

## Bachelorarbeit

# Untersuchung und Bewertung von Industrie-4.0-Technologien zur Unterstützung von Lebenszyklusanalysen

Estelle Nguyen-Lan Duparc  
Matrikelnummer: 166273  
Studiengang: Wirtschaftsingenieurwesen

Erstprüfer: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Markus Rabe  
Zweitprüfer: M. Sc. Joachim Hunker

Ausgegeben am: 16.02.2018  
Eingereicht am: 11.05.2018

Fachgebiet für IT in Produktion und Logistik  
Fakultät Maschinenbau  
Technische Universität Dortmund

# Inhaltsverzeichnis

<b>Inhaltsverzeichnis .....</b>	<b>I</b>
<b>1 Einleitung.....</b>	<b>3</b>
<b>2 Grundlagen von Industrie 4.0.....</b>	<b>6</b>
2.1 Begriffsbestimmung .....	7
2.2 Ziele .....	10
2.3 Technologiefelder .....	12
2.4 Industrie-4.0-Reifegrad in Unternehmen .....	17
<b>3 Die Methode der Lebenszyklusanalyse .....</b>	<b>20</b>
3.1 Grundlagen aus dem Bereich der Lebenszyklusanalyse.....	20
3.2 Phasen der Lebenszyklusanalyse .....	25
3.3 Herausforderungen während der Erstellung einer Lebenszyklusanalyse .....	30
<b>4 Technologiebewertung .....</b>	<b>41</b>
4.1 Grundlagen aus dem Bereich der Technologiebewertung.....	41
4.2 Technologische Bewertungsmethoden .....	44
<b>5 Einsatzpotenziale von Industrie-4.0-Technologien zur Bewältigung von Herausforderungen in Lebenszyklusanalysen .....</b>	<b>50</b>
5.1 Auswahl einer Bewertungsmethode .....	50
5.2 Herleitung von Bewertungskriterien.....	54
5.2.1 Datenverfügbarkeit .....	55
5.2.2 Datenqualität.....	56
5.2.3 Wissensmanagement .....	58
5.2.4 Standardisierung .....	59
5.3 Ausarbeitung von Einsatzpotenzialen.....	60
5.4 Bewertung der Einsatzpotenziale .....	66
<b>6 Validierung der Analyseergebnisse anhand von Fallbeispielen .....</b>	<b>76</b>
6.1 Kleinunternehmen mit niedrigem Industrie-4.0-Reifegrad .....	76
6.2 Automobilkonzern mit hohem Industrie-4.0-Reifegrad .....	79
<b>7 Zusammenfassung und Ausblick.....</b>	<b>81</b>

<b>Literaturverzeichnis .....</b>	<b>83</b>
<b>Abbildungsverzeichnis.....</b>	<b>88</b>
<b>Tabellenverzeichnis .....</b>	<b>89</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis .....</b>	<b>90</b>
<b>Eidesstaatliche Versicherung.....</b>	<b>91</b>

# 1 Einleitung

Infolge der fortschreitenden Verknappung von Rohstoffen sowie durch gesellschaftlichen und politischen Druck wächst die Bedeutung ökologischer Nachhaltigkeit in Unternehmen. Diese lässt sich durch Lebenszyklusanalysen (LZA) quantifizieren, indem die Umweltwirkungen eines Produktes über seinen Lebenszyklus hinweg erfasst und bewertet werden. Die Ergebnisse einer LZA werden in Unternehmen z. B. für Schwachstellenanalysen, Produktoptimierungen oder zu Marketingzwecken verwendet (vgl. DIN 14040 2006, S. 16). Eine LZA gliedert sich in vier iterative Phasen und birgt eine hohe Anzahl an unternehmensindividuellen Herausforderungen. So kann ein fehlender Prozessüberblick des LZA-Anwenders die Erfassung des Produktsystems erschweren und die Zielsetzung sowie Ergebnisauswertung negativ beeinflussen (vgl. Reap et al. 2008, S. 385). Unzureichende Datenverfügbarkeit sowie mangelnde Datenqualität sind weitere Fehlerquellen einer LZA (vgl. Klein und Stock 2016, S. 25). Des Weiteren können Ergebnisse zweier LZA zum selben Produkt nur bedingt miteinander verglichen werden, da die ISO-Richtlinien 14040/44 zur Erstellung einer LZA viel Entscheidungsspielraum bieten (vgl. Feifel et al. 2010, S. 92). In Unternehmen mit niedrigem Digitalisierungsstand, meist kleine und mittlere Unternehmen (KMU), werden LZA aufgrund des damit verbundenen Personal- und Kostenaufwandes selten erstellt (vgl. Dresen und Herzog 2009, S. 93).

In den letzten Jahrzehnten ist eine rasante Entwicklung der Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) zu beobachten, die eine allgegenwärtige Vernetzung in der Produktion ermöglicht. In sogenannten intelligenten Fabriken erfassen und verarbeiten cyber-physische Systeme (CPS) die Daten aus ihrer Produktionsumgebung in Echtzeit und ermöglichen eine autonome Steuerung der Produktionsprozesse (vgl. Lee 2008, S. 363). Intelligente Assistenzsysteme binden den Menschen in die intelligente Fabrik ein und helfen durch Aufbereitung hoher Datenmengen bei Entscheidungsprozessen und dem Verständnis von komplexen Produktionsabläufen (vgl. Mayer 2014, S. 486 f.). Die Erforschung der dafür notwendigen Technologien und der damit verbundenen Änderung von Wirtschafts- und Arbeitsprozessen erfolgt unter dem von der Bundesregierung initiierten Zukunftsprojekt „Industrie 4.0“. Seit 2011 erforscht ein Zusammenschluss aus Forschungs- und Wirtschaftsverbänden verschiedene Technologiefelder der IKT. Einzeln sind die unter Industrie 4.0 zusammengefassten Technologien und Dienste, wie z. B. eingebettete Systeme, Softwareprogramme oder das Internet, fester Bestandteil von Unternehmen. Sie werden oftmals in den einzelnen

Unternehmensebenen isoliert voneinander eingesetzt, so dass potenzielle Synergieeffekte wegfallen. Erst die Verbindung der einzelnen Technologien ermöglicht die in der Industrie 4.0 beschriebenen Potenziale, wie z. B. eine intelligente, unternehmensinterne und unternehmensübergreifende Vernetzung (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 5f.).

LZA und Industrie 4.0 bilden zwei komplexe Forschungsfelder, die weitgehend isoliert voneinander erforscht werden. Lediglich Softwareprogramme und Datenbanken sind ein weit verbreitetes Hilfsmittel der IKT zur Erstellung von LZA. Sie werden stetig weiterentwickelt und an unternehmerische Bedürfnisse angepasst (vgl. Lüdemann und Feig 2014, S. 4; vgl. Gössling et al. 2013, S. 132). Allerdings existiert keine ganzheitliche Betrachtung von Methoden und Techniken aus dem Bereich der Industrie 4.0 im Hinblick auf potenzielle Einsatzmöglichkeiten für die Erstellung von LZA.

Das Ziel dieser wissenschaftlichen Arbeit besteht in der systematischen Analyse und Bewertung von Industrie-4.0-Technologien (I4.0-Technologien) hinsichtlich ihrer Einsatzpotenziale in LZA. Die Analyse soll eine Verbindung zwischen den Forschungsfeldern der Industrie 4.0 und der LZA schaffen, um die Erstellung von LZA zu vereinfachen. Die Ergebnisse sollen zu einer Handlungsempfehlung für den Einsatz von I4.0-Technologien in LZA führen. Diese werden auf Basis von konkreten Fallbeispielen validiert.

Zur Zielerreichung werden die erforderlichen Grundlagen zu den Themen „Industrie 4.0“, „Lebenszyklusanalysen“ und „Technologiebewertung“ erarbeitet. Nach den allgemeinen Begriffsbestimmungen werden I4.0-Technologien, Herausforderungen der LZA und technologische Bewertungsmodelle erörtert. Im ersten Abschnitt der Analyse werden die Ursachen der Herausforderungen identifiziert und zu Bewertungskriterien aggregiert. Anschließend erfolgt die Analyse der einzelnen Technologien im Hinblick auf die zuvor definierten Bewertungskriterien. Diese soll die Einsatzpotenziale der I4.0-Technologien für die Vereinfachung von LZA systematisch aufzeigen und erläutern. Im zweiten Abschnitt erfolgt die Strukturierung und die Quantifizierung der Ergebnisse mit Hilfe des „House of Technology“, basierend auf dem „Quality-Function-Deployment“ nach Akao. Durch das Modell sollen I4.0-Technologien mit den größten Einsatzpotenzialen, unter Einbeziehung technologischer Synergieeffekte, identifiziert werden. Die Validierung der Ergebnisse findet anhand zweier Fallbeispiele statt. Es werden zwei fiktive Unternehmen mit unterschiedlichen Anforderungen an die LZA beschrieben und im zuvor ausgewählten

Bewertungsmodell ausgewertet. Hierbei soll die Konsistenz der vorherigen Analyseergebnisse geprüft werden, indem sie mit den Auswertungen verglichen werden. Im Abschlussteil erfolgt eine Zusammenfassung sowie ein Ausblick auf neue Forschungsfelder und Entwicklungen.

## 2 Grundlagen von Industrie 4.0

Abbildung 1 veranschaulicht die Grundlagen von Industrie 4.0 und zeigt die in Kapitel 2 behandelten Aspekte der Thematik. Aufgrund des uneinheitlichen Gebrauchs des Begriffs „Industrie 4.0“ wird in Abschnitt 2.1 die Begriffsherkunft sowie die Bedeutung erklärt. Anschließend werden Ziele und Technologiefelder erläutert. Im letzten Abschnitt wird ein Reifegradmodell vorgestellt, mit dessen Hilfe Unternehmen ihren aktuellen Stand bezüglich Industrie 4.0 einschätzen können.

