Bewegung, extremere Blickrichtungen) muss das Verfahren zur Blickrichtungsschätzung angepasst werden. Abbildung 4 zeigt die Erkennung der Pupille anhand der Reflexionen der Infrarot-Lichtquellen. Für diese Aufgabe kommt zuerst eine Object Detection zur Erkennung der Pupille zum Einsatz. Im zweiten Schritt werden die drei Reflexionspunkte detektiert.

2.2.3 Repräsentation der Mensch-Beobachtungen zur Übertragung auf robotische Systeme

Roboterprogrammierung durch Vormachen (Robot Programming by Demonstration -RbD) ist ein vielversprechender Ansatz der intuitiven Roboterprogrammierung, der es Nicht-Experten ermöglicht, einen Roboter in einer vergleichbaren Art und Weise zu programmieren, wie ein

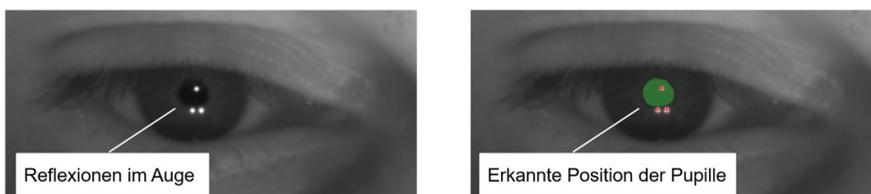


Abb. 4: Erkennen der Pupille anhand der Reflexionen an der Hornhautoberfläche.

neuer Mitarbeiter eingelernt werden würde. Die Programmierung erfolgt durch Vormachen der Arbeitsschritte [3]. Hierbei wird Lernen durch Observation und kinästhetisches Lernen, bei dem der Roboterarm geführt wird, unterschieden [4].

Da die Erkennung der menschlichen Aktionen eine Schlüsselrolle einnimmt, wurde ein System zur beidhändigen Aktionserkennung entwickelt. Dieses basiert auf einem *Graph Neural Network Classifier*, der in den Aufnahmen die entsprechenden Aktionen identifiziert [7]. Die Blickbewegungen des Menschen helfen, aus der Vielzahl der Bewegungen und Objekte die relevanten zu identifizieren. Die abgeleiteten Tasks haben sowohl Vor- als auch Nachbedingungen. Beispielsweise ist es zum Lösen einer Schraube erforderlich, dass das Werkzeug im Kontakt mit der zu lösenden Schraube ist. Zeitgleich muss durch die andere Hand der Schrauber aktuiert werden.

Das Task-Modell kann durch Informationen bezüglich der Trajektorien angereichert werden. Diese können ebenfalls aus den Beobachtungen extrahiert oder beim kinästhetischen Lernen bereits entsprechend der Kinematik des robotischen Systems übernommen werden [20]. Die erlernten Handlungen zur Bewältigung einer Aufgabe werden als *Via-Point Movement Primitive* [46] repräsentiert. Diese Darstellung ermöglicht die Ergänzung zusätzlicher semantischer Informationen wie beispielsweise Trajektorien und Restriktionen.

2.3 Repräsentation und Reproduktion der Demontageaufgaben durch autonom lernende Roboter

Autonom lernende Roboter werden für die Demontage bekannter Teilsysteme eingesetzt. Für den betrachteten Anwendungsfall des Anlassers wird an dieser Station die Demontage von Getrieben durchgeführt. Die Station ist durch die verbaute Sensorik in der Lage, die Teilkomponenten zu erfassen und geeignete Demontageschritte und Werkzeuge selbstständig abzuleiten. Abbildung 5 zeigt den Aufbau der Station.

Ausgangspunkt ist die Aufnahme von Punktwolken des Demontageobjekts. Auf Basis der Punktwolken wird eine Segmentierung durchgeführt, um relevante Komponenten zu identifizieren, beispielsweise Getriebekomponenten und die Position von Schrauben. Zur Bewältigung der Demontageaufgabe wird ein zweischichtiges Vorgehen verwendet. Auf der unteren Ebene wird für jede Komponente die benötigte Demontageherangehensweise selektiert. Die darüberliegende Ebene koordiniert die Reihenfolge, in der die Teilsysteme demontiert werden. Dieses

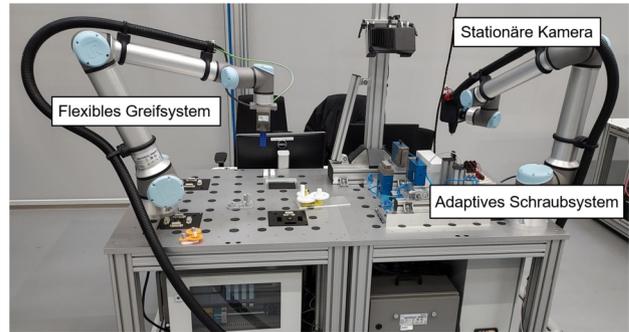


Abb. 5: Autonome Demontagestation.

