

## **Innovative Modelle und Methoden des Industrial Engineering zur Gestaltung menschlicher Arbeit**

Jochen DEUSE<sup>1,3</sup>, Kirsten WEISNER<sup>1</sup>, Jacqueline SCHMITT<sup>1</sup>, Julian SCHALLOW<sup>2</sup>,  
Ralph RICHTER<sup>1</sup>

*<sup>1</sup>Institut für Produktionssysteme, Technische Universität Dortmund  
Leonhard-Euler-Straße 5, D-44227 Dortmund*

*<sup>2</sup>IPS Engineers GmbH, Joseph-von-Fraunhofer Str. 20, D-44227 Dortmund*

*<sup>3</sup>Advanced Manufacturing Group, Faculty of Engineering and Information  
Technology, University of Technology Sydney, Australien*

**Kurzfassung:** Gegenstand des vorliegenden Beitrags ist die Evolution des Industrial Engineering, um den gegenwärtigen, gestiegenen Anforderungen gerecht zu werden. In diesem Kontext werden sowohl das veränderte Rollenverständnis als auch das damit einhergehende Aufgabenfeld des Industrial Engineering der Zukunft dargestellt. Die Ausführungen umfassen einerseits die Darstellung eines Konzepts zur Qualifizierung und Kompetenzentwicklung zukünftiger Industrial Engineers. Zum anderen wird ein Konzept zur Kompetenzentwicklung operativer Beschäftigter in der Montage vorgestellt.

**Schlüsselwörter:** Industrial Data Science, Industrial Engineering, Kompetenzentwicklung, Differenzielles Lehren und Lernen

### **1. Einleitung und Motivation**

Etwa acht Millionen der rund 43 Millionen deutschen Erwerbstätigen sind im produzierenden Gewerbe tätig, sodass die produzierende Industrie zu den zentralen Säulen des Wirtschaftsstandorts Deutschland gehört. Das Umfeld produzierender Unternehmen unterliegt jedoch einem stetigen Wandel (BMBF 2016). Dabei sind die Auswirkungen der vieldiskutierten vierten industriellen Revolution auf die Beschäftigungsstruktur der Produktionsbetriebe nicht sicher vorhersagbar. Dennoch finden sich in der allgemeinen Diskussion einige unumstößliche Thesen zu wahrscheinlichen Zukunftsprojektionen, die intuitive Zustimmung bei allen Beteiligten finden. So herrscht allgemeiner Konsens, dass die industrielle Produktion und insb. die hochflexible Herstellung immer komplexer werdender Produkte auch in Zukunft ein wesentlicher Beschäftigungstreiber hochentwickelter Wirtschaftsstandorte sind. Diese These gilt unbenommen der deutlich beobachtbaren Tendenzen zur Digitalisierung und Automatisierung von ganzen Geschäftszweigen, die in Branchen mit geringerer Komplexität zu disruptiven Veränderungen oder gar zur Eliminierung führen können (acatech 2016; BMWi 2015). Vor diesem Hintergrund gewinnt die interdisziplinäre Zusammenarbeit im Industrial Engineering zunehmend an Bedeutung. Dabei gilt es, sowohl die direkten als auch die indirekten Prozesse der Produktentstehung vollumfänglich zu verstehen und zu beherrschen. Konkret bedeutet dies, das produzierende Unternehmen nur dann erfolgreich am Markt bestehen können, wenn sie das dynamische Zusammenspiel von Engineering,

Planung und Produktion unter den neuen Rahmenbedingungen effizient abbilden und weiterentwickeln.

Der Industrial Engineer als Moderator und Dirigent der industriellen Wertschöpfungsprozesse übernimmt in diesem Zusammenhang eine Schlüsselrolle in den erforderlichen Anpassungsprozessen zum Erhalt bzw. zum Ausbau der Wettbewerbsfähigkeit des Wirtschaftsstandorts Deutschlands. Nach der Renaissance des Industrial Engineering zu Beginn des aktuellen Jahrtausends bietet sich damit eine weitere große Entwicklungschance für eine ganze Berufsgruppe. Hierzu gilt es, zunächst das veränderte Rollenverständnis und in der Folge das evolvierende Anforderungsprofil moderner Industrial Engineers an die geänderten Rahmenbedingungen anzupassen. Dies umfasst sowohl die veränderte Schwerpunktsetzung in der operativen Arbeit als auch das erforderliche Kompetenzprofil.

Zur Ableitung der aktuellen Herausforderungen werden vermehrt sog. Megatrends benannt. Diese sind dadurch charakterisiert, dass sie zu nachhaltigen, strukturellen gesellschaftlichen, ökonomischen und technologischen Veränderungen führen und die Produkt- und Prozessentwicklung in einem hohen Maße beeinflussen. Ihnen ist ferner gemein, dass sie einen Zeithorizont von mind. 30 Jahren haben und obwohl sie mitunter von kurzfristigen Entwicklungen überlagert werden, stellen sie die zentralen Veränderungstreiber der Bereiche Mensch, Technik und Organisation dar (Tisch et al. 2013; Nyhuis et al. 2015). Zu den Megatrends gehören u.a. die Globalisierung, der demografische Wandel, die Energieeffizienz, die Urbanisierung aber auch Aspekte wie Individualisierung und Gender Shift (Abele & Reinhart 2011). Nachstehend werden die Megatrends detailliert, die ihrerseits einen signifikanten Einfluss auf das Industrial Engineering der Zukunft haben.

Die Digitalisierung der Produktentstehungsprozesse hat seit dem Ende der 90er Jahre des vergangenen Jahrtausends kontinuierlich an Geschwindigkeit gewonnen und ist zu einem der folgenschwersten Paradigmen der modernen Produktentstehung im 20. Jahrhundert geworden. Neben der stetigen Ausweitung der Modellumfänge von Produkt-, Prozess- und Ressourcendaten sind zwei weitere wesentliche Tendenzen erkennbar. Zum einen nimmt die horizontale Vernetzung vormals isoliert abgelegter und genutzter Daten deutlich zu. Dies hat zur Folge, dass die Potenziale von Cross-Domain-Analytics-Anwendungen präsenter denn je und von hoher Priorität in den strategischen Entwicklungsplänen produzierender Unternehmen sind. Zum anderen sind durch die Entwicklungen im Bereich des Industrial Internet of Things sowie die verbesserten Möglichkeiten skalierbarer ITArchitekturen die Möglichkeiten der vertikalen Integration in den vergangenen zehn Jahren deutlich weiterentwickelt worden. Die Folge dessen sind Datenspeicher nie dagewesener Tiefe und Breite. Der daraus resultierende gestiegene Umfang der verfügbaren Daten sowie die Weiterentwicklung der technischen Möglichkeiten in der Datenvorverarbeitung und -analyse, häufig unter dem Schlagwort Big Data Analytics subsummiert, bilden ein vielversprechendes Aufgabenfeld des Industrial Engineering (Lanza et al. 2018; Tao et al. 2018; BMWi 2015). Die durch die Digitalisierung beschriebenen Entwicklungen erfordern ein verändertes Kompetenzprofil im Industrial Engineering. Insbesondere im Bereich der Fach- und Methodenkompetenz ist festzustellen, dass von den Industrial Engineers der Zukunft ein übergeordnetes Verständnis für Informationstechnologien und ihre Architekturen, Datentechnologien und Grundlagen im Bereich Data Analytics verlangt werden. Während der Industrial Engineer in der Vergangenheit vermehrt als Domänenexperte galt, entwickelt er sich nun zum Analysten, mehr noch zum Koordinator umfangreicher Fragestellungen des

Industrial Data Science in der Produktentstehung und Auftragsabwicklung. Das geforderte Profil kann hierbei treffend durch den Begriff des sog. Citizen Data Scientist beschrieben werden. Dieser übernimmt i. d. R. die an die Bedürfnisse der jeweiligen Domäne angepassten Aufgaben der industriellen Datenanalyse. Die geforderten Qualifikationen und Kompetenzen liegen dabei an der Schnittstelle der klassischen Ausbildungsprogramme (bspw. Ingenieurwissenschaften, Informatik, Statistik). Für die Ausbildung zukünftiger Industrial Engineers gilt es, die Fachgebiete zu verbinden und die aktuell noch vorherrschenden Barrieren des klassischen Fakultätensystems der universitären Aus- und Weiterbildung zu überwinden (Lanza et al. 2018).

Neben den interdisziplinären Anforderungen an die Ausbildung der Industrial Engineers, sind zudem die Anforderungen an das Projektmanagement und an die Geschäftsmodellentwicklung deutlich gewachsen. Während die Führung und Koordination von Projektteams aus unterschiedlichen Unternehmensfunktionen schon immer eine wesentliche Aufgabe des Industrial Engineering war, so ist mit der disziplin- und unternehmensübergreifenden Zusammenstellung von Teams eine neue Komplexität im Bereich der Kollaboration entstanden. Es ergeben sich neue Handlungsfelder, die technisch und rechtlich, nicht zuletzt aber auch menschlich beherrscht werden müssen. Die veränderten Formen der Zusammenarbeit münden in der Etablierung und Verfeinerung neuartiger Geschäftsmodelle, in denen die Erzeugung, Nutzung und Anreicherung von Daten zum zentralen Interesse der Akteure im Wertschöpfungsnetzwerk werden (Eigner et al. 2016).