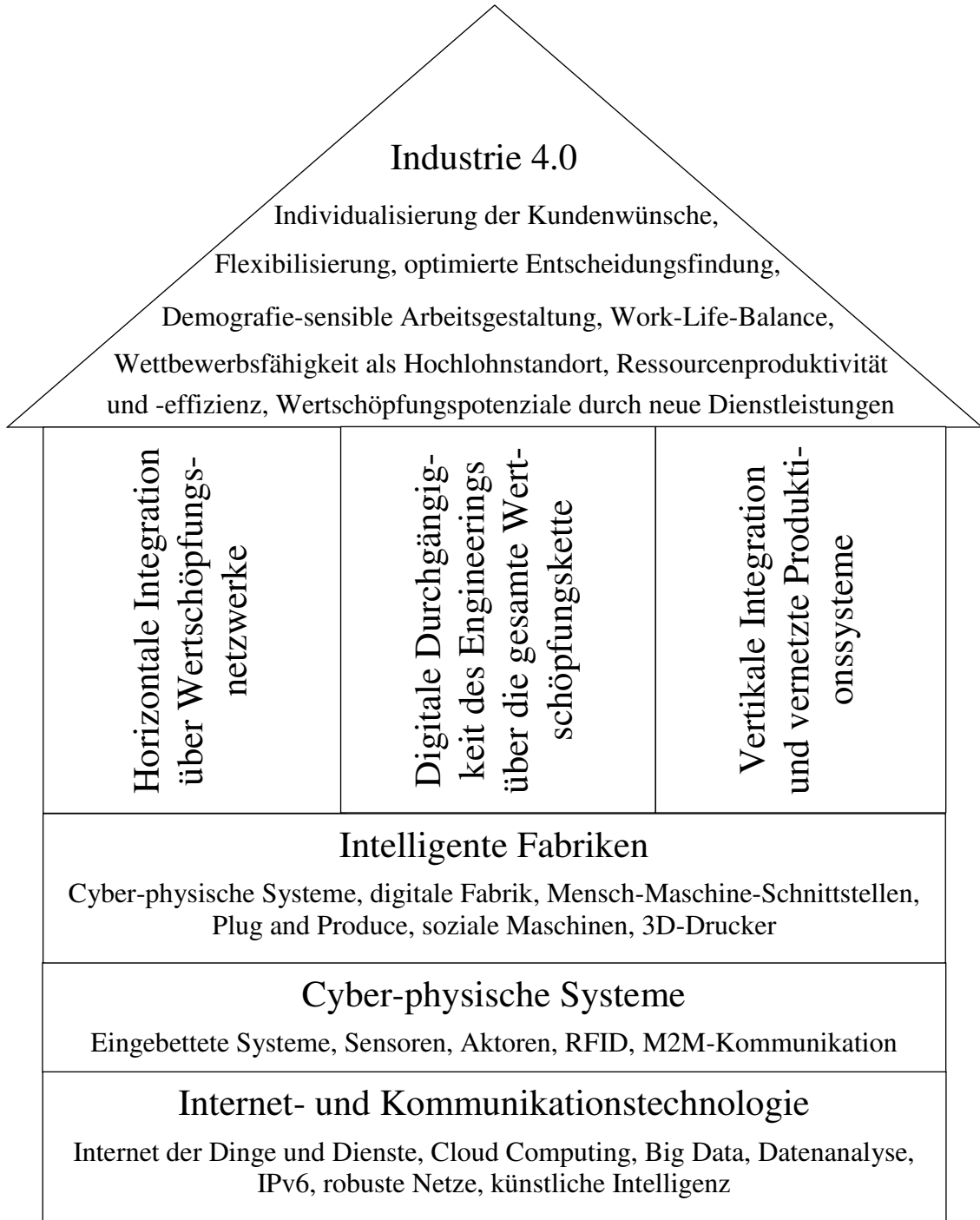


Abbildung 2.1: Grundlagen von Industrie 4.0, eigene Darstellung (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 5 ff.; vgl. BITKOM 2014, S. 22)

Abbildung 2.1 veranschaulicht die Zusammenhänge von Technologiefeldern, Zielen und Potenzialen. Ermöglicht wird Industrie 4.0 durch die in den letzten Jahren entwickelten Technologien im Bereich der IKT und ihrer kombinierten Nutzung. Viele der Technologien sind bereits isoliert voneinander im Rahmen der dritten industriellen Revolution in der Industrie implementiert worden (vgl. Kleinemeier 2014, S. 571). Durch die heutigen Internet- und Kommunikationstechnologien können die einzelnen Technologien miteinander verbunden werden und für hohe Synergieeffekte sorgen. Die Ziele von Industrie 4.0 sind es, die horizontale und vertikale Vernetzung sowie eine digitale Durchgängigkeit des Produktengineerings zu erreichen (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 24). Das Dach der Abbildung 2.1 beinhaltet Potenziale, die durch eine erfolgreiche Umsetzung der Ziele ermöglicht werden. Sie sind wie folgt definiert (Plattform Industrie 4.0 2013, S. 19 f.):

- Individualisierung der Kundenwünsche
- Flexibilisierung
- Optimierte Entscheidungsfindung
- Ressourcenproduktivität und -effizienz
- Wertschöpfungspotenziale durch neue Dienstleistungen
- Demografie-sensible Arbeitsgestaltung
- Work-Life-Balance
- Wettbewerbsfähigkeit als Hochlohnstandort

Der Schwerpunkt von Kapitel 2 liegt jedoch auf der Beschreibung der unter Industrie 4.0 zusammengefassten Technologien. In Verbindung mit den in Kapitel 3 genannten Herausforderungen von LZA und des in Kapitel 4 ausgewählten Bewertungsmodells sollen Einsatzpotenziale, die aus dem gezielten Einsatz der Technologien resultieren, zur Unterstützung von LZA identifiziert werden.

## **2.1 Begriffsbestimmung**

Industrielle Revolutionen zeichnen sich durch den Einzug von technologischen Innovationen aus, die einen starken Wandel von Industrieprozessen nach sich ziehen und hohe Produktivitätssteigerungen ermöglichen. Auslöser der ersten industriellen Revolution war die Mechanisierung durch den Einsatz von Produktionsanlagen, die mithilfe von Wasser- und Dampfkraft betrieben wurden. In der zweiten industriellen Revolution erfolgte eine Automatisierung von Fertigungsprozessen, ausgelöst durch den



Einsatz von elektrischem Strom und Arbeitsteilung. Die Digitalisierung verhalf durch den Einzug von Elektronik und Informationstechnik in Produktionsprozessen zu weiteren Produktivitätssteigerungen und kennzeichnet die dritte industrielle Revolution. Erstmals wurden speicherprogrammierbare Steuerungen (SPS) und Industrieroboter in der Produktion verwendet (vgl. Roth 2016, S. 5). Eine Erläuterung der Technologien findet in Abschnitt 2.3 statt.

Bereits in der dritten industriellen Revolution begann die Forschung an integrierten IT-Systemen in den einzelnen Unternehmensebenen unter dem Begriff „Computer Integrated Manufacturing“ (CIM). Ziel sollte ein vollautomatisiertes und vernetztes Unternehmen mit minimalem Einsatz menschlicher Arbeit sein. Aufgrund mangelnder und unausgereifter Informations- und Kommunikationstechnik (IKT) wurde eine zentrale Steuerung der Produktion mithilfe von Rechnern in den 1970er Jahren nicht erreicht (vgl. Soder 2014, S 85 f.).

In den letzten Jahren ist eine rasante Entwicklung in verschiedenen Bereichen der IKT zu beobachten. Informationsverarbeitende Systeme werden stetig leistungsfähiger, preiswerter und kleiner. Sie sind in der Lage, komplexe Steuerungsaufgaben zu übernehmen und Daten aus ihrer Umwelt zu erfassen und zu verarbeiten (vgl. Marwedel 2008, S. 1). Künstliche Intelligenz ermöglicht Objekten, autonome Entscheidungen zu treffen. Internet- und Kommunikationstechnologien werden stetig leistungsfähiger und durch Einführung des Internetprotokolls IPv6 ist ein ausreichend großer Adressraum zur Vernetzung von Objekten gegeben (vgl. Siepmann 2016, S. 23). Die Kombination dieser Technologien bildet die Basis für das „Internet der Dinge und Dienste“. Dieser Begriff beschreibt das Vernetzen von virtuellen und physischen Gegenständen, die autonom miteinander kommunizieren und interagieren können. In der Industrie wird ein solcher Verbund zwischen Produkten, Produktion und Softwareprogrammen „cyber-physisches System“ genannt (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 5).

Die aus der Kombination leistungsfähiger IKT resultierenden Potenziale wurden weltweit erkannt. Es existieren nationale und internationale Forschungsprojekte, die sich der Erforschung der Einsatzpotenziale in Industrie und Gesellschaft widmen. Im Jahr 2011 wurde der Begriff „Industrie 4.0“ erstmals von der deutschen Bundesregierung auf der Hannover Messe verwendet. Er soll die Bedeutsamkeit des bevorstehenden Wandels, der durch die neuen Einsatzmöglichkeiten von IKT ausgelöst wird, hervorheben und spielt auf eine vierte industrielle Revolution an. In Deutschland forscht ein Zusammenschluss aus Industrie, Wissenschaft und Politik im Gemeinschaftsprojekt

„Plattform Industrie 4.0“ seit 2013 an der Umsetzung der Potenziale. Die Forschungsgruppe erarbeitet Ziele und gibt Umsetzungsempfehlungen für Forschung und Unternehmen (vgl. Plattform Industrie 4.0 2015, S. 7 f.).

Kritiker bemängeln, dass Industrie 4.0 die Evolution des CIM darstellt, die durch den aktuellen Entwicklungsstand konvergierender Technologien schrittweise ermöglicht wird (vgl. Roth 2016, S. 6). Unterschiede lassen sich jedoch in deren Umsetzung erkennen: Im Gegensatz zum zentralen Ansatz von CIM zielt Industrie 4.0 auf eine dezentrale Steuerung der Produktion ab. Auch wird der Mensch als wichtiger Bestandteil von Industrie 4.0 gesehen. Die Frage nach Evolution oder Revolution wird in einigen Jahren ex post beantwortet werden können (Obermaier 2017, S. 4).

Weitere Kritikpunkte sind die unklare Begriffsbestimmung von Industrie 4.0 und das Fehlen einer allgemeingültigen Definition. Für eine einheitliche Begriffsbestimmung wird in dieser Arbeit auf die Definition der „Plattform Industrie 4.0“ zurückgegriffen:

*„Der Begriff Industrie 4.0 steht für die vierte industrielle Revolution, einer neuen Stufe der Organisation und Steuerung der gesamten Wertschöpfungskette über den Lebenszyklus von Produkten. Dieser Zyklus orientiert sich an den zunehmend individualisierten Kundenwünschen und erstreckt sich von der Idee, dem Auftrag über die Entwicklung und Fertigung, die Auslieferung eines Produkts an den Endkunden bis hin zum Recycling, einschließlich der damit verbundenen Dienstleistungen.*

*Basis ist die Verfügbarkeit aller relevanten Informationen in Echtzeit durch Vernetzung aller an der Wertschöpfung beteiligten Instanzen sowie die Fähigkeit aus den Daten den zu jedem Zeitpunkt optimalen Wertschöpfungsfluss abzuleiten. Durch die Verbindung von Menschen, Objekten und Systemen entstehen dynamische, echtzeitoptimierte und selbst organisierende, unternehmensübergreifende Wertschöpfungsnetzwerke, die sich nach unterschiedlichen Kriterien wie beispielsweise Kosten, Verfügbarkeit und Ressourcenverbrauch optimieren lassen.“*(Plattform Industrie 4.0 2013, S. 8).