Wissen resultiert aus der Mensch-Beobachtung oder wurde experimentell in einer virtuellen Umgebung erlernt. Im Folgenden werden die einzelnen Teilsysteme vorgestellt.

2.3.1 Repräsentation expliziter und impliziter Merkmale des Demontageobjekts

Ausgangspunkt der autonomen Demontage ist das Erkennen und Lokalisieren relevanter Komponenten des Demontageobjekts. Hierbei sollen sowohl implizite als auch explizite Merkmale erkannt werden. Explizite Merkmale bezeichnen hierbei Merkmale, die mit konkreten Werten (Längen, Winkeln etc.) parametrisiert werden können. Explizite Merkmale für den Anwendungsfall des Anlassers sind beispielsweise die Länge des Gehäuses, die Anzahl und Position der Schrauben oder die geometrischen Informationen der Getriebezahnräder. Zur Extraktion der expliziten Merkmale werden die 3D-Punktwolken der installierten Zivid One+ Kamera in ein trainiertes tiefes neuronales Netz gespeist. Die Verwendung von 3D-Punktwolken ist gegenüber der 2D-Bilddaten schwieriger, enthält allerdings mehr Informationen. Das verwendete neuronale Netz wird mit Hilfe virtueller Trainingsdaten vortrainiert. Hierfür werden mit Hilfe eines Blender Add-ons virtuelle Motoren unterschiedlicher Geometrien erzeugt. Diese digitalen Zwillinge der Motoren weisen ebenfalls typische Verschleißzustände wie korrodierte Oberflächen und unterschiedliche Geometrien auf. Aus den künstlichen 3D-Modellen werden die Bilder abgeleitet, die durch die verwendeten Kamerasysteme erzeugt werden. Diese Bilder werden als Eingangsgröße für das Training des neuronalen Netzes genutzt. Nach dem Training auf Basis der virtuellen Daten wird das vortrainierte neuronale Netz in einem weiteren Schritt anhand weniger realer Bilder nachtrainiert.

Implizite Merkmale bezeichnen die latente Repräsentation der 3D-Punktwolken innerhalb des neuronalen Net-

zes. Diese latente Darstellung beinhaltet nicht direkt die expliziten Parameter, jedoch sind deren Informationen in komprimierter Form enthalten. Aufgrund dessen ist die Nutzung der latenten Repräsentation zum Erlernen der Demontageschritte besonders interessant.

2.3.2 Adaptive Reproduktion der Demontageaufgabe

Damit die Station in der Lage ist, unterschiedliche Demontageaufgaben zu realisieren, wird ein *Categorical-Constraint*-Ansatz verwendet, der eine Bibliothek bekannter Fähigkeiten abstrakt repräsentiert. Jeder Fähigkeit werden zwei CAD-Modelle und eine Menge (sequentieller) Restriktionen zugeordnet. Voraussetzung für die Ausführung einer Fähigkeit ist eine ausreichend gute Übereinstimmung der CAD-Modelle mit den 3D-Punktwolken. Ist das der Fall, sind die Voraussetzungen gegeben. Anschließend müssen die Restriktionen in ihrer Reihenfolge erfüllt werden, um die Demontageaufgabe auszuführen. Für das Beispiel eines Entschraubungsvorgangs ergeben sich folgende mögliche CAD-Modelle und Restriktionen. Die beiden CAD-Modelle könnten durch einen Schraubkopf und einen Schraubenschaft gegeben sein. Die erste Restriktion könnte die Position und Orientierung der beiden Objekte zueinander betreffen, daran anschließend ergeben sich Restriktionen für Drehmoment- und Kraftverlauf sowie für die Orientierung und Position der Schraube nach dem erfolgreichen Lösen der Verschraubung. Dieser verwendete Ansatz erlaubt die Generalisierung innerhalb einer Produkt-, bzw. Teilefamilie. Stimmen CAD-Modelle nicht überein deutet das darauf hin, dass entweder die falschen Werkzeuge, unbekannte Teile oder starke Beschädigungen vorliegen. Können Restriktionen nicht erfüllt werden, ist dies ein Indiz für einen schlechten Bauteilzustand. Im betrachteten Beispielanwendungsfall könnte das ein defektes Gewinde oder ein beschädigter Schraubenschaft sein.

Die Sequenzierung der einzelnen Fähigkeiten wird aus der Mensch-Beobachtung abgeleitet. Diese kann auch in einer virtuellen Trainingsumgebung erlernt werden.