Neben dem technologischen Megatrend der Digitalisierung ist eine zweite unverkennbare Entwicklung erkennbar. Mit dem Trend zur Individualisierung wird der Käufermarkt der vergangenen Jahrzehnte weiter verfeinert und stellt die produzierenden Unternehmen vor immer größere Herausforderungen. Individualisierbare Fertigungs- und Montageprozesse, individuelle Prozessassistenzen und die durchgängige digitale Aufnahme von Kundenanforderungen sind nur ausgewählte Reaktionen der Unternehmen auf die geforderte Flexibilisierung der Produktion (BMW 2015). Die verstärkten Tendenzen, auch regionalen Anforderungen in Serienproduktionen im höheren Maße nachzukommen, erschweren die erforderlichen Anpassungen und erfordern zusätzliche Lösungsmethoden und Modelle für das internationale Industrial Engineering. Ferner bedingt das Bedürfnis global verteilter Kunden nach vermehrt individuelleren Produktlösungen eine zunehmend heterogene Nachfragestruktur, die es durch eine Erweiterung des Produkt- und Variantenspektrums zu bewältigen gilt. So ist eine hohe Kundenorientierung in Kombination mit einer Diversifizierung bzw. Differenzierung des Produktspektrums neben rein traditionellen Unternehmenszielen wie Produktivität und Wirtschaftlichkeit ein zentraler, strategischer Wettbewerbsfaktor vieler Unternehmen (Li 2003; Großheitmeyer & Wiendahl 2004; Weisner 2019). So ist die Fähigkeit flexibel auf veränderliche Kundenwünsche einzugehen und eine hohe Produktqualität bei kurzen Lieferzeiten zu gewährleisten ein bedeutender Wettbewerbsfaktor (Walch 2011; Plorin et al. 2013; Stich et al. 2015).

Zusammenfassend betrachtet werfen die vorherrschenden Megatrends der Digitalisierung und Individualisierung speziell für das Rollenverständnis des Industrial Engineers und die erforderlichen Kompetenzen zahlreiche Herausforderungen auf. Diesen gilt es auf Seiten der Methoden und Modelle aber auch in der Ausbildung zukünftiger Industrial Engineers Rechnung zu tragen. Ganz wesentlich ist hierbei die Erkenntnis, dass Schwerpunkte sowohl im Bereich der direkten Wertschöpfung an Produkten (und damit direkt wirksam für Beschäftigte im Produktionsprozess) als

auch in der Optimierung der Planungs- und Steuerungsprozesse und der verbundenen Werkzeuge (und damit direkt wirksam für indirekte Beschäftigte) liegen. Diese bieten unterschiedliche Angriffspunkte für die neuartigen Methoden und Modelle des Industrial Engineering, von denen einige in der Folge ausgeführt werden sollen.

## **2. Qualifizierung des Industrial Engineers für Industrial Data Science**

Wie im Kontext der Digitalisierung eingehend adressiert, ermöglichen die zunehmende Verbreitung moderner Informations- und Kommunikationstechnologien sowie die technologische Befähigung zur systematischen, umfassenden Erfassung und Speicherung von Daten den Aufbau dynamischer Datenspeicher bisher unbekannter Größe und Güte (Eickelmann et al. 2015). Die Auswertung und effiziente Nutzung des in diesen Datenspeichern implizit vorhandenen Wissens zur Entscheidungsunterstützung gewinnt in produzierenden Unternehmen zunehmend an Bedeutung (Geisberger & Broy 2012). Die Wissensgewinnung aus Daten kann dabei durch unterschiedliche datenanalytische Verfahrensansätze realisiert werden. Die aus den Daten gewonnenen Erkenntnisse bilden in Kombination mit dem praktischen Erfahrungswissen der Beschäftigten zukünftig einen wesentlichen Erfolgsfaktor für Unternehmen (Deuse et al. 2014).

### *2.1 Anforderungen*

Durch die zunehmend verfügbaren Datenmengen steigt die Bedeutung der effizienten Auswertung und der zielgerichteten Generierung von Wissen aus den vorhandenen Daten rapide an. Damit einhergehend ergeben sich nicht nur neue Möglichkeiten, um produktionsnahe Entscheidungsprozesse datenanalytisch zu unterstützen, sondern ebenso neue Anforderung an die Qualifizierung und Kompetenzentwicklung des Industrial Engineers. Durch die Anwendung ausgewählter Verfahrensansätze zur intelligenten und automatisierten Auswertung großer Datenmengen können nicht triviale und bisher unbekannte Strukturen und Zusammenhänge in den Daten entdeckt werden (Hastie et al. 2001; Fayyad et al. 1996). Neben der fachlichen Kompetenz und dem praktischen Erfahrungswissen erfordert der zielgerichtete Umgang mit Daten ein detailliertes methodisches Know-How im Bereich Industrial Data Science, welche die methodische Schnittstelle aus Informatik, Statistik und den Ingenieurwissenschaften darstellt.

Explizite Anwendungsfälle der industriellen Datenanalyse sind entlang des gesamten Produktentstehungsprozesses zu finden, insb. dort, wo Planungs- und Entscheidungsprozesse durch datenbasierte Fakten und Erkenntnisse unterstützt oder komplementiert werden können. Hierzu zählen u. a. die Produktfamilienbildung und Fertigungssegmentierung, die Optimierung von Prozessparametereinstellungen, die prozessbegleitende Prognose der Produktqualität sowie die prädiktive Instandhaltung (Deuse et al. 2019; Deuse et al. 2013; Schmitt & Deuse 2019; Strauß et al. 2018; Köksal et al. 2011; Harding et al. 2006). Aufgrund des oftmals technischen Bezugs der Anwendungsfälle erfordert die erfolgreiche Bearbeitung und Lösung derartiger Problemstellungen nicht nur das methodische, datenanalytische Know-How sondern ebenso ein Verständnis für praktische, ingenieurwissenschaftliche Fragestellungen (Niggemann et al. 2017). Somit sind für eine erfolgreiche und zielorientierte Anwendung datenanalytischer Verfahren im

industriellen Produktionsumfeld interdisziplinäre fachliche und methodische Kompetenzen zwingend erforderlich.

Diese Voraussetzung kann bspw. durch interdisziplinäre Projektteams realisiert werden, wobei jedoch eine Vermittlung zwischen Domänen- und Methodenexperten erforderlich ist, da Begrifflichkeiten, Verständnis und Herangehensweisen differieren und zu Missverständnissen und Konflikten führen können. Wird der fachlich qualifizierte Industrial Engineer, welcher seit jeher funktionsübergreifende und kollaborative Tätigkeiten zu seinem Berufsbild zählt, durch zusätzliche Methodenkompetenz im Bereich der industriellen Datenanalyse befähigt, kann er diese koordinierende Rolle einnehmen und so zur erfolgreichen Lösung praktischer Fragestellungen im Unternehmen beitragen.

In produzierenden Unternehmen mangelt es jedoch häufig an der entsprechenden Expertise. Beschäftigte, welche sowohl über das methodische datenanalytische Wissen als auch über das erforderlich Domänenwissen verfügen, um ingenieurwissenschaftliche Anwendungsfälle in der Praxis verstehen und erfolgreich lösen zu können, stehen nur selten zur Verfügung (Morik et al. 2010). Dies ist auf die aktuelle Ausbildungsstruktur des wissenschaftlichen Nachwuchses und auf die Aus- und Weiterbildung von Fachkräften zurückzuführen. Die Ausbildung erfolgt in der Regel fachspezifisch und fokussiert überwiegend die Vermittlung theoretischer Inhalte. Die praktische Anwendung sowie die spezifischen Rahmenbedingungen und Herausforderungen in der industriellen Praxis sind häufig nicht Bestandteil des Curriculums. Darüber hinaus mangelt es an der umfassenden und fachübergreifenden Verknüpfung der Inhalte zum Erwerb interdisziplinärer Methodenkenntnisse und Kompetenzen zur Lösung praktischer Fragestellungen im Unternehmen.

## *2.2 Konzept zur Qualifizierung und Kompetenzentwicklung*

Zukünftige Konzepte zur Qualifizierung und Kompetenzentwicklung im Bereich des Industrial Engineering müssen den gewachsenen Anforderungen angepasst und um zusätzliche Aspekte ergänzt werden, um ausreichende Kompetenzen im Zeitalter der Digitalisierung gewährleisten zu können. Die zunehmende Komplexität industrieller Prozesse erfordert hierbei eine Erhöhung der Fachkompetenzen, während die größte Herausforderung jedoch darin besteht, theoretisches Wissen auf praktische Fragestellungen und Anwendungsbereiche zu übertragen (Bauer et al. 2018). Neben der rein theoretischen Informationsgewinnung sollten neue Ansätze folglich konkrete praktische Anwendungen sowie aktives Experimentieren umfassen, sodass ein umfassendes Verständnis geschaffen werden kann (vgl. Deuse et al. 2015).