Diese Definition lässt sich in zwei Teile gliedern. Im ersten Teil werden die Funktion und Potenziale von Industrie 4.0 beschrieben. Die Vernetzung innerhalb eines Unternehmens, der Wertschöpfungskette und der Lebenszyklusphasen eines Produktes soll stark vorangetrieben werden. Dadurch lassen sich Kundenwünsche, im Gegensatz zur Vergangenheit, kurzfristig in das Produkt integrieren. Im zweiten Teil wird die dazu notwendige technologische Basis erläutert. Durch die Wirkungszusammenhänge der

einzelnen Technologien ergeben sich neue Strukturen und Prozesse, die zur Optimierungen in der Wertschöpfung führen (vgl. Obermaier 2017, S. 8).

## **2.2 Ziele**

### **Horizontale Integration über Wertschöpfungsnetzwerke**

Die horizontale Integration beschreibt die Integration von IT-Systemen in unterschiedlichen Prozessschritten entlang eines Wertschöpfungsnetzwerkes, bestehend aus einer Vielzahl verschiedener Akteure. Hierbei soll der Daten- und Informationsaustausch über Aufträge, Materialien und Energieflüsse innerhalb eines Unternehmens und unternehmensübergreifend durchgängig und in Echtzeit erfolgen (vgl. Siepmann 2016, S. 38). Im Fokus steht die Ausgestaltung von unternehmensübergreifenden Kollaborationen (vgl. Plattform Industrie 4.0 2015, S. 16). In einer herkömmlichen Wertschöpfungskette existieren starre Beziehungen zwischen Lieferanten und Kunden, so dass eine flexible Reaktion auf kurzfristige Störungen nicht erfolgen kann. Die Verwendung verschiedener IT-Systeme führt zu zeitverzögertem Informationsaustausch und bei Störungen zu weiteren Zeitverlusten (vgl. Yue 2008, S. 1 f.).

Um den Herausforderungen zu begegnen soll eine durchgängige Kommunikationsbasis geschaffen werden. Über Integrations- und Kollaborationsplattformen oder der Nutzung entsprechender Standards, soll firmenübergreifende Kommunikation erleichtert werden. Als Konsequenz bilden sich herstellerübergreifende Wertschöpfungsnetzwerke, die flexibel und schnell auf Ereignisse reagieren können, aus (vgl. Huber 2016, S. 76).

Ein Beispiel horizontaler Integration ist die Plattform „Virtual Fort Knox“ (VFK). VFK bietet insbesondere KMU eine Plattform für die kostengünstige und sichere Nutzung von IT-Systemen. KMU können auf der Plattform Daten und Informationen untereinander austauschen und Zusatzdienste in Form von Manufacturing Execution System (MES) nutzen (vgl. Huber 2016, S. 77).

### **Vertikale Integration und vernetzte Produktionssysteme**

Viele Unternehmen sind nach der klassischen Automatisierungspyramide strukturiert und haben ihre IT-Systeme nach den Bedürfnissen der einzelnen Unternehmensebenen und -abteilungen ausgerichtet. Es wird zwischen der Unternehmensebene,

Betriebsebene, Produktionsleitebene, Steuerungsebene und Feldebene unterschieden (vgl. VDI 2017, S.38). In den oberen Ebenen werden Geschäftsprozesse und die Planung der Produktion mithilfe von komplexen Softwaresystemen in Form von Enterprise Resource Planning (ERP) und Manufacturing Execution System (MES) durchgeführt (vgl. Kleinemeier 2014, S. 571). Die Komplexität der Systeme nimmt mit herabsteigender Ebene ab. In der Feldebene werden Sensoren und Aktoren zur Sammlung digitaler Daten in den angeschlossenen Maschinen eingesetzt (vgl. Fallenbeck und Eckert 2004, S. 405). Die daraus resultierende Vielfalt an Datenformaten erschwert einen einfachen und schnellen Datenaustausch zwischen den Ebenen (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 24).

Die vertikale Integration soll eine Datendurchgängigkeit zwischen IT-Systemen, Prozessen sowie Informationsflüssen schaffen und zielt auf eine flexible, selbststeuernde und selbstoptimierende Gestaltung der Produktionssysteme ab (vgl. Oesterreich und Teuteberg 2017, S. 78). Durch den Einsatz einheitlicher Schnittstellen sollen eingebettete Systeme, ganze Produktionsanlagen sowie Planungs- und Steuerungssysteme in der Lage sein, herstellerunabhängig miteinander zu kommunizieren und zu interagieren. Dies ermöglicht eine automatisierte Sammlung und Auswertung von produktionsrelevanten Daten in Echtzeit und die Optimierung von Produktions- und Geschäftsprozessen (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 36). In der Praxis wird die vertikale Integration durch die Verwendung von Standardsoftware, Kollaborationsplattformen und der Entwicklung von Standards realisiert (vgl. Huber 2016, S. 75).

### **Die Durchgängigkeit des Engineerings über den gesamten Lebenszyklus**

Die Durchgängigkeit des Engineerings über den gesamten Lebenszyklus eines Produktes hinweg dient zur digitalen Abbildung eines kompletten physischen Produktionsprozesses. Alle Prozesse eines Lebenszyklus von der Entwicklung über die Produktionsplanung bis hin zur Entsorgung werden miteinander verbunden und als Gesamtprozess in Echtzeit visualisiert (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 35 f.). Durch eine durchgängige Engineering-Werkzeugkette lassen sich Abhängigkeiten erfassen und Produktionssysteme echtzeitnah auf die Produktentwicklung abstimmen. Auch kundenindividuelle Wünsche lassen sich kurzfristig in das Produkt integrieren. Umgesetzt wird die Durchgängigkeit des Engineerings über den gesamten Lebenszyklus in der digitalen Fabrik (vgl. Siepmann 2016, S. 41 f.). Ein Ansatz ist das Product-

Life-Cycle-Management (PLM), welches zur ganzheitlichen Verwaltung und Optimierung von Produkten eingesetzt wird (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 44).

## 2.3 Technologiefelder

### **Internet- und Kommunikationstechnologie**

Das Internet der Dinge und Dienste bildet die Grundvoraussetzung für Industrie 4.0. Erstmals beschränkt sich die Vernetzung nicht mehr auf Menschen, die über Computer oder Smartphones miteinander kommunizieren. Über das Internet werden neben Menschen auch Maschinen, Transportmittel und langlebige Konsumgüter durch eingebettete Systeme miteinander verbunden (vgl. Kollmann und Schmidt 2016, S. 44). Sie sind in der Lage, verschiedene Aufgaben automatisiert zu erledigen, ohne dass ein Mensch eingreifen muss (vgl. Kollmann und Schmidt 2016, S. 14).

Robuste Netze in Form von echtzeitfähigen kabel- und funkgestützten Kommunikationsnetzwerken sorgen für die Grundstruktur der Kommunikation zwischen den beteiligten Akteuren. Neben kabelbasierten werden funkbasierte Netzwerke in der Produktions- und Logistikumgebung eingesetzt (vgl. BITKOM 2014, S. 21).

Für die intelligente Vernetzung muss jedes Objekt durch eine eigene IP-Adresse identifizierbar sein. Dies ist notwendig, damit jedes Objekt direkt angesprochen und gesteuert werden kann. Das teilweise noch eingesetzte Protokoll IPv4 kann den weltweiten Bedarf an Adressen mit seinem 32-Bit-Adressraum nicht decken und ist für das Internet der Dinge und Dienste ungeeignet. Aufgrund dessen wird das neue Internetprotokoll IPv6 schrittweise eingeführt. Es stellt mit einem 128-Bit-Adressraum bis zu 340 Sextillionen Adressen und bietet somit genug Adressraum für den Anschluss von Objekten (vgl. Siepmann 2016, S. 26 f.).

Methoden und Technologien des „Cloud Computing“ stellen Daten, Dienstleistungen und digitale Geschäftsmodelle über das Internet zur Verfügung. Über eine Online-Plattform (Cloud) kann der Anwender IT-Leistungen bedarfsgerecht und flexibel nutzen (vgl. IHK 2015, S. 6 f.). Die angebotenen Dienste reichen von der Bereitstellung von einfachen Rechenleistungen und Speicherkapazitäten (Infrastructure-as-a-Service) bis zu einfachen und auch komplexen Softwareprogrammen (Platform-as-a-Service oder Software-as-a-Service). Die Leistungsfähigkeit der Technologien aus dem Bereich des Cloud Computing hängen von der Datenübertragungsrate des Kommunikationsnetzwerkes ab, da die Echtzeitfähigkeit in einer Produktionsumgebung

entscheidend ist (vgl. Huber 2016, S. 61). Aufgrund dessen muss die Stabilität, Verfügbarkeit und Sicherheit von robusten Netzwerken gewährleistet sein (vgl. BITKOM 2014, S. 21).

Der Begriff „Big Data“ wird uneinheitlich verwendet und der Ursprung sowie die erstmalige Verwendung im aktuellen Kontext sind nicht eindeutig (vgl. Klein und Stock 2013, S. 319). In dieser Arbeit beschränkt sich die Sicht auf die technischen Aspekte von Big Data. Mittels Big Data können große Datenmengen gesammelt, gespeichert, gefiltert, analysiert, verdichtet und visualisiert werden (Huber 2016, S. 54). Der Begriff lässt sich durch die drei „Vs“ charakterisieren. Sie beziehen sich auf ein ansteigendes Volumen der Daten (volume), auf eine ansteigende Geschwindigkeit (velocity) mit der die Daten erzeugt und verarbeitet werden und ihre ansteigende Vielfalt in Form von unterschiedlichen Datentypen (variety) (vgl. Klein und Stock. 2013, S. 320). In einigen Definitionen wird das Merkmal der Glaubwürdigkeit der Daten als viertes V hinzugefügt (veracity) (vgl. Huber 2016, S. 55). Im Gegensatz zu herkömmlichen innerbetrieblichen Serverlösungen lassen sich durch Methoden aus dem Big-Data-Bereich wesentlich größere Datenmengen verarbeiten, so dass die Aussagekraft entdeckter Muster und Kausalitäten steigt (vgl. Huber 2016, S. 54). Charakteristisch für Methoden aus dem Big-Data-Bereich ist die Fähigkeit, sowohl gerichtete als auch ungerichtete Datenmengen, deren Größe bis in den Exa-Byte-Bereich reichen kann, in Echtzeit zu generieren und zu verarbeiten. Gleichzeitig sorgen Algorithmen für die Validierung der Daten, da diese aus unterschiedlichen Quellen stammen und Untersuchungsergebnisse aufgrund von schlechter Qualität negativ beeinflussen können (vgl. Huber 2016, S. 55). Neben der Generierung großer Datenmengen ist die Datenanalyse ein wichtiger Bestandteil von Big Data. Durch die Datenanalyse lässt sich verstecktes Wissen aus Datenbeständen entdecken und neue Erkenntnisse können generiert werden. Sie basiert auf grundlegenden Techniken aus der Statistik (vgl. Gebauer und Windheuser 2015, S. 93). Im Rahmen von Industrie 4.0 wird die Datenanalyse zur Unterstützung menschlicher Entscheidungsprozesse sowie für autonome Entscheidungen eines CPS genutzt. Gegenwärtige und historische Messwerte, aber auch unstrukturierte Daten, bspw. aus sozialen Netzwerken, werden analysiert, um daraus unentdeckte Kausalitäten abzuleiten (vgl. Plattform Industrie 4.0 2015, S. 36).