2.3.3 Modulare und multi-funktionale Endeffektoren

Modulare Greiftechnik und multi-funktionale Endeffektoren werden im Kontext der Demontage benötigt, um die vielfältigen Demontageaufgaben zu bewältigen und den unterschiedlichen Produktzuständen zu begegnen. Die Ausgestaltung der Greifer sollte sich an den Erfordernissen der Produktfamilie und dem erwartbaren Demontage-

zustand an der jeweiligen Station orientieren. Die Anforderungen an den Greifer können aus der Beobachtung des Menschen abgeleitet werden. Diese Beobachtungen müssen anschließend in die Greiferkinematik übersetzt werden.

Bezüglich der Endeffektoren ist eine kontinuierliche Überwachung der Vorgänge nötig. Dies lässt sich am Beispiel des Lösen von Verschraubungen verdeutlichen. Kraft und Drehmoment hängen vom Zustand des Schraubkopfes und des Gewindes ab. Die Einheit zum Lösen von Verschraubungen verfügt über unterschiedliche Schraubköpfe und kann den Drehmomentverlauf und die Kraft anpassen. Eine Kamera überwacht zudem visuell den Vorgang. Basierend auf dem visuellen Zustand der Oberfläche, insbesondere der Korrosion, wird durch ein lernendes System das erwartete Losbrechmoment zum Lösen der Schraubverbindung geschätzt. Hierfür wird eine Klassifizierung der Schrauben und der Schraubköpfe durchgeführt. Ist eine Verschraubung nicht durch das System lösbar, wird dies erkannt und ein Mensch kann an dieser Station eingesetzt werden.

2.4 Fluide Automatisierung zur Gestaltung agiler Produktionssysteme

Nachdem bislang der Fokus auf den Bestandteilen des Produktionssystems lag, soll im folgenden Abschnitt der grundlegende Aufbau der Stationen sowie die übergeordnete Steuerung vorgestellt werden.

Das Konzept der fluiden Automatisierung stellt einen Bezugsrahmen und Richtlinien zur service-orientierten Ausgestaltung eines modularen Produktionssystems zur Verfügung [41]. Gemäß des Konzepts besteht die Referenzarchitektur aus vier Schichten. Die oberste Schicht wird durch die Materialflusssteuerung gegeben, welche die einzelnen Stationen verwaltet. Diese Stationen sind in Matrixform angeordnet und verfügen über einen freien Materialfluss, realisiert über fahrerlose Transportsysteme (FTS) oder Hängebahnen. Die Stationen bilden die zweite, darunterliegende Schicht. Sie bieten gegenüber der Materialflusssteuerung bestimmte Demontageschritte an und werden als eine Einheit wahrgenommen. Die Stationen setzen sich aus Stationseinheiten zusammen, welche die dritte Ebene bilden. Jede Stationseinheit stellt die Grundversorgung den spezialisierten Elementareinheiten zur Verfügung. Dazu zählt insbesondere die Medienversorgung (Strom, Druckluft, Daten), aber auch Nullpunktspannsysteme, Aufnahmen und standardisierte Schnittstellen zur Umwelt. Diese Stationseinheiten enthalten jeweils eine eigene Steuerung und einen Schaltschrank und können be-

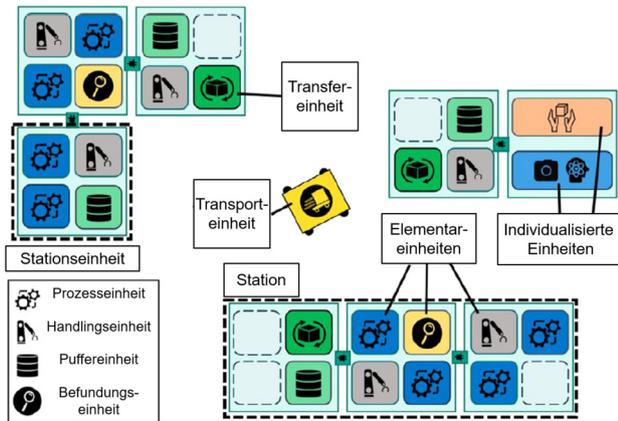


Abb. 6: Funktionsorientierte Darstellung des Produktionssystems nach [41].

liebig zu Stationen kombiniert werden. Die vierte Ebene wird durch die sogenannten Elementareinheiten gegeben. Diese Einheiten stellen einen bestimmten Demontage-, Befundungs-, Handhabungs- oder Transportvorgang zur Verfügung. Besonderheit dieser Elementareinheiten ist die schnelle Auswechselbarkeit, sodass eine Stationseinheit binnen weniger Minuten mit neuen Elementareinheiten bestückt werden kann. Die Elementareinheiten melden sich an der Stationseinheit mit ihren Fähigkeiten an und sind ab diesem Zeitpunkt einsatzfähig. Die Beschreibung der einzelnen Elementareinheiten folgt einer gemeinsamen Ontologie, sodass ein durchgängiges und kompatibles Gesamtsystem entsteht, siehe Abbildung 6.