In einer Umfrage (n = 57) haben Bauer et al. (2018) Industrieunternehmen u. a. der Branchen Automobil, Elektronik und Maschinenbau zum Einsatz von maschinellem Lernen innerhalb des Unternehmens befragt. Dabei gaben lediglich fünf Unternehmen (9 %) an, maschinelles Lernen im Unternehmen bereits verbreitet einzusetzen. 27 weitere Unternehmen (47 %) gaben an, erste Erfahrungen gesammelt oder Methoden in geringem Umfang eingesetzt zu haben. Die übrigen 25 Unternehmen (44 %) nutzen maschinelles Lernen bisher nicht, planen jedoch größtenteils einen zukünftigen Einsatz ebendieser Verfahren.

Als Hindernis für den Einsatz von maschinellem Lernen haben Bauer et al. (2018) das Fehlen entsprechender methodischer Kompetenzen identifiziert. Darauf aufbauend haben Bauer et al. (2018) einen Anforderungskatalog für die

Qualifizierung und Kompetenzentwicklung im Bereich Industrial Data Science entwickelt. Neben der Basis des didaktisch-methodischen Wissenstransfers bilden die Disziplinen Datenmanagement, maschinelles Lernen und Domänenwissen die drei Säulen der Industrial Data Science Ausbildung. Für den Industrial Engineer, welcher über fundiertes Domänenwissen verfügt, bedeutet dies die Anreicherung des Wissens und der Kompetenzen in den Bereichen des Datenmanagements und des maschinellen Lernens sowie die Befähigung zum interdisziplinären Wissenstransfer.

Im Rahmen des Forschungsprojekts „InDaS“ (BMBF, Förderkennzeichen 01|S17063A) wurde ein interdisziplinäres, stark praxisorientiertes Konzept zur Ausbildung zukünftiger Industrial Engineers entwickelt. Dieses verknüpft in hohem Maße das ingenieurwissenschaftliche Domänenwissen mit den methodischen Fachkenntnissen der Statistik und Informatik im Bereich des maschinellen Lernens. Das Konzept richtet sich an Masterstudierende der drei genannten Fachbereiche sowie an Fachkräfte aus der produzierenden Industrie. Die Vorgehensweise untergliedert sich in zwei Phasen, eine Theoriephase zur Vermittlung fachspezifischer Inhalte des maschinellen Lernens, des Datenmanagements und der Herausforderungen für maschinelles Lernen im industriellen Umfeld sowie eine Praxisphase zur Adaption und Anwendung der erlernten Inhalte. Durch die Entwicklung und Einbindung innovativer Lernformen wird die gezielte Kompetenzentwicklung zur Anwendung datenanalytischer Methoden in der industriellen Praxis ermöglicht. Ferner wird durch eine enge Kooperation mit Industrieunternehmen sowie durch die frühzeitige Integration und Berücksichtigung spezifischer industrieller Anforderungen und Fallstudien ein hoher Praxisbezug der vermittelten Inhalte gewährleistet. (Bauer et al. 2018)

### *2.3 Fallstudie/Empirie - Erste Erfahrungen und Ergebnisse*

Die erste Durchführung des zuvor beschriebenen Konzepts fand im Rahmen der universitären Lehre im Wintersemester 2018/19 und Sommersemester 2019 an der Technischen Universität (TU) Dortmund statt.

Die Veranstaltungsform der Theoriephase setzte sich zusammen aus einer semesterbegleitenden Vorlesung und Übung sowie zeitlich komprimierten Industrieworkshops. Neben der inhaltlichen und methodischen Kompetenzvermittlung erfolgte in dieser Phase ebenso die Einweisung in den Umgang mit geeigneten Hard- und Softwaresystemen am Beispiel der Programmiersprache R.

Als Lernerfolgskontrolle diente eine 90-minütige schriftliche Prüfung am Ende der Theoriephase. Diese unterteilte sich in vier übergeordnete Aufgabenstellungen, welche wiederum aus mehreren Teilaufgaben bestanden und in gleichen Anteilen das Erlernte in den Bereichen des ingenieurwissenschaftlichen Domänenwissens, der Datenadministration sowie in den statistischen Grundlagen des maschinellen Lernens und maschineller Lernverfahren abfragten. Der Anforderungsgrad der Aufgaben umfasste dabei die reine Wissensabfrage, den Transfer des erlangten Wissens auf neue Sachverhalte und die Verknüpfung von Informationen zur Lösung komplexer Problemstellungen.

**Tabelle 1:** Ergebnisse der ersten schriftlichen Prüfung der Veranstaltung Industrial Data Science im Rahmen der universitären Lehre im Wintersemester 2018/19 an der TU Dortmund aufgeschlüsselt nach Fakultätszuordnung der Studierenden (Teil 1: Einführung in Industrial Data Science, Teil 2: Datenadministration, Teil 3: Statistische Grundlagen des maschinellen Lernens, Teil 4: maschinelle Lernverfahren).

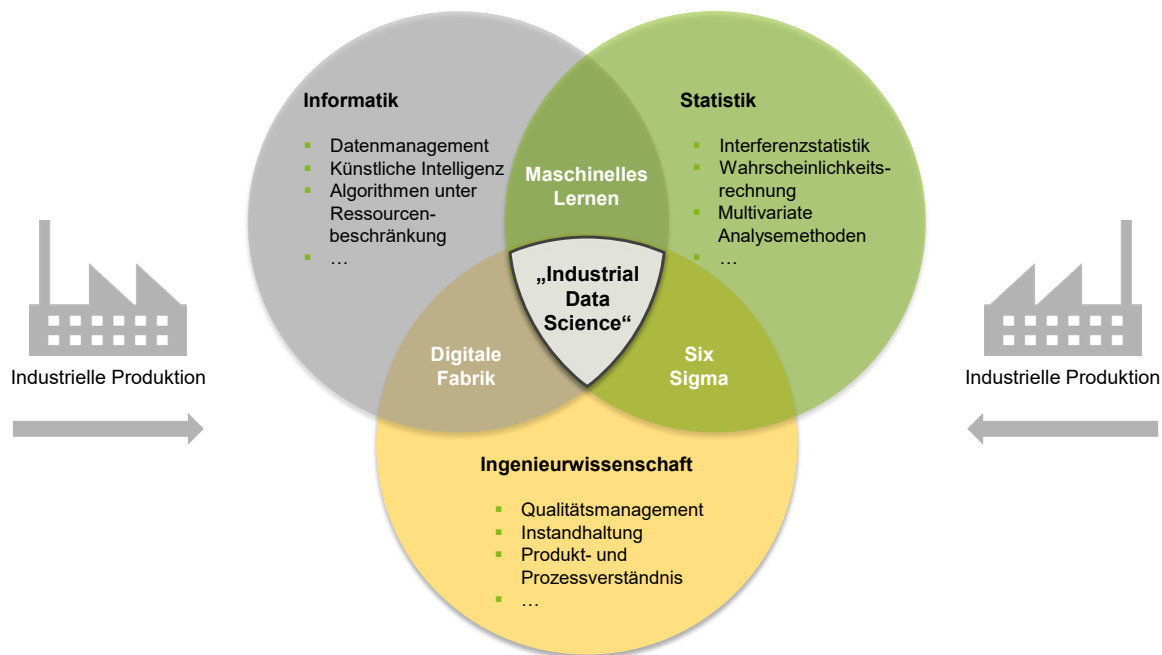
Aufgabenteil	Maximal mögliche Punktzahl	Maschinenbau (n=5)			Statistik (n=6)			Informatik (n=14)		
		Ø	Min	Max	Ø	Min	Max	Ø	Min	Max
<b>1</b>	15	14	13	15	11,5	2,5	14,5	12,5	9	15
<b>2</b>	15	11	6	13,5	9,5	4	14,5	12,5	8	15
<b>3</b>	15	11	7,5	14,5	11	4,5	14	11	3,5	14
<b>4</b>	15	12,5	8,5	15	11,5	2	15	13	6,5	15
<b>Gesamt</b>	<b>60</b>	<b>49</b>	<b>41</b>	<b>53,5</b>	<b>44</b>	<b>13</b>	<b>57</b>	<b>49</b>	<b>34</b>	<b>58</b>

Die Prüfungsergebnisse (siehe Tabelle 1) sowie die Ergebnisse der im Anschluss an die Veranstaltung anonym durchgeführten Evaluation in Form eines Fragebogens ermöglichten die Bewertung des Theorieteils des entwickelten Konzepts anhand objektiver Kriterien. Dabei zeigten die Ergebnisse und Rückmeldungen der Studierenden in allen drei Fachbereichen, dass die Verständlichkeit der Inhalte aus den einzelnen Disziplinen ein ähnlich hohes Niveau aufweist. Daraus lässt sich folgern, dass die Aufbereitung der Inhalte unter Berücksichtigung der heterogen vorgebildeten Zielgruppe als durchaus gelungen angesehen werden kann. Der einzige Kritikpunkt im Rahmen der Evaluation adressierte die Einführung in die Programmiersprache R, welche durch die Studierenden ohne Vorkenntnisse als zu komprimiert empfunden wurde. Diese soll daher zukünftig in Form eines optionalen Vorkurses umfassender behandelt werden, um den Studierenden die entsprechenden Programmierkenntnisse besser zu vermitteln.