Künstliche Intelligenz wird in „Machine Learning“ und „Deep Learning“ unterschieden (vgl. Wang et al. 2018, S. 2). Machine Learning basiert auf einem künstlichen System, welches anhand von Anwendungsbeispielen lernt, Gesetzmäßigkeiten und

Muster aus Daten zu lesen. Mittels Algorithmen werden relevante Informationen aus den Beispielen gefiltert und miteinander kombiniert, um einen Mehrwert aus ihnen zu generieren. Nach Beendigung der Lernphase ist das System in der Lage, auf unbekannte Situationen autonom zu reagieren (vgl. Huber und Kaiser 2017, S. 23). Deep Learning wird als Unterkategorie von Machine Learning angesehen und zur Analyse großer Datenmengen benutzt. Deep Learning führt auf Basis künstlicher neuronaler Netze, welche ähnlich wie das menschliche Lernverhalten arbeiten, eine Vielzahl an Berechnungen auf verschiedenen Datenschichten durch. Die erste Schicht verarbeitet Inputdaten und gibt diese in abstrahierter Form an versteckte Schichten (hidden layers) weiter. Schrittweise können abstrakte Muster entdeckt und in weiterem Kontext mit anderen Erkenntnissen in Verbindung gesetzt werden (vgl. Wang et al. 2018, 3 f.). Anwendungsfelder neben Big Data für das Deep Learning sind z. B. die Sprachübersetzung oder selbstfahrende Autos (vgl. Kollmann und Schmidt 2016, S. 50). In dieser Arbeit findet keine explizite Trennung der beiden Begriffe statt.

### **Cyber-physische Systeme**

CPS setzen sich aus Sensoren, eingebetteten Systemen, Aktoren und intelligenten Produkten zusammen, die über eine Dateninfrastruktur wie z. B. das Internet miteinander kommunizieren. Sensoren sammeln Daten aus ihrer Umgebung, die von eingebetteten Systemen aufbereitet werden und mittels Aktoren aktiv auf reale Vorgänge einwirken (vgl. Lee 2008, S. 363). Das Zusammenspiel der verschiedenen Komponenten ermöglicht eine intelligente und dezentrale Steuerung der an der Wertschöpfung beteiligten Akteure (vgl. Obermaier 2017, S. 13 ff.).

Die Kommunikation zwischen zwei Maschinen wird „Machine-to-Machine Kommunikation“ (M2M) genannt. Eingebettete Systeme sorgen für einen direkten Datenaustausch, der ohne menschlichen Auslöser erfolgt. Die im M2M interagierenden Maschinen werden „Social Machines“ (soziale Maschinen) genannt und tauschen Informationen über Aufträge sowie Zustände aus, um gemeinsame Abläufe und Termine zu koordinieren. Ziel ist das Erreichen eines Gesamtoptimums der Produktion bezüglich Durchlaufzeit, Qualität und Auslastung (vgl. BITKOM 2014, S. 20).

Interaktionen zwischen Maschinen und Produkten geschehen auf Basis von „Radio Frequency Identification“ (RFID). Ein RFID-System besteht aus Rechner, Lesegerät mit Kopplungseinheit (Spule bzw. Antenne) und Transponder (RFID-Tag). Durch die Schnittstelle zwischen Rechner und Lesegerät erfolgt der Datenaustausch, um z. B.

Produkt- oder Fertigungsinformationen abzufragen und weiterzugeben. Die Kommandos oder Daten werden über das Lesegerät kodiert und mittels elektromagnetischer Wellen an den Transponder geschickt (vgl. Lampe et al. 2005, S. 69 ff.). Der Transponder wird am Produkt oder auf seinem Behälter befestigt und enthält Informationen über Produktmerkmale oder Fertigungsstand, welche bei jedem Prozessschritt aktualisiert werden. Mithilfe dieser Informationen bewegt sich das Produkt autonom durch die Produktionsstationen und ist jederzeit im System nachverfolgbar. Aufgrund der Fähigkeit zur Kommunikation und Interaktion mit Maschinen, werden Produkte in CPS „intelligente Produkte“ genannt (vgl. IHK 2015, S. 8).

Mensch-Maschine-Schnittstellen binden den Menschen in das CPS mit ein. Durch Benutzerschnittstellen wird die Interaktion zwischen Mensch und Maschine ermöglicht, so dass dieser Prozesse leichter verstehen, beobachten und durch Eingriffe beeinflussen kann (vgl. IHK 2015, S. 10). Eine nähere Erläuterung von Mensch-Maschine-Schnittstellen erfolgt im nächsten Abschnitt.

### **Die intelligente Fabrik**

Kennzeichnend für die intelligente Fabrik ist eine starke Vernetzung auf vertikaler und horizontaler Ebene sowie zwischen den Lebenszyklusphasen eines Produktes. Die intelligente Fabrik (smart factory) basiert auf das CPS, der digitalen Fabrik und Mensch-Maschinen-Schnittstellen (vgl. Industrie 4.0 Plattform 2013, S. 5 ff.).

In intelligenten Fabriken zeichnen sich CPS durch ihren modularen Aufbau aus. Die starke Modularisierung der Produktion wird als „Plug and Produce“ bezeichnet, weil Maschinen schnell in ihre Produktionsumgebung eingefügt werden können. Jede Maschine wird als eigenständiges Modul verstanden, welches unabhängig von seinen Nachbarmodulen gesteuert wird (vgl. IHK 2015, S. 20). Mithilfe standardisierter Schnittstellen und Interaktionsprotokollen lassen sich Maschinen und Komponenten schnell austauschen und konfigurieren. Durch Interaktion mit ihrem Umfeld konfiguriert sich die Maschine selbst und wählt Bearbeitungsparameter, um die entsprechende Aufgabe zu erledigen. Dadurch kann sich die Produktionsanlage schnell an veränderte Rahmenbedingungen anpassen, individualisierte Produkte werden rentabel produziert, Umrüstzeiten werden minimiert und die Produktion bleibt bei Instandhaltungsmaßnahmen aufrechterhalten (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 5).



Die „digitale Fabrik“ umfasst digitale Modelle, Methoden und Werkzeuge, die ein digitales Abbild der realen Fabrik und ihrer Produkte darstellen. Zur digitalen Abbildung werden entsprechende Design- und Konstruktionswerkzeuge wie computer-aided-design (CAD) (rechnergestützte Konstruktion) oder das computer-aided-manufacturing (CAM) (rechnergestützte Fertigung) genutzt. Die dafür benötigte Datenbasis erfolgt über die Bereitstellung eines geeigneten Datenmanagementsystems (vgl. Siepman 2016, S. 41f.). Durch eine wechselseitige Beeinflussung der digitalen und realen Welt in Form von bidirektionaler Modellierung wird die ganzheitliche Planung, Evaluierung und Optimierung von Produkt- und Produktionsprozessen vereinfacht und effizient gestaltet (vgl. Huber 2016, S. 84 ff.).

3-D-Drucker sind Maschinen, die dreidimensionale Objekte durch additive Fertigungsverfahren schrittweise aufbauen. Im Gegensatz zu subtraktiven Fertigungsverfahren wird schichtweise Werkstoff aufgetragen, so dass kein überflüssiges Material verwendet wird. Durch den Einsatz von 3D-Druckern können komplexe Geometrien und auch Produkte in Kleinserien wirtschaftlich realisiert werden. Aktuell existiert noch eine Größen- und Längenbegrenzung von knapp einem Meter hinsichtlich der produzierten Bauteile. Die Bauteilvorlagen basieren auf CAD-Softwareprogramme (vgl. Huber 2016, S. 33 ff.).

Mensch-Maschine-Schnittstellen sind Benutzerschnittstellen, die den Menschen in der komplexen Umgebung einer intelligenten Fabrik unterstützen und Handlungsentscheidungen erleichtern sollen (vgl. IHK 2015, S. 10). Im Fokus steht die Aufbereitung von Produktionsdaten, -informationen und -wissen, um sie dem Produktionsmitarbeiter verfügbar zu machen und Fähigkeiten wie Kreativität und Innovationsgenerierung zu steigern (vgl. Stocker et al. 2014, S. 208 ff.). „Augmented Reality“ bezeichnet die Anreicherung der realen Welt mit Informationen aus der digitalen Welt. Über Datenbrillen, Kameras und Smartphones oder Tablets wird die Umgebung erfasst und mit zusätzlichen Informationen auf dem Display ergänzt. Beispielsweise können aggregierte Informationen aus Produktionsprozessen angezeigt werden (vgl. Mayer 2014, S. 486 f.). „Virtual Reality“ erschafft ein detailliertes Abbild von Produktionsprozessen. Mithilfe von Werkzeugen aus der digitalen Fabrik wie z. B. Simulationsmethoden oder Visualisierungstechniken kann der Mensch CPS auf interaktiver Weise durch kontextbezogenes Lernen explorieren (vgl. Gorecky et al. 2014, S. 528).

## 2.4 Industrie-4.0-Reifegrad in Unternehmen

Um den Digitalisierungsstand und die Grundvoraussetzungen für Industrie 4.0 in Unternehmen zu überprüfen, wurden verschiedene Reifegradmodelle entwickelt (vgl. VDI 2017, S. 78). In dieser Arbeit wird das in einer Studie der Acatech entwickelte Industrie-4.0-Reifegradmodell beschrieben. Das Reifegradmodell beschreibt digitale Entwicklungsstufen, die einen Entwicklungspfad für Unternehmen darstellen, um Methoden und Technologien aus Industrie 4.0 nutzenorientiert umzusetzen (vgl. Schuh et al. 2017, S. 15). Die ersten zwei Stufen des Reifegradmodells beschreiben die Umsetzung der Digitalisierung, um die Grundvoraussetzung für Industrie 4.0 zu schaffen. Ausgangspunkt ist die Computerisierung. Sie beschreibt den isolierten Einsatz von IKT und ist in den meisten Unternehmen bereits vorhanden. In Unternehmen, die sich auf der ersten Stufe befinden, existiert eine Vielzahl an Maschinen ohne digitalen Schnittstellen. Bearbeitungsparameter werden manuell übertragen und ausgelesen (vgl. Schuh et al. 2017, S. 15).

Die Verknüpfung von unterschiedlichen IT-Systemen und Maschinen stellt die zweite Entwicklungsstufe, die Konnektivität, dar. Insbesondere für KMU wird zurzeit eine Vielzahl an individuellen Nachrüstungsmaßnahmen entwickelt, um die für Industrie 4.0 benötigte Infrastruktur in vorhandene Produktionssysteme zu etablieren. Ein Ansatz ist das kostengünstige Aufrüsten vorhandener Maschinen mit Einplatinenrechnern, die eingebaute Sensoren und Aktoren enthalten. So können sie in IT-Systeme eingebunden werden und ihre Produktionsdaten bereitstellen (vgl. Petersen et al. 2015, S. 5). Durch das Internet der Dinge und Dienste wird so die Anbindung aller Komponenten in den einzelnen Unternehmensebenen ermöglicht, so dass Fertigungsprozesse in MES-Systeme miteingebunden werden können (vgl. Schuh et al. 2017, S. 16).