Das Konzept der fluiden Automatisierung führt zu einem agilen Produktionssystem, das sich stufenlos und stetig an die Demontageaufgaben anpasst. Durch die konsequente Umsetzung der Wandlungsbefähiger Universalität, Modularität, Kompatibilität, Skalierbarkeit und Mobilität sowie eine gemeinsame Ontologie können die verschiedenen Elementareinheiten gemäß den Anforderungen der Demontageaufgabe frei kombiniert werden.

Abbildung 7 zeigt ein Rendering einer Station des Demonstratorsystems zur Demontage von elektrischen Stellmotoren und Anlassern. Die abgebildete Station besteht aus zwei Stationseinheiten. Die Stationseinheit im Vordergrund verfügt über zwei Elementareinheiten zum Auspressen und Lösen von Permanentmagneten, einer Puffereinheit und einem Roboter für das Handling. Die Elementar-einheiten werden über die Stationseinheit mit Druckluft, Strom und Daten versorgt. An diese Stationseinheit angeschlossen ist eine weitere Stationseinheit, die als Übergabepunkt der Logistik dient. Hier befindet sich eine Transfer-einheit. Die Bandgurte auf dem FTS und auf der Stati-

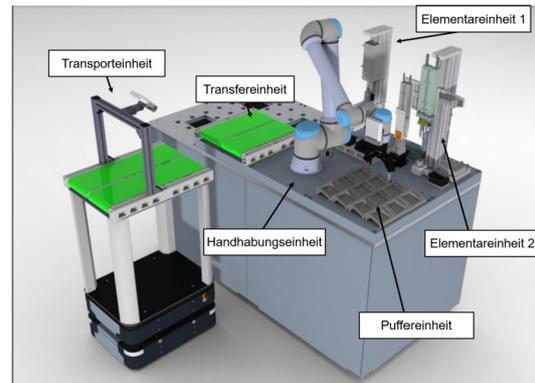


Abb. 7: Illustration der Umsetzung des fluiden Automatisierungsansatzes.

on sind grün gefärbt, um den Kameras die Erkennung von Einzelteilen zu erleichtern.

2.5 Adaptive Materialflusssteuerung und autonome Intralogistik

Aufgabe der Materialflusssteuerung ist es, auf Systemebene die Demontageaufträge durch das Demontagesystem zu steuern. Das Produktionssystem besteht aus Stationen, die in Matrixform im Raum angeordnet sind. Die Stationen sind durch ein autonomes Transportsystem lose verkettet. Das System ist taktzeitunabhängig.

2.5.1 Adaptive Materialflusssteuerung

Die Materialflusssteuerung bestimmt reaktiv die nächsten Schritte basierend auf den Echtzeitinformationen des Produktionssystems. Die Steuerungsaufgabe besteht zum einen in der Zuweisung des nächsten Demontage- oder Befundungsschritts an eine Station zu einem bestimmten Zeitpunkt abhängig von den angebotenen Fähigkeiten der Stationen und dem Wissen über das Demontageobjekt. Zum anderen kann die Steuerung eine Rekonfiguration der Stationen veranlassen, um einen besseren Abgleich zwischen benötigten und angebotenen Fähigkeiten zu erreichen.

Aufgrund der fluiden Automatisierung ändern sich fortlaufend die Fähigkeiten, die durch einzelne Stationen angeboten werden. Je nach Konfiguration der Stationseinheiten mit Elementareinheiten ergeben sich andere Fähigkeiten. Zudem unterscheidet sich die Flexibilität bezüglich ungewisser Produktspezifikationen. Stationen, an denen Menschen demontieren, sind besonders flexibel und kön-

nen auch genutzt werden, wenn eine automatisierte Demontage nicht möglich oder das Demontageobjekt nicht ausreichend bekannt ist.

Da mit zunehmender Erfahrung über einen Demontagevorgang die Bearbeitungszeit sinkt und die Erfolgswahrscheinlichkeit steigt, berücksichtigt die Steuerung ebenfalls diese Lerneffekte. Hervorzuheben ist, dass Wissen über einen Demontagevorgang zwischen den Stationen geteilt wird, sodass die Lerneffekte im Gesamtsystem ankommen. Lerneffekte zwischen den Stationen entstehen beispielsweise, wenn aus der Beobachtung des Menschen bei der Demontage Task-Modelle abgeleitet und den autonomen Roboter zur Verfügung gestellt werden, um die Reihenfolge der Demontageschritte zu bestimmen [42].

Methodisch werden bei der Materialflusssteuerung zwei Ansätze verfolgt. Zum einen werden problemspezifische Prioritätsregeln zur Steuerung eingesetzt. Zum anderen werden Reinforcement Learning Agenten trainiert, um die Steuerungsaufgabe zu übernehmen [43].