Die zweite Phase wurde in Form eines dreimonatigen Praxisseminars mit Gruppenarbeiten zur Anwendung der vermittelten Inhalte zur eigenständigen Lösung vorgegebener industrieller Problemstellungen realisiert. Dies ermöglichte das gemeinsame Lernen und Anwenden des Erlernten in interdisziplinären Gruppen. Die Bearbeitung ausgewählter industrieller Fallstudien erfolgte semesterbegleitend in Kleingruppen, welche sich jeweils aus Studierenden der Ingenieurwissenschaften, Statistik und Informatik zusammensetzten. Dies ermöglichte die Verknüpfung der Perspektiven unterschiedlicher Fachrichtungen und förderte den fachübergreifenden Austausch zur Lösung realer Problemstellungen. Hierdurch konnten einerseits Wissen und Erfahrungen zwischen den Disziplinen ausgetauscht und andererseits die Zusammenarbeit in interdisziplinären Projektteams erfahren werden. Die Studierenden wurden im Rahmen ihrer Praxisarbeit durch Fachkräfte aus der Industrie unterstützt, welche ihre langjährige Erfahrung bzgl. der praktischen Anforderungen und Rahmenbedingungen in die Gruppe einbringen konnten und die Umsetzbarkeit der entwickelten Lösungen realistisch bewerteten. Darüber hinaus wurde im Rahmen der Veranstaltung die unternehmensübergreifende Kollaboration gestärkt, da die Studierenden und Industriefachkräfte in regelmäßigen gemeinsamen Abstimmungen ihre (Zwischen-)Ergebnisse und Methoden diskutieren konnten. Den Abschluss der Praxisphase bildeten Ergebnispräsentationen und Abschlussberichte, welche die Ergebnisse zusammenfassen und den Beitrag zur Lösung der industriellen Problemstellung bewerten.

Durch die gemeinsame Qualifizierung und Kompetenzentwicklung von Studierenden sowie Fachkräften aus der Industrie wurde auf die personellen Anforderungen produzierender Unternehmen im Kontext der zunehmenden

Digitalisierung reagiert und eine Ausbildung in der Schnittmenge der Disziplinen hin zum Industrial Data Scientist ermöglicht (siehe Abbildung 1).



**Abbildung 1:** Konzept zur Qualifizierung und Kompetenzentwicklung „Industrial Data Science“ im Rahmen des BMBF-geförderten Forschungsprojekts „InDaS“ (2017-2019)

Abschließend lässt sich zusammenfassen, dass durch dieses neuartige Konzept verschiedene fachliche Disziplinen auf ein gemeinsames Ausbildungsziel hinbewegt werden konnten, infolge dessen die Distanz der interdisziplinären Zusammenarbeit reduziert wurde. Dies ermöglichte erste Erfolge in der industriellen Anwendung der vermittelten Industrial Data Science Methoden. Für den Industrial Engineer, zu dessen operativen Aufgaben seit jeher die Aufbereitung und Analyse von Daten zählt, bestätigen die Ergebnisse die guten Ausgangsvoraussetzungen für die Weiterentwicklung vom Domänenexperten in Richtung Industrial Data Science.

Darüber hinaus ist eine weitere Aufgabe des Industrial Engineers die Optimierung und Stabilisierung der operativen Wertschöpfungsprozesse. Ein wesentlicher Bestandteil dessen ist die Ausbildung und Anleitung der operativen Beschäftigten. Diese sind, wie eingangs beschrieben, von den Auswirkungen des Megatrends der Individualisierung in hohem Maße betroffen und vor neue Herausforderungen gestellt. Die daraus resultierenden Konsequenzen für die Entwicklung und Implementierung neuer Ausbildungskonzepte für operative Beschäftigte sind nachstehend aufgezeigt.

### 3. Kompetenzentwicklung von Beschäftigten in der industriellen Montage

Die industrielle Montage in der Einzel- und Kleinserienfertigung ist aufgrund ihrer unmittelbaren Nähe zum Kunden in hohem Maße von der zunehmenden Komplexität infolge einer steigenden Individualisierung betroffen. So sind Montageprozesse aufgrund der erhöhten Variantenvielfalt oftmals durch häufige Produktwechsel, abnehmende Stückzahlen je Typ und sinkenden Losgrößen geprägt (Jonas 2000). Die Konsequenz dessen sind wissensintensive Arbeitsprozesse mit einer geringen



Wiederholhäufigkeit sowie die Forderung nach einer kurzzyklischen und kontinuierlichen Adaption der Montageprozesse und -strukturen (Gschirr et al. 2009; Nyhuis et al. 2015; Weisner et al. 2016; Weisner et al. 2018; Latos et al. 2017). Die Implementierung flexibler Montagesysteme ist demnach kein Wunsch, sondern vielmehr betriebliche Notwendigkeit, um die Anforderungen der Zukunft nachhaltig und effizient zu bewältigen (Spath & Rally 2013). Dabei ist zur Sicherstellung der geforderten Flexibilität und Reaktionsfähigkeit der Einsatz der menschlichen Arbeitskraft unumgänglich. So sind die Kreativität und Anpassungsfähigkeit, das Know-How und die Erfahrung sowie die menschliche Fähigkeit der Problemlösung ein unverzichtbarer Bestandteil moderner, flexibler und störungsresistenter Montagesysteme. (Große-Heitmeyer & Wiendahl 2004; Egbers et al. 2012; Vernim et al. 2016; Weisner et al. 2018)

### 3.1 Anforderungen

Die kurzfristigen Wechsel der Arbeitsaufgaben sowie die zunehmende Integration neuer technologischer Produktbearbeitungen und Assistenzsysteme führen zu stark variierenden Arbeitsbedingungen und -prozessen. Dies erfordert seitens der Beschäftigten ein hohes Reaktionsvermögen und ein an die jeweilige Situation angepasstes Verhalten (Weisner 2019). Sie sind daher dazu zu befähigen, eigene, situationsgerechte Verhaltensstrategien zu entwickeln und diese selbstorganisiert zur Lösung kontinuierlich wechselnder Problemstellungen einzusetzen (Abele & Cachay 2012; Dombrowski et al. 2015; Voigt et al. 2015; Haase et al. 2016).

Die in der wissenschaftlichen Literatur existierenden und in der betrieblichen Praxis eingesetzten klassischen, traditionellen Qualifizierungs- bzw. Weiterbildungsprogramme (z. B. lehrendenzentrierte Schulungen, Seminare und Workshops, standardisierte Arbeitsunterweisungen) sind vor diesem Hintergrund jedoch nicht ausreichend. So ist zwar die traditionelle Weiterbildung eine wesentliche Grundlage für ein zielgerichtetes Arbeiten und für den Bereich des expliziten Wissens stark professionalisiert, beeinflusst jedoch nur ca. 20 % der individuellen Handlungsfähigkeit der Beschäftigten (Staudt & Kriegesmann 1999; Gerst 2004). Darüber hinaus ist zu konstatieren, dass die bestehenden Ansätze und Methoden vornehmlich dem Erlernen neuer Fertigkeiten dienen, jedoch nur selten die Förderung der Flexibilität und Adaptionfähigkeit der Beschäftigten fokussieren.

In diesem Kontext gewinnt der Begriff der Kompetenzentwicklung zunehmend an Bedeutung. Dabei können Kompetenzen allgemein als Dispositionen des selbstständigen Handelns verstanden werden. Von besonderem Interesse ist hierbei die sog. berufliche Handlungskompetenz, die als Konglomerat der Fach-, Methoden-, Sozial- und Selbstkompetenz verstanden werden kann und es den Beschäftigten ermöglicht, in komplexen und unsicheren Situationen selbstorganisiert und verantwortungsvoll zu handeln (Erpenbeck et al. 1999; Kauffeld et al 2017). Aber auch die in diesem Zusammenhang oftmals eingesetzten Planspiele und Lernfabriken fokussieren nur bedingt den flexiblen Einsatz von Beschäftigten. So dienen diese zwar der Optimierung von Arbeitssystemen unter Einbezug des Wissens und der Fertigkeiten operativer Beschäftigter, eine gezielte, systematische und vom Arbeitsprozess ausgehende Förderung der Flexibilität und Anpassungsfähigkeit erfolgt jedoch zumeist nicht.