In der dritten Entwicklungsstufe, der Sichtbarkeit, wird ein digitales Echtzeitmodell des Unternehmens, der digitale Schatten, erstellt. Er dient als Basiselement für die nachfolgenden Stufen. Das Erreichen der dritten Stufe stellt laut der Studie eine Herausforderung vieler Unternehmen dar (vgl. Schuh et al. 2017, S. 16 f.). Die Daten liegen in dezentralen Silos vor und stehen nur dem unmittelbar in den Prozess involvierten Personenkreis zur Verfügung. Darüber hinaus findet eine Datenerfassung in der Produktion, Logistik oder dem Service kaum statt. Für die Umsetzung des digitalen Schattens müssen Daten flächendeckend sowie unabhängig von ihrem Einsatzzweck erfasst und zentral in einer Cloud gespeichert werden (Single Source of Truth),

so dass ein jederzeit aktuelles und redundanzfreies Abbild des Unternehmens geschaffen wird (Schuh et al. 2017, S. 17).

Hat das Unternehmen die dritte Stufe umgesetzt, folgt die Schaffung von Transparenz. Hierfür erfolgt die Analyse der Daten im jeweiligen Kontext, um Wirkungszusammenhänge zu erkennen. Die Daten werden semantisch verknüpft und aggregiert, um das notwendige Wissen für komplexe Entscheidungsprozesse bereitzustellen. Dies wird durch Methoden aus dem Bereich von Big Data ermöglicht (vgl. Schuh et al. 2017, S. 18).

In der fünften Stufe, der Prognosefähigkeit, wird der digitale Schatten in die Zukunft projiziert. Verschiedene Zukunftsszenarien werden simuliert und mit stochastischen Methoden bewertet. Die Güte der Prognosefähigkeit hängt von der Genauigkeit des erstellten digitalen Schattens ab. Die Prognosefähigkeit bildet die Grundlage der sechsten Stufe, der Adaptierbarkeit.

Das Ziel der sechsten Stufe ist die autonome Steuerung von IT-Systemen. In Form einer intelligenten Fabrik sind sie in der Lage, Entscheidungen ohne menschliches Zutun in Echtzeit zu treffen und umzusetzen (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 23.)

Laut einer Studie des Zentrums für Europäische Wirtschaftsforschung (ZEW), die 2078 KMU befragt hat, befinden sich 32 % der Unternehmen in der ersten Stufe des Reifegradmodells. Insbesondere in Kleinunternehmen mit weniger als 50 Mitarbeitern fehlen die für Industrie 4.0 benötigten Grundvoraussetzungen. 49 % der Unternehmen lassen sich in der zweiten Stufe einordnen. Sie nutzen digitale Vernetzung in einigen ihrer Bereiche, um Unternehmensinformationen auszutauschen (vgl. Saam et al. 2016, S. 1). Aufgrund der unterschiedlichen Definitionen des Reifegrades von Industrie 4.0 in den Studien von ZEW und Acatech lassen sich die restlichen 19% nicht vollkommen in eine der sechs Stufen einordnen. Die Definition der Vorreiterrolle in der ZEW-Studie beschränkt sich auf die Fokussierung auf digitale Geschäftsmodelle (vgl. Saam et al. 2016, S. 9). In der Studie werden jedoch für alle Unternehmen Ausbaupotenziale hinsichtlich des Industrie-4.0-Reifegrades (I4.0-Reifegrad) gesehen. Insgesamt setzen KMU I4.0-Technologien zögerlicher ein als Großunternehmen (vgl. Saam et al. 2016, S. 7). Viele Großunternehmen forschen an gesamten Fabriken und Produktionslinien, die das Thema „Industrie 4.0“ in die Realität umsetzen. Nachfolgend werden einige Beispiele aus der Automobilindustrie beschrieben (vgl. Huber 2016, S. 118).

Die BMW AG verwendet die digitale Fabrik, um eine detailgetreue Abbildung ihres Unternehmens und ihrer Produktionsabläufe zu schaffen. Mithilfe der digitalen Fabrik

werden bspw. neue Modellläufe geplant und direkt in die reale Produktion überspielt (vgl. Huber 2016, S. 133). In einem Projekt in Kooperation mit IBM und SAP werden Big-Data-Methoden erforscht, um die Fahrzeugentwicklung, Reparatur sowie die Wartung zu verbessern (vgl. Huber 2016, S. 137). Das an Lean Management angelehnte BMW-Produktionssystem wird durch Standardisierung sowie eine genaue Abstimmung der Bauteil- und Fahrzeugproduktion untereinander stetig weiterentwickelt. Kundenwünsche sollen kurzfristig noch realisiert werden können. Es erfolgt eine vermehrte Verlagerung in die Vormontage, so dass auf dem Hauptband variantenneutrale Bauteile montiert werden und die Montage ein hohes Maß an Flexibilität erreichen kann. Die planerische Gestaltung erfolgt durch die Simulation per digitaler Fabrik (vgl. Huber 2016, S. 139 f.).

Die Audi AG nutzt die digitale Fabrik zur Echtzeitabbildung und Simulation von Produktionsprozessen sowie neuen Produktionsstätten, um mögliche Schwachstellen frühzeitig zu erkennen (vgl. Huber 2016, S. 121). Intelligente Werkzeuge sollen zukünftig mittels Sensoren die Qualität ihrer Produkte selbst überprüfen (vgl. Huber 2016, S. 123). Auch wird die Auflösung von starren Produktionslinien erforscht. Sie werden durch Kompetenzinseln ersetzt. Die Bauteile und Fahrzeuge werden per Drohne oder autonom fahrenden Transportsystemen geliefert. Der Fertigungsprozess des individuellen Fahrzeugs erfolgt nach Arbeitsinhalt und freier Kapazität der flexiblen Kompetenzinseln. Es wird mit einer Zunahme der Individualität der Fahrzeuge sowie der Flexibilität der Produktion gerechnet, so dass Änderungswünsche kurzfristig berücksichtigt werden können (vgl. Huber 2016, S. 127).

Beide Unternehmen lassen sich in den Übergang von der fünften Stufe hin zur sechsten Stufe des Reifegradmodells einordnen. Sie erforschen und nutzen die in Industrie 4.0 beschriebenen Einsatzpotenziale, um Geschäfts- und Produktionsprozesse effizienter zu gestalten und prognostizierende Aussagen zu treffen. Eine vollständige Umsetzung von autonomen Produktionssystemen ist jedoch noch nicht geschehen.

Des Weiteren bemühen sich beide Unternehmen, Nachhaltigkeitsaspekte wie CO<sub>2</sub>-neutrale Produktionsstandorte oder die Verringerung des Ressourcenverbrauchs umzusetzen (vgl. Huber 2016, S. 119; S. 132). Beide Unternehmen erstellen für ihre Fahrzeugmodelle LZA nach ISO 14040/44 (vgl. Stibble 2017, S. 188). Die Methode der LZA ist ein standardisiertes Verfahren zur Erfassung aller ökologischen Auswirkungen eines Produktes auf seine Umwelt. Die Grundlagen zum Thema „Lebenszyklusanalysen“ werden im nächsten Kapitel erläutert.

### 3 Die Methode der Lebenszyklusanalyse

Nachhaltigkeit ist die nachhaltige Gestaltung der ökologischen, wirtschaftlichen sowie sozialen Entwicklung, so dass natürliche Lebensgrundlagen für die künftige Generation erhalten bleiben (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 384 f.). Ein Produkt ist ökologisch nachhaltig, wenn seine negativen Auswirkungen auf die Umwelt gering sind. Für die Erfassung der Umweltwirkungen wird die LZA als einzige international genormte Methode zur umweltorientierten Analyse eingesetzt (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 387).

In Kapitel 3 wird aufgrund unterschiedlicher Definitionen zuerst der Begriff der LZA definiert und von dem Begriff der Ökobilanz abgegrenzt. Dann erfolgt die Erläuterung der Phasen einer LZA. Anhand der Phasen werden die Herausforderungen während der Erstellung einer LZA gegliedert und mit allgemeinen sowie durch Industrie 4.0 ausgelöste Herausforderungen ergänzt. Anhand der identifizierten Herausforderungen und ihrer Ursachen werden in Kapitel 5 Bewertungskriterien definiert, die zur Bewertung von Einsatzpotenzialen von I4.0-Technologien dienen sollen. Durch die Erfüllung der Bewertungskriterien sollen Ursachen beseitigt werden, die zu Herausforderungen während der Erstellung einer LZA führen. Die notwendigen Kenntnisse über LZA und ihre Herausforderungen werden in den nachfolgenden Abschnitten erläutert.

#### 3.1 Grundlagen aus dem Bereich der Lebenszyklusanalyse

##### **Begriffsbestimmung**

Das „Life Cycle Assessment“ (LCA) dient zur Betrachtung der Umweltwirkungen eines Produktsystems über seinen gesamten Lebenszyklus hinweg, indem die Input- und Outputflüsse des Systems erfasst und bewertet werden. Ein Produktsystem wird wie folgt definiert:

*„Zusammenstellung von Prozessmodulen mit Elementar- und Produktflüssen, die den Lebensweg eines Produktes modelliert und die eine oder mehrere festgelegte Funktionen erfüllt.“ (DIN 14044 2006, S. 12).*

Sowohl Produkte als auch Dienstleistungen werden als Produktsystem bezeichnet (vgl. DIN 14040 2009, S. 7).

Die wörtliche Übersetzung „Lebenszyklusanalyse“ wird im deutschen Sprachraum selten verwendet. Stattdessen wird der Begriff „Ökobilanz“ in den offiziellen Normen

und dem alltäglichen Sprachgebrauch genutzt. Allerdings ist diese Begriffsbestimmung nicht eindeutig, da unter der Ökobilanz sowohl betriebliche als auch produktbezogene Ökobilanzen zusammengefasst werden. Letztere kann synonym für die LZA verwendet werden (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 1). Für einen einheitlichen Sprachgebrauch wird in dieser Arbeit der Begriff „Lebenszyklusanalyse“ genutzt.

Die Methodik der LZA ist in der ISO-Normreihe 14000 des Umweltmanagements festgehalten. Unter den Normen DIN EN ISO 14040/44 sind die anzuwendenden Grundsätze und Rahmenbedingungen sowie die Anforderungen und Anleitungen zur Erstellung einer LZA erläutert. Auf Basis der LZA wurden einige Bilanzierungsmethoden entwickelt, die sich auf problemspezifische Aspekte möglicher Umweltwirkungen konzentrieren. Ein Beispiel ist der Carbon-Footprint, welcher sich auf die Umweltwirkungen von Treibhausgasen konzentriert (vgl. Ausberg et al. 2015, S. 204).