2.5.2 Autonome Logistik

Da jeder Remanufacturing-Auftrag unterschiedlich durch das Produktionssystem gesteuert wird, muss das Logistiksystem ein hohes Maß an Flexibilität zur Verfügung stellen. Zum einen muss ein freier Materialfluss möglich sein, zum anderen müssen unterschiedliche Produkte und Teilkomponenten transportiert werden. Die Materialflüsse werden durch die übergeordnete Materialflusssteuerung (Level 1 der fluiden Automatisierung) gelenkt.

Das autonome Intralogistiksystem besteht ebenfalls aus vier Elementen. Das erste Element bezeichnet das Transportsystem, das die informationstechnische Schnittstelle zur Produktionssteuerung bildet. Das Transportsystem nimmt die Transportaufträge der Produktionssteuerung entgegen und allokiert diese Transportaufträge auf FTS. Der zweite Bestandteil ist durch die Transporteinheiten (FTS) selbst gegeben. Diese autonomen Transportfahrzeuge nutzen laserbasierte Lokalisierung und ermöglichen eine markierfreie Navigation auch in einer sich ändernden Umwelt. Die Transfereinheiten auf den Stationen bilden das dritte Element des Frameworks. Die FTS kommunizieren dezentral direkt mit den Transfereinheiten der Stationen über OPC UA und lösen Transfervorgänge aus. Der Fortschritt der Materialbewegung wird von den FTS aus über Kamerasysteme überwacht. Die Transfereinheiten bestehen aus parallelen Gurtbändern, die den Weitertransport von Material mit und ohne Behälter ermöglichen. Für einen optimalen Kontrast sind die Gurtbänder grün eingefärbt. Das vierte Element bildet das Handlings-

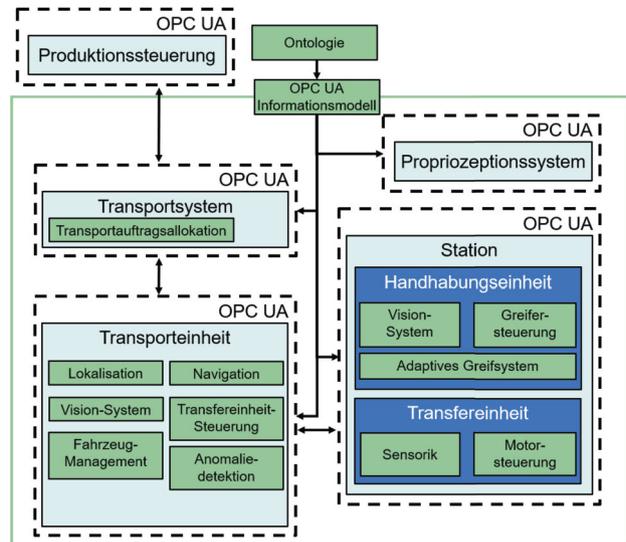


Abb. 8: Schematische Übersicht der vier Bestandteile des Intralogistiksystems nach [21].

system der Stationen. Diese meist roboterbasierten Handlungseinheiten verfügen über eigene Kamerasysteme und Sensorik, um Gegenstände innerhalb der Station sicher bewegen zu können. Abbildung 8 zeigt das Intralogistiksystem und seine Bestandteile schematisch.

3 Zusammenfassung und Ausblick

Das vorgestellte Konzept zeigt, wie ein selbstlernendes agiles Produktionssystem zur Bewältigung von Demontageaufgaben von Remanufacturing-Produkten mit ungewissen Produktzuständen aufgebaut sein kann. Das Konzept der fluiden Automatisierung stellt einen Rahmen für die durchgängige Gestaltung eines stufenlos anpassbaren Systems von der Materialflusssteuerungsebene bis zur Gestaltung flexibler und wandlungsfähiger Stationen bereit. Damit ein solches System realisiert werden kann, wird ein flexibles Transportsystem benötigt, das selbstständig mit der Umgebung interagieren kann. Die Befundung der Remanufacturing-Produkte und Teilkomponenten zu unterschiedlichen Zeitpunkten im Demontageablauf stellt eine entscheidende Fähigkeit dar. Um robotische Systeme zu befähigen, komplexe Demontageaufgaben wahrzunehmen, muss das implizite Wissen erfahrener Mitarbeiter externalisiert und in eine für robotische Systeme nutzbare Repräsentation überführt werden. Hierfür wurde ein umfangreicher Ansatz vorgestellt. Dieses externalisierte Wissen kann in Form von Task-Modellen als Eingangsgröße von autonomen Roboterstationen genutzt werden, um

Demontageaufgaben für ähnliche Baugruppen (Getriebe) auszuführen.