Für den Industrial Engineer der Zukunft bedeutet dies, dass es neue Konzepte und Ansätze zu entwickeln gilt, die die Förderung der beruflichen Handlungskompetenz für den zielgerichteten Umgang mit einer erhöhten Variantenvielfalt in der

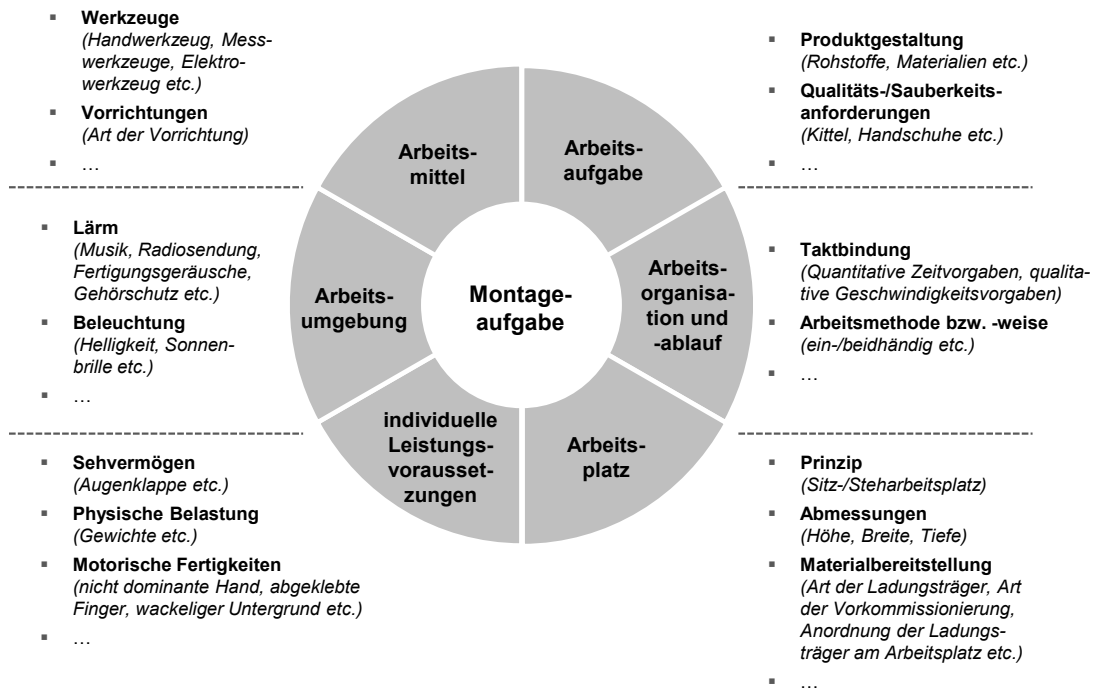
industriellen Montage in den Fokus stellen. Ein solcher Ansatz wurde an der TU Dortmund erarbeitet und empirisch validiert. Dieser Ansatz ermöglicht es, produzierenden Unternehmen der Einzel- und Kleinserienfertigung, Prozesse der individuellen Kompetenzentwicklung zu initiieren, sodass Beschäftigte die steigende Komplexität der Montageprozesse eigenverantwortlich, selbstorganisiert und kreativ bewältigen können. Der erfolgreiche Einsatz des Ansatzes dient konkret der Reduzierung von Montagefehlern, der Verkürzung von Zykluszeiten sowie der Reduzierung der psychischen Beanspruchung bei häufigen Produkt- und Variantenwechseln (Weisner 2019).

### *3.2 Konzept des differenziellen Lehren und Lernens in der industriellen Montage*

Die Basis des entwickelten Ansatzes bildet ein integrativer, systemdynamischer Ansatz aus den Bewegungswissenschaften (action approach) (Weisner 2019). Die zentrale Grundlage dessen ist die Selbstorganisation dissipativer Systeme und die Annahme, dass eine Verstärkung der Fluktuationen der Bewegungsausführung während des Lernprozesses eine leistungssteigernde Wirkung besitzt (Weisner 2019). Eine Übertragung des Ansatzes in ein Konzept des Bewegungslernens ist das sog. Differenzielle Lehren und Lernen (DL) nach Schöllhorn (1999). Ein wesentliches Merkmal des DL ist das konstruktivistische Verständnis von Variabilität. So wird die Orientierung an einer definierten Standard-/Idealbewegung bewusst in Frage gestellt und die Aspekte der Variabilität und Flexibilität gezielt als erforderliche Voraussetzungen für das Lernen selbst genutzt. Statt der Vorgabe einer Idealbewegung wird den Lernenden ein größtmöglicher Lösungsraum aufgezeigt, innerhalb dessen die jeweils optimale Bewegungsausführung situationsspezifisch ausgewählt werden kann. Durch die ständige Konfrontation mit wechselnden Aufgaben werden die dynamischen Fähigkeiten des Menschen gestärkt, sodass dieser befähigt wird, auf neue Aufgaben und geänderte Rahmenbedingungen schnell und adäquat zu reagieren. Für die Bewegungswissenschaften definiert Schöllhorn (1999) folgende Variationsbereiche: Gelenkwinkel, Gelenkwinkelgeschwindigkeit, Gelenkwinkelbeschleunigung, Randbedingungen der Bewegung sowie die Aufmerksamkeitslenkung auf einzelne Bewegungsaspekte. In verschiedenen Disziplinen des Sports konnten durch das DL positive Effekte nachgewiesen werden (z. B. Leistungssteigerung, Stabilisierung des Outputs, verbesserte Anpassungsfähigkeit sowie Optimierung und zeitliche Stabilisierung von Fertig- und Fähigkeiten) (u. a. Beckmann 2013; Jaitner & Schinz 2012). Für eine detaillierte Beschreibung des systemdynamischen Ansatzes respektive des DL sei auf Schöllhorn (1999), Beckmann (2013) und Weisner (2019) verwiesen.

Ausgehend von den allgemeinen Charakteristika des DL und dessen Umsetzung im Rahmen des Bewegungslernens, erfolgte die Adaption für den Anwendungsbereich der industriellen Montage. Zu diesem Zweck wurden zunächst sechs Variationsbereiche für das Anlernen operativer Beschäftigter abgeleitet: Arbeitsaufgabe, Arbeitsmittel, Arbeitsplatz, Arbeitsorganisation und Arbeitsablauf, Arbeitsumgebung, individuelle Leistungsdisposition. Darauf aufbauend wurden konkrete Variationen für das DL in der industriellen Montage abgeleitet. So können bspw. im Bereich der verwendeten Arbeitsmittel die eingesetzten Werkzeuge und Vorrichtungen variiert werden. Der Arbeitsplatz als solcher bietet ferner zahlreiche Variationsmöglichkeiten bzgl. der eigentlichen Abmessungen sowie der Art der Materialbereitstellung. Die definierten Variationsbereiche einschließlich ihrer

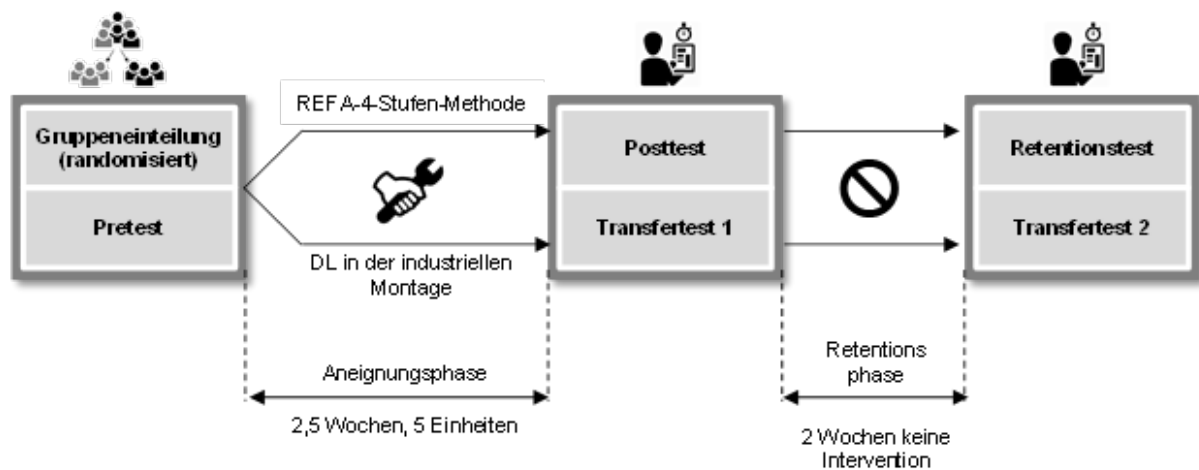
potentiellen Umsetzung während des Anlernens sind in Abbildung 2 zusammengefasst.