### **Arten von Lebenszyklusanalysen**

LZA lassen sich in verschiedene Arten ihrer Erstellung einteilen. Zeitlich können sie sowohl retrospektiv als auch prospektiv durchgeführt werden. Retrospektive LZA bilden bestehende Produktsysteme ab. Prospektive sind vorausschauend und werden z. B. in der Produktentwicklung eingesetzt. Die meisten veröffentlichten LZA sind retrospektiv, da sie den Zustand eines bestehenden Produktes abbilden (vgl. Broch 2017, S. 14).

Des Weiteren werden LZA anhand ihrer Ausrichtung in attributiv (unmittelbar) und handlungskonsequent (mittelbar) unterschieden. In der attributiven LZA liegt der Fokus auf der Beschreibung der umweltrelevanten Input- und Outputflüsse und ihren unmittelbaren Umweltauswirkungen. Die handlungskonsequente LZA untersucht darüber hinaus die mittelbaren Auswirkungen der Flüsse auf ihre Umwelt (vgl. Finnveden et al. 2009, S. 3). Input- bzw. Outputflüsse sind Produkt-, Stoff- oder Energieflüsse, die einem Prozessmodul zugeführt bzw. von einem Prozessmodul abgegeben werden (DIN 14044 2016, S. 11 f.).

### **Definition von Daten und Datenqualität in der Lebenszyklusanalyse**

Daten sind das inhaltliche Element von Wissen. Durch die Einbettung der Daten in einen Kontext werden aus ihnen nutzbare Informationen (vgl. Piro und Gebauer 2015, S. 143). Die Verknüpfung der Informationen führt zu Wissen (vgl. Engelmann und

Großmann 2015, S. 6 f.). In der LZA basiert das Wissen über die ökologische Nachhaltigkeit eines Produktes auf den in der Sachbilanz erhobenen Daten. In der Wirkungsabschätzung werden die Daten zu Informationen aggregiert, die Rückschlüsse über die Umweltwirkung eines Produktsystems liefern (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 197).

Die Daten einer LZA werden in folgende Hauptgruppen eingeteilt und in Kontext gesetzt (DIN 14044 2006, S. 24):

- Energieinputs, Rohstoffinputs, Betriebsstoffinputs, andere physikalische Inputs
- Produkte, Koppelprodukte und Abfall
- Emissionen in Luft, Wasser und Abfall
- Weitere Umweltaspekte

Die LZA umfasst vier Phasen, die iterativ durchlaufen werden, um die Daten- und Ergebnisqualität zu verbessern. Dies wird erreicht, indem über generische Daten die ökologischen Schwerpunkte eines Produktes identifiziert werden. Generische Daten sind Mittelwerte oder repräsentative Einzelwerte, die aus externen Quellen bezogen werden. Sie werden meist für Hintergrundprozesse, z. B. für die Bereitstellung von Energie oder Grundstoffen, eingesetzt (Ausberg et al. 2015, S. 223). Im weiteren iterativen Durchlauf der LZA werden die generischen Daten größtenteils durch Primärdaten ersetzt. Primärdaten sind spezifische Daten, die unmittelbar aus den betrachteten Prozessen gewonnen werden (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 125). Durch die Nutzung von Primärdaten erhöht sich die Genauigkeit des abgebildeten Produktsystems (vgl. Broch 2017, S. 12; vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 133).

Standortspezifische Messungen werden für die Datenerhebung in Form von Primärdaten vorgenommen. Spezifische Datensätze erlauben in der Regel eine bessere örtliche und zeitliche Zuordnung von Stoffen und Emissionen. Die Datenbeschaffung für Prozesse, die außerhalb eines Unternehmens stattfinden, hängt von der Kooperationsbereitschaft der an der Wertschöpfungskette beteiligten Akteure ab. Häufig lässt sich der Bezug von Rohstoffen nur bedingt nachverfolgen. Auch die Beschaffung der Daten für spezifische Emissionswerte kann für das Unternehmen eine Herausforderung darstellen, so dass auf generische Daten zurückgegriffen wird (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 132 ff.).

Die in der LZA verwendeten Daten müssen den Qualitätsanforderungen der LZA genügen. Als Datenqualität versteht man die Eigenschaft von Daten in Bezug auf ihre Eignung, vorher festgelegte Anforderungen zu erfüllen (DIN 14044 2006, S. 11). Nach Wang lassen sich die Merkmale in vier Datenqualitätskategorien einteilen (Gebauer und Windheuser 2015, S. 91):

- Intrinsisch
- Kontextbezug
- Repräsentation
- Verfügbarkeit

Intrinsische Datenqualität lässt sich durch die Korrektheit, Glaubwürdigkeit oder Konsistenz der Daten charakterisieren. Sie ist eine Qualitätseigenschaft, die Daten an sich aufweisen. Der Kontextbezug beschreibt einen Erfüllungsgrad von Daten hinsichtlich ihrer situativen Relevanz, Aktualität, Vollständigkeit und des Detaillierungsgrads (vgl. Baumöl und Meschke 2009, S. 62). Die Kategorien Repräsentation und Verfügbarkeit betonen die Bedeutung der IT-Systeme. Erstere drückt die Verständlichkeit, Interpretierbarkeit sowie Konsistenz der Darstellung aus. Letztere bezieht sich auf die Einfachheit und Sicherheit des Zugriffs auf die Daten (vgl. Gebauer und Windheuser 2015, S. 91.). Die Anforderungen an die Datenqualität in der LZA lassen sich wie folgt kategorisieren (vgl. DIN 14044 2006, S. 21):

Tabelle 3.1: Kategorisierung der Anforderungen an die Datenqualität in einer LZA (vgl. DIN 14044 2006, S. 21; vgl. Gebauer und Windheuser 2015, S. 91)

Intrinsisch	Kontextbezug	Repräsentation	Verfügbarkeit
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Präzision</li> <li>• Vergleichspräzision</li> <li>• Konsistenz</li> <li>• Unsicherheit</li> <li>• Berücksichtigung der Datenherkunft</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Zeitbezogener Erfassungsbereich</li> <li>• Geographischer Erfassungsbereich</li> <li>• Technologischer Erfassungsbereich</li> <li>• Vollständigkeit</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Repräsentativität</li> </ul>	

Die Präzision soll die Genauigkeit der LZA-Daten beschreiben. Die Vergleichspräzision wird durch den Anwender qualitativ eingeschätzt. Sie gibt den Umfang an, in dem ein unabhängiger Ersteller die in der Studie angegebenen Ergebnisse reproduzieren kann. Die Anforderung an die Unsicherheit gibt das Maß an erlaubter Datenunsicherheit an, welche in Abschnitt 3.3 näher beschrieben wird. Die Berücksichtigung der



Datenquellen soll die Glaubwürdigkeit der Studie sicherstellen (vgl. DIN 14044 2006, S. 21).

Die Erfassungsbereiche sind für die Sicherstellung der kontextbezogenen Relevanz, Nützlichkeit und Aktualität notwendig. Des Weiteren muss geprüft werden, ob die Daten hinsichtlich des Ziel- und Untersuchungsrahmens in geeigneter Menge vorliegen (vgl. Gebauer und Windheuser 2015, S. 91).

In dieser Arbeit wird die Bedeutung des Kriteriums „Repräsentativität“ auf die LZA-Daten bezogen. Durch die Repräsentativität der Daten wird sichergestellt, dass die Datenmenge die interessierende Grundgesamtheit widerspiegelt. Die Konsistenz ist die qualitative Einschätzung, ob die Methode der Studie auf die verschiedenen Komponenten der Analyse einheitlich angewendet wurde (vgl. DIN 14044 2006, S. 21).

Ist die LZA für die Veröffentlichung von vergleichenden Aussagen über Produktsysteme vorgesehen, muss die Datenqualität eingehalten oder mangelnde Qualität explizit genannt werden (vgl. DIN 14044 2006, S. 21 f.). Insgesamt beeinflusst die Datenqualität die Ergebnisse sowie die Glaubwürdigkeit einer LZA, so dass die in der ersten Phase definierten Qualitätsanforderungen insbesondere in der Sachbilanz eingehalten werden sollten (vgl. Reap et al. 2008, S. 383 f.). Eine Beschreibung der Phasen erfolgt in Abschnitt 3.2.

## 3.2 Phasen der Lebenszyklusanalyse

Die LZA gliedert sich in vier Phasen. Sie setzt sich aus der Festlegung des Ziels und des Untersuchungsrahmens, der Sachbilanz, der Wirkungsabschätzung und der Auswertung zusammen. Die Phasen werden iterativ durchlaufen und aufeinander abgeglichen, bis die LZA den notwendigen Detaillierungsgrad für ihren Verwendungszweck erreicht hat (vgl. Ausberg et al. 2015, S. 220). Die LZA kann unternehmensintern zur Produktentwicklung- und Optimierung, als Entscheidungshilfe oder Schwachstellenanalyse verwendet werden. Auch wird sie für Marketingzwecke eingesetzt, um dem steigenden Umweltbewusstsein der Verbraucher entgegenzukommen (vgl. DIN 14044 2006, S. 5). Die nachfolgende Darstellung verdeutlicht die Zusammenhänge der iterativen Phasen, die anschließend beschrieben werden.

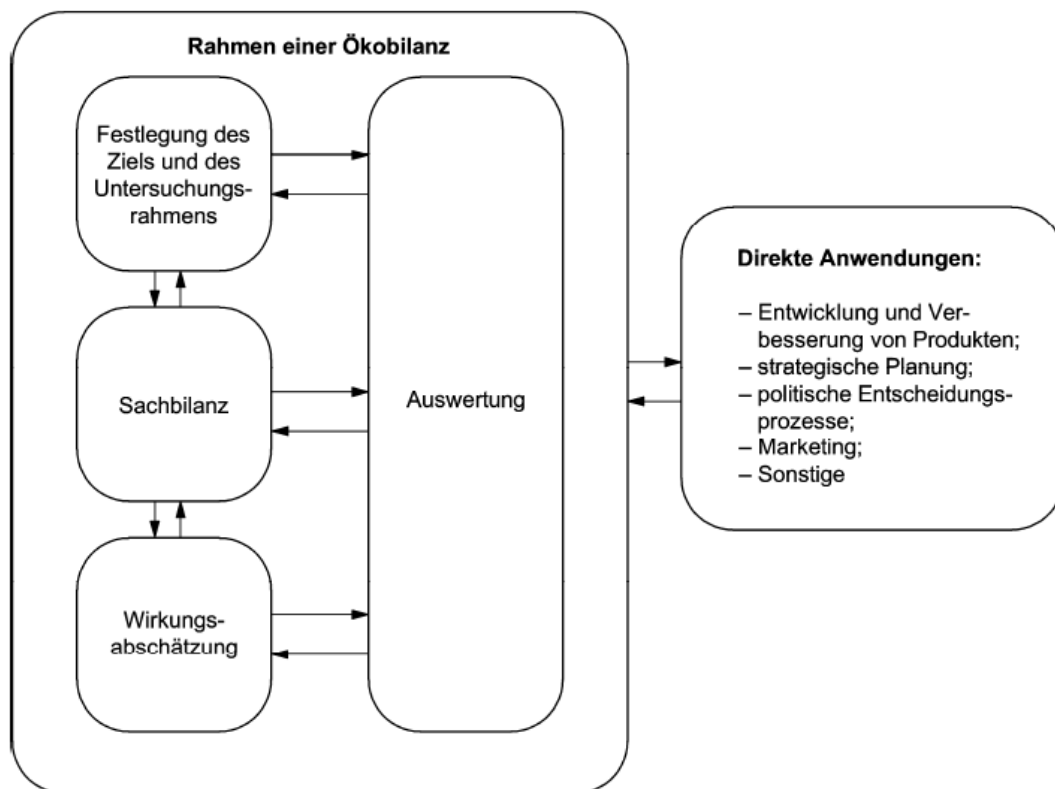


Abbildung 3.1: Phasen einer Lebenszyklusanalyse (DIN 14040 2009, S. 16)