Das hier präsentierte Konzept geht deutlich über die bestehenden Ansätze der Matrixproduktion oder der Wertstromkinematik hinaus. Insbesondere die Integration von Mechanismen zum Erlernen neuer Fähigkeiten machen das hier vorgestellte Produktionssystem anpassungsfähig. Die Erfassung und Repräsentation des menschlichen Wissens eröffnet zudem die Möglichkeit, automatisiert die Fähigkeiten der Automatisierung zu verbessern. Das Konzept der fluiden Automatisierung setzt die in der Literatur bekannten Wandlungsbefähiger konsequent um, bietet jedoch einen durchgängigen Ansatz zur Gestaltung wandlungsfähiger Anlagen sowie deren nahtlose Integration in die Materialflusssteuerung. Verglichen mit den gegenwärtig verbreiteten manuellen Produktionssystemen im Bereich des Remanufacturings stellt der hier vorgestellte Ansatz einen Paradigmenwechsel dar. Der Fokus der Arbeiten liegt derzeit auf der Bewältigung der technischen und organisatorischen Herausforderungen. Die Optimierung der Wirtschaftlichkeit des Systems ist zum aktuellen Zeitpunkt nicht Kern der Arbeiten.

Eine zukünftige Weiterentwicklung des Konzepts liegt in der Integration von Montagetätigkeiten in das gleiche Produktionssystem. Dies wäre der nächste konsequente Schritt auf dem Weg zu einer Kreislauffabrik. Damit Demontage und Montage Hand-in-Hand gehen, ist eine vorausschauende Produktgestaltung nötig. Die Produktentwicklung gibt den Rahmen des Möglichen vor. Bei geeigneter Produktgestaltung wäre es möglich, im Rahmen des Remanufacturings Gebrauchtprodukte funktional aufzuwerten und zu Neuprodukten mit Funktionen der nachfolgenden Produktgenerationen zu transformieren. Die genannten Weiterentwicklungen erfordern weitere Fortschritte auf den Gebieten der Produktionssteuerung, der Befundung und der lernenden Automatisierung. Zudem wird eine Gesamtbetrachtung der Domänen Produktentwicklung und Produktion über mehrere Produktgenerationen und -lebenszyklen notwendig.

Finanzierung: Das Projekt AgiProbot wird durch die Carl Zeiss Stiftung gefördert.

Literatur

1. Abele, E. und G. Reinhart. 2011. *Zukunft der Produktion-Herausforderungen, Forschungsfelder, Chance*. Carl Hanser Verlag.
2. Andersen, A.-L., H. El Maraghy, W. El Maraghy, T.D. Brunoe and K. Nielsen. 2017. A participatory systems design methodology for changeable manufacturing systems. *International Journal of Production Research* 2(3): 1–19.
3. Billard, A., S. Calinon, R. Dillmann and S. Schaal. 2008. Robot programming by demonstration. In: (B. Siciliano and O. Khatib, eds) *Handbook of robotics*. Springer, pp. 1371–1394.
4. Calinon, S. 2018. Learning from demonstration (Programming by demonstration). In: (M.H. Ang, O. Khatib and B. Siciliano, eds) *Encyclopedia of robotics*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 1–8.
5. Casper, R. and E. Sundin. 2018. Addressing today's challenges in automotive remanufacturing. *Journal of Remanufacturing* 8.
6. Cisek, R. 2005. Planung und Bewertung von Rekonfigurationsprozessen in Produktionssystemen. Dissertation, Institut für Werkzeugmaschinen und Betriebswissenschaften (iwb), Technische Universität München.
7. Dreher, C.R.G., M. Wächter and T. Asfour. 2020. Learning object-action relations from bimanual human demonstration using graph networks. *Robotics and Automation Letters (RA-L)* 5(1): 187–194.
8. Eilers, J. 2015. Methodik zur Planung skalierbarer und rekonfigurierbarer Montagesysteme. Dissertation, Werkzeugmaschinenlabor WZL, RWTH Aachen.
9. Automotive Parts Remanufacturers Association (APRA); The Automotive Parts Remanufacturers National Association (ANRAP); The Remanufacture Committee of China Association of Automobile Manufactures (CPRM) European Organization for the Engine Remanufacture (FIRM); The Motor & Equipment Remanufacturers Association (MERA). International Agreement on a Remanufacturing Definition (2016): The European Association of Automotive Suppliers (CLEPA). 2016.
10. Grant, E.R. and M.J. Spivey. 2003. Eye movements and problem solving: guiding attention guides thought. *Psychological Science* 14: 462–466.
11. Greschke, P., M. Schönemann, S. Thiede and C. Herrmann. 2014. Matrix structures for high volumes and flexibility in production systems. *Procedia CIRP* 17: 160–165. *Variety Management in Manufacturing*.
12. Hansen, D. and Q. Ji. 2010. In the eye of the beholder: a survey of models for eyes and gaze. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 32: 478–500.
13. Heger, C.L. 2007. Bewertung der Wandlungsfähigkeit von Fabrikobjekten. Dissertation, Institut für Fabrikanlagen und Logistik (IFA), Leibniz Universität Hannover.
14. Holmqvist, K., M. Nyström, R. Andersson, R. Dewhurst, H. Jarodzka and J. van de Weijer. 2011. *Eye tracking: a comprehensive guide to methods and measures*. OUP Oxford.
15. Hüttemann, G., A.F. Buckhorst and R.H. Schmitt. 2019. Modelling and assessing line-less mobile assembly systems. *Procedia CIRP* 81: 724–729. 52nd CIRP Conference on Manufacturing Systems (CMS), Ljubljana, Slovenia, June 12–14, 2019.
16. Jacob, F. 2006. Quantitative Optimierung dynamischer Produktionsnetzwerke. Dissertation, Technische Universität Darmstadt.
17. Kaiser, J., N. Mitschke, N. Stricker, M. Heizmann und G. Lanza. 2021. Konzept einer automatisierten und modularen Befundungsstation in der wandlungsfähigen Produktion am Anwendungsfall des Remanufacturings. *ZWF – Zeitschrift für*