**Abbildung 2:** Variationen und deren Umsetzung in der industriellen Montage (Weisner 2019)

### 3.3 Ergebnisse der empirischen Untersuchung

Zur Überprüfung des DL in der industriellen Montage (Interventionsgruppe = IG) wurde dieses im Rahmen einer empirischen Untersuchung validiert und mit der in der betrieblichen Praxis weit verbreiteten Arbeitsunterweisung nach REFA (Kontrollgruppe = KG) verglichen. Um sowohl die Leistungsänderung über die Zeit als auch die Konstanz der Leistungsänderung in Abhängigkeit des jeweils verwendeten Anlernkonzepts zu untersuchen, wurde ein klassisches Pretest-Posttest-Design gewählt. Dieses wurde um einen Retentionstest ergänzt, um ferner die zeitliche Stabilität der Leistungsänderung analysieren zu können. Das zentrale Ziel des DL in der industriellen Montage ist jedoch die Entwicklung der beruflichen Handlungskompetenz für einen zielgerichteten Umgang mit einer erhöhten Variantenvielfalt. Dies bedeutet, dass Beschäftigte die im Rahmen des Anlernens erworbenen Fähigkeiten, Fertigkeiten und Wissensbestände selbstorganisiert und zielgerichtet bei variierenden Arbeits- und Umgebungsbedingungen einsetzen können. Es gilt demnach, nicht nur die auf eine einzelne Montageaufgabe bezogene Leistungsänderung infolge des Anlernens zu untersuchen, sondern vielmehr den erfolgten Transfer auf neue Situationen und Produkte. Aus diesem Grund wurden dem Untersuchungsdesign zwei Transfertests hinzugefügt. Das vollständige Untersuchungsdesign ist in Abbildung 3 dargestellt.



**Abbildung 3:** Untersuchungsdesign (Weisner 2019)

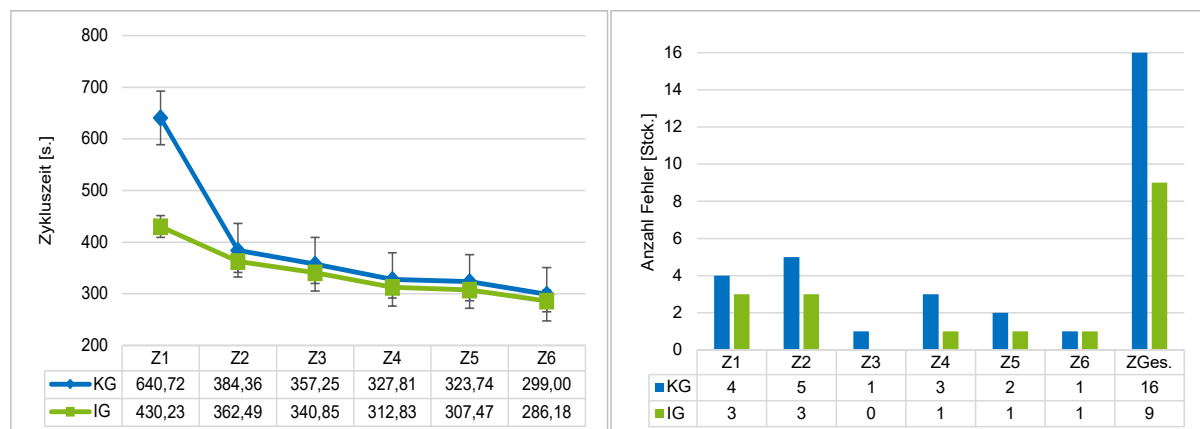
Während des Pre-, Post- und Retentionstests montierten die Versuchspersonen in sechs Zyklen je ein 2-Stufen-Getriebe. Im Rahmen des ersten Transfertests wurde jeweils eine Pumpe in sechs aufeinanderfolgenden Zyklen montiert. Im Rahmen des zweiten Transfertests erfolgte die Montage einer Lampe in jeweils vier aufeinanderfolgenden Zyklen. Die Erhebung der Messgrößen (Zykluszeit, Anzahl der Montagefehler, subjektive Beanspruchung) erfolgte während bzw. im Anschluss an die einzelnen Tests. Die subjektive Beanspruchung wurde mittels NASA-TLX erhoben. Für eine detaillierte Darstellung des Untersuchungsablaufs sowie für die Charakterisierung der Stichprobe sei auf Weisner (2019) verwiesen.

Zur Überprüfung der formulierten Forschungshypothesen wurden die nachstehend genannten inferenzstatistischen Verfahren eingesetzt: t-Test, ein- bzw. mehrfaktorielle Varianzanalyse ohne bzw. mit Messwiederholung, Friedmann-Test, Mann-Whitney-U-Test. Zur Messung der Effektstärke wurden Cohens'  $d$  sowie der Korrelationskoeffizient von Pearson verwendet. Für alle Hypothesentests wurde ein  $\alpha$ -Fehlerniveau von 5 % festgelegt. Im Folgenden werden die Ergebnisse der empirischen Untersuchung dargestellt. Dabei wird zwischen den Ergebnissen des Pre-, Post- und Retentionstests (1) und den Ergebnissen des ersten Transfertests (2) unterschieden. Die Ergebnisse des zweiten Transfertests sind nahezu analog zu denen des ersten und in Weisner (2019) ausführlich beschrieben.

Die Analyse der erhobenen Zykluszeiten im Pre-, Post- und Retentionstest zeigt einen signifikanten Einfluss der Variable „Messzeitpunkt“ auf die erhobenen Zykluszeiten ( $p \leq .001$ ,  $\eta^2 = 0,860$ ). Darüber hinaus konnten absolute Unterschiede in den Zykluszeiten zu den jeweiligen Messzeitpunkten zwischen der IG und der KG festgestellt werden. Diese waren jedoch in der inferenzstatistischen Analyse nicht signifikant ( $p = .628$ ). Das gleiche Ergebnis zeigte sich bei der Auswertung der Messgröße „Anzahl der Montagefehler“. Während der Zeitpunkt der Messung einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Anzahl der Montagefehler hatte ( $p = .002$ ), hatte die unabhängige Variable „Gruppe bzw. Anlernkonzept“ keinen statistischen Einfluss auf die Ergebnisse. Ein anderes Bild zeigte sich jedoch bei der Erhebung der subjektiven Beanspruchung. So hatte der Zeitpunkt der Messung einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Variable „subjektive Beanspruchung“ ( $p \leq .001$ ,  $\eta^2 = .528$ ). Zudem konnte ein statistisch hoch signifikanter Unterschied zwischen den beiden Versuchsgruppen festgestellt werden ( $p = .043$ ,  $\eta^2 = .146$ ). Basierend auf den Ergebnissen des Pre-, Post- und Transfertests kann festgehalten werden, dass das

DL in der industriellen Montage für das Anlernen eines einzelnen Produkts bzw. einer einzelnen Produktvariante als mindestens gleichwertig zur Arbeitsunterweisung nach REFA angesehen werden kann.

Während des ersten Transfertests konnten in der IG statistisch signifikant geringere Zykluszeiten ( $p = .029$ ,  $d = 1,004$ ;  $r = .466$ ) und eine statistisch signifikant geringere subjektive Beanspruchung ( $p = .016$ ,  $d = 1,12$ ;  $r = .51$ ) festgestellt werden. Besonders auffällig war der Unterschied der erhobenen Zykluszeiten während des ersten Montagezyklus. So benötigte die KG im Mittel etwa 3,5 Minuten länger als die IG ( $p = .002$ ,  $d = 1,679$ ;  $r = .726$ ). Darüber hinaus montierte die KG in Summe nahezu doppelt so viele fehlerhafte Produkte wie die IG ( $U = 42,50$ ,  $p = .243$ ). Während das verwendete Anlernkonzept auf die Anzahl der Montagefehler im ersten Transfertest keinen signifikanten Einfluss hatte, konnte im zweiten Transfertest ein statistisch signifikanter Unterschied beobachtet werden ( $p = .036$ ,  $r = .50$ ). Die Ergebnisse für die Messgrößen „Zykluszeit“ und „Anzahl der Montagefehler“ des ersten Transfertests sind in Abbildung 4 dargestellt.



**Abbildung 4:** Ergebnisse des 1. Transfertests für die abhängigen Variablen „Zykluszeit (links) und „Anzahl der Montagefehler“ (rechts). Dargestellt sind die Werte der Interventionsgruppe (IG) und der Kontrollgruppe (KG) (Weisner 2019)

Die empirische Untersuchung zeigt eine Überlegenheit des DL im Vergleich zur Arbeitsunterweisung nach REFA in beiden Transfertests. Die Integration der beschriebenen Variationen während des Anlernens dient demnach der Förderung der beruflichen Handlungskompetenz für einen zielgerichteten Umgang mit einer erhöhten Variantenvielfalt in der Einzel- und Kleinserienfertigung (Weisner 2019). Durch das DL in der industriellen Montage kann schlussendlich eine Erhöhung der Arbeitsproduktivität und eine Verringerung der psychischen Beanspruchung bei variierenden Arbeitsinhalten und -prozessen erreicht werden. Der entwickelte Ansatz bietet den zukünftigen Industrial Engineers folglich eine neue Möglichkeit den beschriebenen operativen Anforderungen im Produktionsprozess gerecht zu werden. Er kann auf diese Weise gezielt die berufliche Handlungskompetenz adressieren und zielgerichtet entwickeln.