### Festlegung des Ziels und des Untersuchungsrahmens

Das Ziel und der Untersuchungsrahmen werden in der ersten Phase der Ökobilanz festgelegt. Sie hängen vom Verwendungszweck der Studie ab und beeinflussen den Umfang einer LZA (vgl. ISO 14044 2006, S. 6). Zur Konkretisierung der Zielsetzung müssen Angaben zum Anwendungsbereich („Was wird untersucht?“), zum

Erkenntnisinteresse („Warum wird die LZA durchgeführt?“), zur Zielgruppe („Für wen wird die LZA durchgeführt?“) und zur Veröffentlichungsintensivierung („Sind vergleichende Aussagen vorgesehen?“) gemacht werden (Klöpffer und Grahl 2009, S. 11).

Im Untersuchungsrahmen werden Festlegungen für das weitere Vorgehen in der LZA definiert. Der Anwender muss Festlegungen über das Produktsystem, die Systemgrenzen, Abschneide- und Allokationsregeln, die funktionelle Einheit, Anforderungen an die Datenqualität sowie die Nutzung von Methoden in der Wirkungsabschätzung und der Auswertung bestimmen (vgl. Broch 2017, S. 14).

Die Systemgrenzen legen fest, welche Prozessmodule in einem Produktsystem betrachtet und in der Sachbilanz aufgenommen werden. Ein Prozessmodul bildet die kleinste Einheit eines Produktsystems (vgl. DIN 14044 2006, S. 13). Bei guter Datenlage (hohem Detaillierungsgrad) stellt ein Prozessmodul einen nicht weiter zerlegbaren Prozessschritt wie z. B. einen Drehprozess dar. Bei schlechter Datenlage (niedriger Detaillierungsgrad) kann ein Prozessmodul eine ganze Produktionsstätte oder Nebenkette darstellen. Die Prozessmodule dienen zur Strukturierung der in der Sachbilanz erfolgenden Datenerhebung, so dass möglichst eng definierte, spezifische Prozesseinheiten zu bevorzugen sind. Prozessmodule werden durch Input- und Outputflüsse miteinander verbunden. Durch die grafische Darstellung wird die Identifizierung von Inputs und Outputs erleichtert (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 66).

Neben den Systemgrenzen und den Prozessmodulen regeln Abschneidekriterien sowie Allokationsregeln die Darstellung des Produktsystems. Abschneidekriterien definieren anhand der Stoffmenge oder der Umweltrelevanz, ob untergeordnete Prozesse und Stoffe in die LZA mit einfließen oder ausgeschlossen werden (vgl. DIN 14044 2006, S. 11). Allokationsverfahren regeln den Umgang mit Prozessen, in denen eine genaue Zuordnung von Flüssen zu einem Produkt nicht möglich ist, weil diese von verschiedenen Produktsystemen gemeinsam genutzt werden (Koppelproduktion) (vgl. DIN 14044 2006, S. 28 f.).

Um die Funktionen (Leistungsmerkmale) eines Produktes quantifizieren zu können, muss eine funktionelle Einheit festgelegt werden. Die funktionelle Einheit gibt eine Bezugsgröße an, auf die Input- und Outputdaten normiert werden (vgl. DIN 14044 2006, S. 17). Nach der funktionellen Einheit wird der Referenzfluss definiert. Er ist das Maß für die Outputs von Prozessen des Produktsystems, die zur Erfüllung seiner Funktion dienen (vgl. DIN 14044 2006, S. 12). Folgendes Beispiel veranschaulicht die Begriffe: Es werden Kühlschränke (Produktsysteme) zum Kühlen von Lebensmitteln

(Funktion) verglichen. Der Vergleich erfolgt über eine bestimmte Anzahl an gekühlten Lebensmitteln über ein Jahr hinweg (funktionelle Einheit). Anschließend wird der verbrauchte Strom (Referenzfluss) verglichen.

### Sachbilanz

In der Sachbilanz werden durch Datenerhebungen und Berechnungsverfahren alle Flüsse, die aus der Umwelt in das Produktsystem hinein- und wieder herausfließen, quantifiziert und in einem Systemfließbild abgebildet (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 66). Abbildung 3.2 veranschaulicht beispielhaft ein solches Systemfließbild.

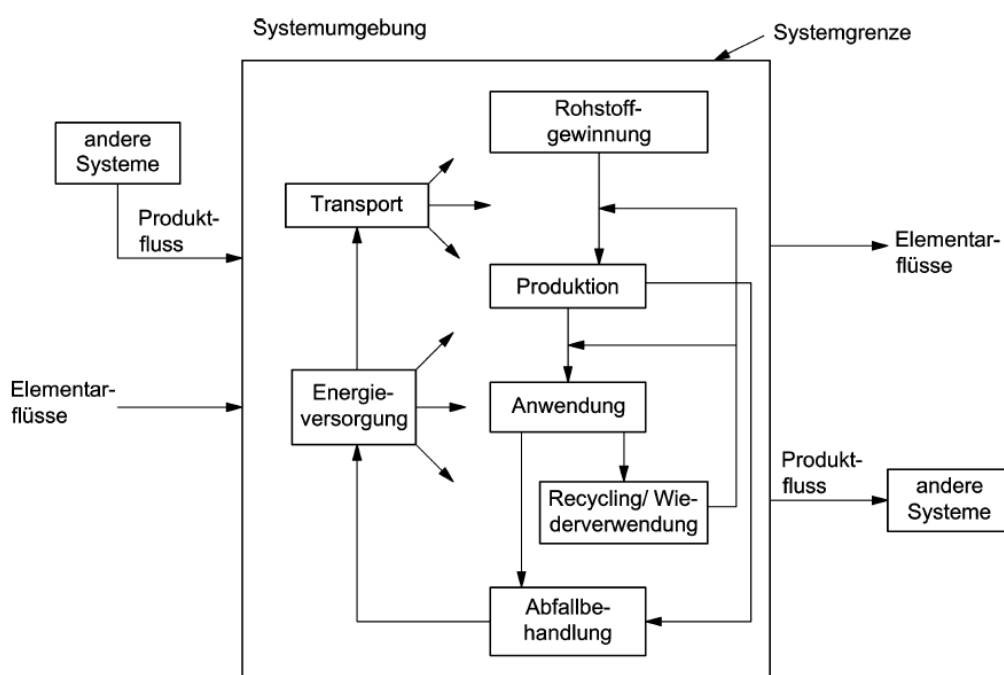


Abbildung 3.2: Beispiel eines Produktsystems für eine Lebenszyklusanalyse (DIN 14040 2009, S. 21)

Die Systemgrenzen kennzeichnen das Produktsystem, welches sich aus Prozessmodulen zusammensetzt. Die als Kästchen dargestellten Prozessmodule werden durch Zwischenproduktflüsse (Produkt-, Stoff- oder Energieflüsse) dargestellt. In das Produktsystem fließen Produkte aus anderen Produktsystemen (Produktflüsse) und direkt aus der Umwelt stammende Rohstoffe (Elementarflüsse) hinein und wieder heraus. Dies erfolgt nach den Gesetzen der Erhaltung der Masse und Energie (vgl. Ausberg et al. 2015, S. 216; vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 64).

Zuerst erfolgt die Datenerhebung durch Messung, Berechnung oder Schätzung. Für jedes Prozessmodul werden alle Inputs und Outputs erfasst (vgl. DIN 14044 2006, S. 23). Nach der Datenerhebung folgt die Datenberechnung, bestehend aus der

Datenvalidierung und dem Bezug der Daten auf die Prozessmodule und den Referenzfluss der funktionellen Einheit (vgl. DIN 14040, S. 26). Durch die Datenvalidierung wird geprüft, ob die Daten den Qualitätsanforderungen der LZA entsprechen. Die Überprüfung erfolgt mittels Massenbilanzen, Energiebilanzen oder vergleichenden Untersuchungen von Emissionsfaktoren. Nach der Datenvalidierung wird für jedes Prozessmodul ein geeigneter Fluss bestimmt. Auf diesen werden die quantitativen Input- und Outputdaten des Prozessmodules berechnet. Durch Verknüpfung der einzelnen Prozessmodule und der Aggregation gleichwertiger Inputs und Outputs wird das gesamte Produktsystem abgebildet, so dass sich der Referenzfluss bestimmen lässt, welcher auf die funktionelle Einheit bezogen wird (vgl. DIN 14044 2006, S. 27).

Eine eindeutige Zuordnung der Inputs und Outputs zu einem Produktsystem ist nicht immer möglich. In einer Koppelproduktion werden Prozessmodule von mehreren Produktsystemen verwendet, so dass eine Zuordnung nach festgelegten Regeln erfolgt (DIN 14044 2006, S. 29):

1. Allokationen vermeiden durch Aufteilung der Prozessmodule in Teilprozesse oder Erweiterung des Produktsystems.
2. Lässt sich eine Allokation nicht vermeiden, werden die Inputs und Outputs den Produkten und Funktionen nach physikalischen Beziehungen zugeordnet.
3. Kann eine Zuordnung nach physikalischen Beziehungen nicht erfolgen, werden die Inputs und Outputs nach anderen Beziehungen, z. B. ökonomischen, zugeordnet.

Nach der Datenerhebung und der Zuordnung von Inputs und Outputs zu den Prozessmodulen werden potenzielle Umweltwirkungen aus den Daten abgeleitet. Dies erfolgt in der Wirkungsabschätzung.