- wirtschaftlichen Fabrikbetrieb 5: 1–5.
18. Kamper, A., M. Kohnhäuser, K. Kreishöther und M. Hehl. 2016. Planung skalierbarer Produktionssysteme: Lösungsansatz zum Umgang mit hohen Volatilitäten in der elektrischen Antriebsproduktion. *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb ZWF* 111(12): 775–778.
 19. Kimmig, A., M. Schöck, E. Mühlbeier, F. Oexle und J. Fleischer. 2021. Wertstromkinematik–produktionssysteme neu gedacht. *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 116(12): 935–939.
 20. Klas, C., F. Hundhausen, J. Gao, C.R.G. Dreher, S. Reither, Y. Zhou and T. Asfour. 2021. The KIT gripper: a multi-functional gripper for disassembly tasks. In: *International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*.
 21. Klein, J.F., M. Wurster, N. Stricker, G. Lanza and K. Furmans. 2021. Towards ontology-based autonomous intralogistics for agile remanufacturing production systems. In: *IEEE 26th international conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA). IEEE international conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA-2021) September 7–10 Västerås/Virtual Sweden IEEE 9/2021*. IEEE.
 22. Klemke, T. 2014. Planung der systematischen Wandlungsfähigkeit von Fabriken. Dissertation, Institut für Fabrikanlagen und Logistik (IFA), Leibniz Universität Hannover.
 23. Kluge, S. 2011. Methodik zur fähigkeitsbasierten Planung modularer Montagesysteme. Dissertation, Universität Stuttgart.
 24. Koren, Y. 2010. *The global manufacturing revolution: product-process-business integration and reconfigurable systems*. John Wiley & Sons.
 25. Koren, Y., W. Wang and X. Gu. 2016. Value creation through design for scalability of reconfigurable manufacturing systems. *International Journal of Production Research* 55(5): 1227–1242.
 26. Kurilova-Palisaitiene, J., E. Sundin and B. Poksinska. 2018. Remanufacturing challenges and possible lean improvements. *Journal of Cleaner Production* 172: 3225–3236.
 27. Landherr, M.H. 2014. Integrierte Produkt. und Montagekonfiguration für die variantenreiche Serienfertigung. Dissertation, Stuttgart.
 28. Lübke, J. 2016. Ermittlung des Restrukturierungsbedarfs von Fabriken. Dissertation, Institut für Fabrikanlagen und Logistik (IFA), Leibniz Universität Hannover.
 29. Mitschke, N. und M. Heizmann. 2020. Semantische Segmentierung von Ankerkomponenten von Elektromotoren. In: (T. Längle und M. Heizmann, eds) *Forum Bildverarbeitung 2020*. KIT Scientific Publishing, S. 329–340.
 30. Mühlbeier, E., P. Gönnheimer, L. Hausmann and J. Fleischer. 2021. Value stream kinematics. In: (B.-A. Behrens, A. Brosius, W. Hintze, S. Ihlenfeldt and J.P. Wulfsberg, eds) *Production at the leading edge of technology*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 409–418.
 31. Möller, N. 2008. Bestimmung der Wirtschaftlichkeit wandlungsfähiger Produktionssysteme. Dissertation, iw, Technische Universität München.
 32. Nazareth, A., R. Killick, A.S. Dick and S.M. Pruden. 2018. Strategy selection versus flexibility: using eye-trackers to investigate strategy use during mental rotation. *APA Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*.
 33. Neumann, M. 2015. Methode für eine situationsbasierte Adaption und Absicherung der Produktionsfähigkeit in der Serienmontage. Dissertation, Fraunhofer IPA, Universität Stuttgart.
 34. Pachow-Frauenhofer, J. 2012. Planung veränderungsfähiger Montagesysteme. Dissertation, Institut für Fabrikanlagen und Logistik (IFA), Leibniz Universität Hannover.
 35. Parker, D., K. Riley, S. Robinson, H. Symington, J. Tewson and K. Jansson. 2015. Remanufacturing market study.
 36. Schuh, G., R. Anderl, J. Gausemeier, M. ten Hompel and W. Wahlster. 2017. Industrie 4.0 maturity index. *Managing the digital transformation of companies*. Munich: Herbert Utz.
 37. Seliger, G., C. Franke, M. Ciupek and B. Basdere. 2004. Process and facility planning for mobile phone remanufacturing. *CIRP Annals* 53(1): 9–12.
 38. Stricker, N., A. Kuhnle, C. Hofmann and P. Deininger. 2021. Self-adjusting multi-objective scheduling based on monte carlo tree search for matrix production assembly systems. *CIRP Annals* 70(1): 381–384.
 39. Theeuwes, J., A. Belopolsky and C.N.L. Olivers. 2009. Interactions between working memory, attention and eye movements. *Acta Psychologica* 132: 106–114.
 40. Thomas, L.E. and A. Lleras. 2007. Moving eyes and moving thought: on the spatial compatibility between eye movements and cognition. *Psychonomic Bulletin & Review* 14: 663–668.
 41. Wurster, M., B. Häfner, D. Gauder, N. Stricker and G. Lanza. 2021. Fluid automation – a definition and an application in remanufacturing production systems. *Procedia CIRP* 97: 508–513.
 42. Wurster, M., Y. Exner, J.-P. Kaiser, N. Stricker and G. Lanza. 2021. Towards planning and control in cognitive factories – a generic model including learning effects and knowledge transfer across system entities. *Procedia CIRP* 103: 158–163. 9th CIRP Global Web Conference – Sustainable, resilient, and agile manufacturing and service operations: Lessons from COVID-19.
 43. Wurster, M., M. Michel, M.C. May, A. Kuhnle, N. Stricker and G. Lanza. 2022. Modelling and condition-based control of a flexible and hybrid disassembly system with manual and autonomous workstations using reinforcement learning. *Journal of Intelligent Manufacturing* 1–17.
 44. Zaremski, M. und B. Deml. 2020. Analyse von Augen- und Blickbewegungen zur Beschreibung von Handlungswissen in der manuellen Demontage. In: (GfA, Dortmund, Hrsg.) *Tagungsband 66. GfA-Frühjahrskongress Digitaler Wandel, digitale Arbeit, digitaler Mensch?, Beitrag C.6.3, Berlin 16.03.–18.03.2020*.
 45. Zhang, X., Y. Sugano and A. Bulling. 2019. Evaluation of appearance-based methods and implications for gaze-based applications. In: *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM, pp. 1–13.
 46. Zhou, Y., J. Gao and T. Asfour. 2020. Movement primitive learning and generalization: using mixture density networks. *Robotics Automation Magazine (RAM)* 27(2): 22–32.