#### 4. Zusammenfassung und Fazit

Die detaillierte Analyse des Rollenverständnisses sowie des Wirkungsbereichs des zukünftigen Industrial Engineering lässt zwei deutliche Stoßrichtungen erkennen. So werden neben der tiefen Methodenkompetenz, die Ausweitung und Verbesserung

der System- und Problemlösungskompetenz in Richtung einer zielführenden Anwendung des Industrial Data Science fest zum Profil eines erfolgreichen Industrial Engineers gehören. Die hiermit einhergehenden Aufgaben zielen insb. auf eine Verbesserung der Effizienz indirekter Bereiche in produzierenden Unternehmen ab und haben einen signifikanten Einfluss auf die dort geleistete Wissensarbeit und die zur Verfügung stehenden Assistenzsysteme für die Planung und Steuerung der Produktion der Zukunft. Das Industrial Engineering der Zukunft hat somit das Potential die Arbeit im White Collar Bereich zu revolutionieren.

Die beschriebenen Erfahrungen bei der Erprobung von Industrial Data Science Ansätzen in der universitären Ausbildung belegen das erhebliche Potential (siehe Kapitel 2). Der Lernerfolg aller Gruppen, das positive subjektive Empfinden der Lehrenden und Lernenden im Ausbildungsverlauf und auch die erzielten Ergebnisse, verdeutlichen die Wirksamkeit des Konzepts. Neben der Unterstützung durch strukturierte Vorgehensweisen zur Durchführung von Industrial Data Science Projekten und der engen und interdisziplinären Unterstützung der Projektteams, konnte die regelmäßige Einbindung von Prozess- und Domänenexperten (z.B. durch Unternehmensvertreter) als erfolgskritischer Faktor identifiziert werden. Eine Entwicklung tragfähiger interdisziplinärer Verbünde erscheint aus allen Fakultätsrichtungen möglich. Dabei hat die Integration des Domänenwissens einen wesentlichen Anteil am Projekterfolg.

Weisen die bislang adressierten Veränderungen in Richtung einer schrittweisen Entfernung des Industrial Engineering von den direkten Wertschöpfungsprozessen, so muss diese Tendenz mit Blick auf die Aufgabenfelder im Bereich der Individualisierung der Produktion und dem steigenden Gestaltungsanspruch für eine menschengerechte Arbeit verneint werden. Das Industrial Engineering der Zukunft ist vielmehr gezwungen, die individuellen Bedürfnisse sowie Stärken und Schwächen einzelner Beschäftigter in einer Tiefe zu berücksichtigen, die bislang wirtschaftlich nicht abbildbar ist. Diese Aufgabe zielt auf eine Verfeinerung der Gestaltungsaufgabe für direkte Wertschöpfungsprozesse und eine neue Generation von Ansätzen und Methoden zur Qualifizierung und Kompetenzentwicklung. Die Erfahrungen in der Anwendung des DL in der industriellen Montage bestätigen das Potential individualisierter Konzepte. Durch die Abkehr von allgemeingültigen Standards während des Anlernens, wird gezielt die berufliche Handlungskompetenz operativer Beschäftigter gefördert, sodass diese in die Lage versetzt werden mit den oftmals unspezifischen und fehlenden Zielvorstellungen umzugehen und sich an veränderte Arbeitsbedingungen anzupassen, indem sie ihr Wissen sowie ihre Fertig- und Fähigkeiten selbstständig und situationsgerecht einsetzen.

Zusammenfassend ergibt sich für das Berufsbild des Industrial Engineers der Zukunft ein anspruchsvoller aber ebenso reizvoller Spagat aus der Ausweitung des Aufgabenfeldes in indirekten Produktionsbereichen auf der einen und der Vertiefung der Prozessexpertise und erforderlichen Methodenkompetenz zur individualisierten Gestaltung der Wertschöpfung in den direkten Bereichen auf der anderen Seite. Beide genannten Stoßrichtungen sind bei der Ausbildung der Industrial Engineers der Zukunft zu berücksichtigen, sodass die Potenziale, die sich aufgrund der veränderten Arbeitswelt bieten, voll ausgeschöpft werden. Nur auf diese Weise kann das Industrial Engineering als Schlüsselfunktion der Wertschöpfung im Kontext der vierten industriellen Produktion etabliert werden.

## 5. Literatur

- Abele, E.; Reinhart, G. (2011) Zukunft der Produktion. Herausforderungen, Forschungsfelder, Chancen. München: Hanser
- acatech (2016) Kompetenzen für Industrie 4.0. Qualifizierungsbedarfe und Lösungsansätze. München: Herbert Utz Verlag.
- Abele E, Cachay J (2012) Kompetenzentwicklung durch Lernfabriken. Lehrplan für Shopfloor Mitarbeiter bei proaktiven Verbesserungsprozessen. In: wt Werkstattstechnik online 102, 2012 (3), S. 88–93.
- Bauer N, Stankiewicz L, Jastrow M, Horn D, Teubner J, Kersting K, Deuse J, Weihs C (2018) Industrial Data Science. Developing a Qualification Concept for Machine Learning in Industrial Production. In: European Conference on Data Analysis (ECDA). Paderborn, 04.-06.07.2018.
- Beckmann H (2013) Untersuchung der Auswirkungen verschiedener Variationsbereiche des differenziellen Lernens und Lehrens im weiten Sinn auf ausgewählte technische Grundfertigkeiten im Hallenhockey. Dissertation. Johannes Gutenberg Universität, Mainz. Institut für Sportwissenschaft.
- BMW (2015): Industrie 4.0 und Digitale Wirtschaft. Impulse für Wachstum, Beschäftigung und Innovation. Berlin. Deuse J, Achenbach M, Lenze D (2015) Hybrides Ausbildungskonzept für den Umgang mit Systemkomplexität. In: Meier H (ed) Lehren und Lernen für die moderne Arbeitswelt, Gito, pp 249-264.
- Deuse J, Konrad B, Bohnen F (2013) Reduzierung von Variabilität – Einsatz von Data Mining in Produktionssystemen. In: Freidewald, A.; Lödding, H. (Hg.): Produzieren in Deutschland. Wettbewerbsfähigkeit im 21. Jahrhundert. Berlin: Gito, S. 299–316.
- Deuse J, Erohini O, Lieber D (2014) Wissensentdeckung in vernetzten, industriellen Datenbeständen. In: Hermann Lödding (Hg.): Industrie 4.0. Wie intelligente Vernetzung und kognitive Systeme unsere Arbeit verändern. Berlin, Germany: Gito (Schriftenreihe der Hochschulgruppe für Arbeits- und Betriebsorganisation e.V. (HAB)), S. 373-395.
- Deuse J, Schmitt J, Bönig J, Beitinger G (2019) Dynamische Röntgenprüfung in der Elektronikproduktion. Einsatz von Data-Mining-Verfahren zur Qualitätsprognose. In: Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb (ZWF) 114 (5), S. 264-267.
- Dombrowski U, Krenkel P, Malorny C (2015) Erfahrbares Lernen von Kompetenzen für die Produktion von morgen. In: Horst Meier (Hg.): Lehren und Lernen für die moderne Arbeitswelt. Berlin: GITO (Schriftenreihe der Hochschulgruppe für Arbeits- und Betriebsorganisation e.V. (HAB)), S. 285–312.
- Egbers J, Glonegger M, Magenheimer K, Meis F, Pause J, Pröpster M, Reinard G (2012) Mensch und Produktionstechnik. Berücksichtigung menschlicher Fähig- und Fertigkeiten in direkten sowie indirekten Fabrikbetrieben. In: wt Werkstattstechnik online 102 (9), S. 615–621.
- Eickelmann M, Wiegand M, Konrad B, Deuse J (2015) Die Bedeutung von Data-Mining im Kontext von Industrie 4.0. In: Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb 110 (11), S. 738-743.
- Eigner, M.; August, U.; Schmich, M. (2016): Smarte Produkte erfordern ein Umdenken bei Produktstrukturen und Prozessen. In: Siemens White Paper.
- Erpenbeck J, Heyse V, Meynhardt T, Weinberg J (1999) Die Kompetenzbiographie. Wege der Kompetenzentwicklung. 2. aktualisierte und überarb. Auflage. Münster: Waxmann.
- Fayyad U, Piatetsky-Shapiro G, Smyth P (1996) From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. In: AI Magazine. 17, Nr. 3, S. 37–54.
- Geisberger E, Broy M (Hg.) (2012) agendaCPS - Integrierte Forschungsagenda Cyber-Physical Systems. Berlin, Heidelberg. Springer.
- Gerst D (2004) Arbeitsorganisation und Qualifizierung. In: Wiendahl H-P, Gerst D und Keunecke L (Hg.): Variantenbeherrschung in der Montage. Konzept und Praxis der flexiblen Produktionsendstufe. Berlin, Heidelberg: Springer (VDI-Buch), S. 95–118.
- Große-Heitmeyer V, Wiendahl H-P (2004) Einführung. In: Wiendahl H-P, Gerst D und Keunecke L (Hg.): Variantenbeherrschung in der Montage. Konzept und Praxis der flexiblen Produktionsendstufe. Berlin, Heidelberg: Springer (VDI-Buch), S. 1–20.
- Gschirr M, Baur G, Rauch E (2009) Montagesystemplanung für die schlanke Produktion. Eine Methode zur Gestaltung flexibler Montagesysteme im Rahmen Ganzheitlicher Produktionssysteme. In: ZWF - Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb 104 (5), S. 348–352.
- Haase T, Termath W, Berndt D (2016): Integrierte Lern- und Assistenzsysteme für die Produktion. In: Industrie Management 32, 2016 (3), S. 19–22.
- Harding J. A, Shahbaz M, Srinivas S, Kusiak A (2006) Data Mining in Manufacturing: A Review. In: Journal of Manufacturing Science and Engineering, 128(4), S. 969- 976