Autoreninformation



Gisela Lanza
Karlsruher Institut für Technologie KIT,
Karlsruhe, Germany
gisela.lanza@kit.edu

Prof. Dr.-Ing. Gisela Lanza ist Mitglied der Institutsleitung des wbk Instituts für Produktionstechnik am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) und leitet den Bereich Produktionssysteme, der sich in Forschung und Praxis schwerpunktmäßig mit den Themen Globale Produktionsstrategien, Produktionssystemplanung und Qualitätssicherung befasst. Im Jahr 2009 erhielt sie u. a. den Heinz Maier-Leibnitz Preis der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) als Anerkennung für herausragende wissenschaftliche Leistungen nach der Promotion und wurde 2016 mit dem Bundesverdienstkreuz am Bande ausgezeichnet. Sie ist aktives Mitglied des wissenschaftlichen Beirats der Deutschen Akademie der Technikwissenschaften (acatech) und der nationalen Plattform Industrie 4.0 sowie des Lenkungskreises der Allianz Industrie 4.0 Baden-Württemberg. Die ganzheitliche Gestaltung und Bewertung von Produktionssystemen ist zentrale Forschungsfrage in zahlreichen Forschungs- und Verbundprojekten. Ein besonderer Fokus gilt darüber hinaus der datengetriebenen Planung und Steuerung von Produktionsnetzwerken, um die Unternehmensstrategie in die taktische und operative Ausgestaltung des Netzwerks zu übersetzen. Zur Beherrschung höchster Prozessqualität, besonders bei unreifen Fertigungsprozessen, beschäftigt sich Gisela Lanza des Weiteren intensiv mit der Integration in-line-fähiger Messtechnik in Produktionssysteme sowie intelligenten Methoden zur Analyse der Messdaten.