- Hastie T, Tibshirani R, Friedman J (2001) The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction. New York. Springer
- Jonas C (2000) Konzept einer durchgängigen, rechnergestützten Planung von Montageanlagen. Dissertation. Technische Universität München, München.
- Köksal G, Batmaz I, Testik C (2011) A review of data mining applications for quality improvement in manufacturing industry. *Expert Systems with Applications*. 38, S. 13448-13467.
- Lanza, G., Nyhuis, P., Fisel, J., Jacob, A., Nielsen, L., Schmidt, M., Stricker, N (2018) Wandlungsfähige, menschenzentrierte Strukturen in Fabriken und Netzwerken der Industrie 4.0. München: Herbert Utz Verlag.
- Latos B A, Holtkötter C, Brinkjans J, Kalantar P, Przybysz P M, Mütze-Niewöhner S (2017) Partizipatives und simulationsgestütztes Vorgehen zur Konzeption einer flexiblen und demografierobusten Montagelinie. In: *Zeitschrift für Arbeitswissenschaft* 1 (11/12), S. 1–9.
- Li J (2003) Die Beherrschung der Variantenvielfalt im Vertriebsprozess mit Hilfe des Variantenkongfigurators am Beispiel der Implementierung der „SAP R/3 Variantenkonfiguration“. Dissertation. Universität Mannheim, Mannheim. Fakultät für Betriebswirtschaftslehre, Organisation und Wirtschaftsinformatik II.
- Morik K, Deuse J, Stolpe M, Bohnen F, Reichelt U (2010) Einsatz von Data-Mining-Verfahren im Walzwerk. In: *stahl und eisen* 130 (10), S. 80-82.
- Niggemann O, Biswas G, Kinnebrew J, Khorasgani H, Volgmann S, Bunte A (2017) Datenanalyse in der intelligenten Fabrik. In: Vogel-Heuser B, Bauernhansl T, ten Hompel M (Hg.): *Handbuch Industrie 4.0 Bd. 2*. Berlin: Springer Verlag, S. 471-490.
- Nyhuis P, Bellmann V K, Ansari S M (2015) Auswirkungen von globalen Trends auf die Lehr- und Lernkonzepte der Zukunft. In: Meier H (Hg.): *Lehren und Lernen für die moderne Arbeitswelt*. Berlin: GITO (Schriftenreihe der Hochschulgruppe für Arbeits- und Betriebsorganisation e.V. (HAB)), S. 163–182.
- Plorin D, Poller R, Müller E (2013) Advanced Learning Factory. Integratives Lernfabrikkonzept zur praxisnahen Kompetenzentwicklung am Beispiel der Energieeffizienz. In: *wt Werkstattstechnik online* 103, 2013 (3), S. 226–232.
- Schmitt J, Deuse J (2019) Modellbasierte Prüfprozesse. Einsatz von Data-Mining-Verfahren zur industriellen Qualitätssicherung. In: *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb (ZWF)* 114 (4), S. 191-193.
- Schöllhorn W (1999) Individualität - ein vernachlässigter Parameter? In: *Leistungssport* 29 (2), S. 5–12.
- Spath D, Rally P (2013) Zukunftssicherung mit wandlungsfähigen Montagesystemen. Bedarf und Nutzen. In: Spath D (Hg.): *Zukunftsfähige Montagesysteme*. Wirtschaftlich, wandlungsfähig und rekonfigurierbar. Stuttgart: Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO, S. 9–19.
- Staudt E, Kriegesmann B (1999) Weiterbildung - ein Mythos zerbricht. Der Widerspruch zwischen überzogenen Erwartungen und Mißerfolgen der Weiterbildung. Bochum: IAI (Berichte aus der angewandten Innovationsforschung, 178).
- Stich V, Gudergan G, Senderek R (2015) Arbeiten und Lernen in der digitalisierten Welt. In: Hirsch-Kreinsen H, Itterman P und Niehaus J (Hg.): *Digitalisierung industrieller Arbeit. Die Vision Industrie 4.0 und ihre sozialen Herausforderungen*. Baden-Baden: Nomos (edition sigma), S. 108–131.
- Strauß P, Wöstmann R, Schmitz M, Deuse J (2018) Enabling of Predictive Maintenance in the Brownfield through Low-Cost Sensors, an IIoT-Architecture and Machine Learning. In: 2018 IEEE International Conference on Big Data. Seattle, 10.-13.12.2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- Tao F, Qi Q, Liu A, Kusiak A (2018) Data-driven smart manufacturing. In: 2018 *Journal of Manufacturing Systems*. The Society of Manufacturing Engineers. Elsevier Ltd.
- Vernim S, Wehrle P, Reinhart G (2016) Entwicklungstendenzen für die Produktionsarbeit von morgen. In: *ZWF - Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 111, 2016 (9), S. 569–572.
- Voigt B-F, Süße T, Wilkens U (2015) Entwicklung von Kompetenzen für Industrie 4.0 im Rahmen eines Planspielszenarios - Simulation und Evaluation. In: Meier H (Hg.): *Lehren und Lernen für die moderne Arbeitswelt*. Berlin: GITO (Schriftenreihe der Hochschulgruppe für Arbeits- und Betriebsorganisation e.V. (HAB)), S. 145–162.
- Walch M D (2011) Belastungsermittlung in der Kommissionierung vor dem Hintergrund einer alternsgerechten Arbeitsgestaltung der Intralogistik. München: fml Lehrstuhl für Fördertechnik, Materialfluss, Logistik.
- Weisner K (2019) Beitrag zur Entwicklung individueller Kompetenz zum Umgang mit Variabilität in der Montage durch Adaption motorischer Lerntheorien. Dissertation. Technische Universität Dortmund, Dortmund. Fakultät Maschinenbau.



Weisner K, Deuse J, Jaitner T (2016) Adaption eines bewegungswissenschaftlichen Trainingsansatzes zur Erhöhung der Einsatzflexibilität operativer Mitarbeiter. In: Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e. V. (GfA) (Hg.): Arbeit in komplexen Systemen - digital, vernetzt, human?! 62. Kongress der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft. Aachen, 02. - 04.03. Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e. V. (GfA): GfA-Press.

Weisner K, Deuse J, Jaitner T (2018) Erhöhung der Einsatzflexibilität operativer Mitarbeiter durch Differenzielles Lehren und Lernen. Adaption und Validierung motorischer Lerntheorien für die industrielle Montage. In: Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e. V. (GfA) (Hg.): ARBEIT(S). WISSEN.SCHAF(F)T. Grundlage für Management & Kompetenzentwicklung. 64. Kongress der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft. Frankfurt, 21.23.02.: GfA-Press.



Gesellschaft für  
Arbeitswissenschaft e.V.

## **ERKENNEN.LERNEN.VERÄNDERN**

Die Arbeit des Menschen in der digital vernetzten Welt

Herbstkonferenz der  
Gesellschaft für Arbeitswissenschaft

MTM ASSOCIATION e. V.

12. und 13. September 2019

---

## **GfA-Press**

---

**Dokumentation der Herbstkonferenz der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V.  
vom 12. bis 13. September 2019, Böblingen**

**Deutsche MTM ASSOCIATION e. V., Hamburg**

Herausgegeben von der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V.  
Dortmund: GfA-Press, 2019  
ISBN 978-3-936804-26-3

NE: Gesellschaft für Arbeitswissenschaft: Konferenzband

Als Manuskript zusammengestellt. Dieser Konferenzband ist nur in der Geschäftsstelle erhältlich.

Alle Rechte vorbehalten.

© **GfA-Press, Dortmund**

**Schriftleitung: Matthias Jäger**

im Auftrag der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V.

Ohne ausdrückliche Genehmigung der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft e.V. ist es nicht gestattet:

- den Konferenzband oder Teile daraus in irgendeiner Form (durch Fotokopie, Mikrofilm oder ein anderes Verfahren) zu vervielfältigen,
- den Konferenzband oder Teile daraus in Print- und/oder Nonprint-Medien (Webseiten, Blog, Social Media) zu verbreiten.

Die Verantwortung für die Inhalte der Beiträge tragen alleine die jeweiligen Verfasser; die GfA haftet nicht für die weitere Verwendung der darin enthaltenen Angaben.

**Screen design und Umsetzung**

© 2019 fröse multimedia, Frank Fröse

[office@internetkundenservice.de](mailto:office@internetkundenservice.de) · [www.internetkundenservice.de](http://www.internetkundenservice.de)