### **Wirkungsabschätzung**

In der Wirkungsabschätzung werden die Sachbilanzdaten mit spezifischen Wirkungskategorien und Wirkungsindikatoren verknüpft, um potentielle Auswirkungen auf Mensch und Umwelt zu erkennen und zu quantifizieren. Die Wirkungsabschätzung wird in drei Phasen gegliedert (DIN 14044 2006, S. 33 f.):

- Die Auswahl von Wirkungskategorien, Wirkungsindikatoren und Charakterisierungsmodellen

- Die Zuordnung der Sachbilanzergebnisse zu den ausgewählten Wirkungskategorien (Klassifizierung)
- Die Berechnung der Wirkungsindikatorwerte (Charakterisierung)

Die Auswahl von Wirkungskategorien, Wirkungsindikatoren und Charakterisierungsmodellen erfolgt auf Basis des Ziels und Untersuchungsrahmens der LZA. Wirkungskategorien sind bspw. Versauerung oder Klimaänderung und werden durch quantitative Werte, die Wirkungsindikatoren, repräsentiert. Charakterisierungsmodelle beschreiben Kausalitäten zwischen den Sachbilanzergebnissen und Wirkungsindikatoren, so dass die Umweltwirkungsmechanismen für die jeweilige Wirkungskategorie erkannt und veranschaulicht werden (vgl. DIN 14044 2006, S. 35). Die Auswahl von Wirkungskategorien, Wirkungsindikatoren und Charakterisierungsmodellen unterliegt dem Bearbeiter einer LZA und lässt subjektive Einschätzungen sowie Präferenzen des Anwenders in die LZA miteinfließen (vgl. Ausberg et al. 2015, S. 226).

Nach der Auswahl erfolgt die Phase der Klassifizierung. In dieser Phase werden die Flüsse aus der Sachbilanz den Wirkungskategorien zugeordnet. Hierbei können Sachbilanzergebnisse mehreren Kategorien zugeordnet werden und Kategorien mehrere Flüsse enthalten (vgl. Ausberg et al. 2015, S. 226). Dann erfolgt die Charakterisierung, in der die Wirkungsindikatorwerte berechnet werden. Die Sachbilanzergebnisse werden durch das Multiplizieren mit Äquivalenzfaktoren in gemeinsame Einheiten umgewandelt. Die Ergebnisse werden innerhalb der Wirkungskategorie zusammengefasst. Optional kann der Betrag der Wirkungsindikatorwerte im Verhältnis zu einem oder mehreren Referenzwerten berechnet werden, um die Wirkungskategorien in einer Rangordnung zu sortieren oder sie unterschiedlich stark zu gewichten. Auch kann eine Analyse der Datenqualität erfolgen, um ein besseres Verständnis für die Ergebnisse der Wirkungsabschätzung zu erlangen (vgl. DIN 14044 2006, S. 41 ff.). Nach dem Abschluss der Wirkungsabschätzung erfolgt die Auswertung der LZA.

### **Auswertung**

In der Auswertung werden die Ergebnisse aus Sachbilanz und Wirkungsabschätzung auf eine Übereinstimmung mit den festgelegten Zielen und des festgelegten Untersuchungsrahmens der LZA überprüft. Die meist detaillierten und komplexen Ergebnisse einer LZA sollen in der Auswertung aufbereitet, kommentiert und

zusammengefasst werden, so dass verständliche Ergebnisse für die Zielgruppe abgeleitet werden (vgl. Ausberg et al. 2015, S. 232).

Zuerst werden signifikante Parameter identifiziert. Beispiele für solche Parameter sind Sachbilanzdaten, Wirkungskategorien oder Prozessmodule. Ergebnisparameter, die unter Einbeziehung von Unsicherheiten einen quantitativen Unterschied der Ergebnisse herbeiführen sollen identifiziert werden. Die signifikanten Parameter sollen vor Über- und Fehlinterpretationen schützen (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 359).

Dann erfolgt eine Beurteilung und kritische Prüfung der Ergebnisse unter Berücksichtigung von Vollständigkeits-, Sensitivitäts- und Konsistenzprüfungen (vgl. DIN 14044 2006, S. 51). Die Beurteilung soll das Vertrauen in die Zuverlässigkeit der LZA-Ergebnisse stärken und einen klaren sowie verständlichen Überblick über das Resultat der Studie ermöglichen (Klöpffer und Grahl 2009, S. 360).

Nach der Beurteilung werden Schlussfolgerungen gezogen, Einschränkungen identifiziert und Handlungsempfehlungen für die Zielgruppe ausgesprochen (vgl. DIN 14040 2009, S. 31). Je nach Zielsetzung kann die Auswertung in die direkte Anwendung übergehen und zur Produktentwicklung, strategischen Planung, politischen Entscheidungsprozessen, Marketing oder sonstigen Zwecken beitragen (vgl. DIN 14044 2006, S. 47).

### **3.3 Herausforderungen während der Erstellung einer Lebenszyklusanalyse**

#### **Allgemeine Herausforderungen**

Mangelnde Datenverfügbarkeit und mangelhafte Datenqualität führen in allen Phasen der LZA zu negativen Beeinflussungen. Während der Festlegung des Ziels und des Untersuchungsrahmens ist die Datenverfügbarkeit maßgeblich für die Entscheidung über die Detailtiefe einer LZA verantwortlich. In dieser Phase wird festgelegt, für welche Prozesse Primärdaten gesammelt werden müssen und ob eine Beschaffung der Daten möglich ist. Können die benötigten Daten nicht beschafft werden, entstehen Datenlücken (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 125 f.). Sie werden durch Daten aus externen Datenbanken ergänzt, jedoch sind sie meist unpräziser als Primärdaten (vgl. Feifel et al 2010, S. 50). Für Hintergrundprozesse, z. B. die Stromerzeugung, sind generische Datensätze aus externen Quellen ausreichend. Nicht verfügbare Daten werden geschätzt (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 125). Die Erhebung von Primärdaten

erfolgt häufig über Datenerhebungsbögen, in die der Anwender die gesamten Inputs und Outputs manuell einträgt (vgl. DIN 14044 2006, S. 61). Die gesammelten Daten bilden die Basis für die Erstellung einer Sachbilanz und der darauf basierenden Wirkungsabschätzung. Je höher die Datenverfügbarkeit ist, desto präziser sind die resultierenden Ergebnisse (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 45). Die Datenerhebung stellt eine der aufwendigsten Phasen der LZA dar (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 67).

Die Anforderungen an die Datenqualität erfolgt wie in Abschnitt 3.2 erläutert während der Festlegung des Ziels und des Untersuchungsrahmens. Hohe Qualitätsanforderungen gewährleisten eine hohe Vertrauenswürdigkeit sowie Genauigkeit der Ergebnisse. Die Einhaltung einer hohen Datenqualität ist jedoch mit erhöhtem Arbeitsaufwand des Anwenders verbunden (vgl. Reap et al. 2008, S. 383 f.). Der Anwender steht einerseits im Konflikt, die Anforderungen an die Datenqualität einzuhalten, andererseits verringert sich der Umfang an potenziell zur Verfügung stehenden Daten durch die Einhaltung hoher Qualitätsanforderungen (vgl. Feifel et al. 2010, S. 50). In Tabelle 3.2 sind die Ursachen der Herausforderungen näher erläutert.

Tabelle 3.2: Allgemeine Herausforderungen, eigene Abbildung (vgl. Reap et al. 2008, S. 383; vgl. Feifel et al. 2010, S. 49 ff.)

	Ursachen	Lösungsansätze
Datenverfügbarkeit	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fehlende Zähler in der Feldebene</li> <li>• Mangelnde Informationsweitergabe anderer Akteure entlang der Wertschöpfungskette</li> <li>• Mangelndes Prozesswissen des Anwenders</li> <li>• Kosten und Arbeitsaufwand</li> <li>• uneinheitliche LZA-Datenformate</li> <li>• Unzureichende Umwandlungssoftwares für Datenformate</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Datenbanken</li> <li>• Simulation</li> <li>• Datenkonverter</li> <li>• Entwicklung eines einheitlichen Datenformats</li> </ul>
Datenqualität	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Datenlücken</li> <li>• Mess- und Zuordnungsfehler</li> <li>• Unpräzise generische Daten</li> <li>• Externe Daten von Akteuren der Wertschöpfungskette</li> <li>• Kosten und Aufwand</li> <li>• Aggregierte Firmendaten (vgl. Bicalho et al. 2017, S. 895).</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Qualitätskontrollen der Datensätze in Datenbanken (vgl. Hischier 2011, S. 1596)</li> <li>• Verbesserung der Datenqualität generischer Datensätze</li> <li>• Entwicklung eines einheitlichen Datenformats</li> </ul>

Tabelle 3.2 verdeutlicht, dass die Herausforderungen der Datenverfügbarkeit und der Datenqualität aus einer Vielzahl unterschiedlicher Ursachen resultieren. Die



Lösungsansätze beider Herausforderungen ähneln sich. Auf die LZA spezialisierte Datenbanken, bspw. Ecoinvent, stellen eine hohe Anzahl an qualitätsgesicherten Datensätzen bereit. Datenbanken sind eine weit verbreitete und akzeptierte Methode, um fehlende Daten zu ergänzen oder grundlegende Qualitätsanforderungen an die verwendeten Datensätze zu erfüllen (vgl. Hirschier 2011, S. 1592f.). Allerdings existiert kein einheitliches Datenformat für LZA-Datensätze. So stellt das Umweltbundesamt einen kostenfreien und umfangreichen Datenbestand für die Erstellung von LZA, jedoch unterscheidet sich das Datenformat von dem in Ecoinvent verwendeten Eco-Spold-Format. Umwandlungssoftwares existieren nur für eine begrenzte Anzahl an Datenformaten, so dass ein Zusammenführen der Daten verkompliziert wird (vgl. Feifel 2010, S. 49 f.). Insgesamt können Datenbanken die Herausforderungen der Datenverfügbarkeit sowie Datenqualität nicht vollständig lösen.

### **Herausforderungen während der Festlegung des Ziels und des Untersuchungsrahmens**

In der ersten Phase der LZA werden in der Literatur Auswahlsschwierigkeiten als hauptsächliche Herausforderungen genannt. Der Anwender muss eine Vielzahl an Festlegungen über das Produktsystem und die in der LZA angewandten Methoden treffen. Die Auswahlsschwierigkeiten resultieren aus mangelndem Wissen des Anwenders über Prozesse, Lebenszyklusphasen des Produktes oder Umweltwirkungen bestimmter Stoffe (vgl. Reap et al 2008, S. 375 ff.). Tabelle 3.3 listet Ursachen und Lösungsansätze der Herausforderungen auf.

Tabelle 3.3: Herausforderungen während der Festlegung des Ziels und des Untersuchungsrahmens, eigene Darstellung (vgl. Reap et al. 2008, S. 375 ff.)

	Ursachen	Lösungsansätze
Festlegung der funktionalen Einheit und des Referenzflusses	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Modellierung des Produktsystems</li> <li>• Auswahl, Priorisierung und Spezifizierung der Produktfunktionen</li> <li>• Umgang mit schwer quantifizierbaren Funktionen</li> <li>• Fehlendes Prozesswissen des Anwenders</li> <li>• Unbekanntes Nutzverhalten des Verbrauchers</li> <li>• Datenlücken</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Stochastische Verfahren zur Simulation von Fehler- und Lebenszyklusabschätzungen (vgl. Cooper 2003, S. 348)</li> </ul>

	Ursachen	Lösungsansätze
Auswahl der Systemgrenzen	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Aufwand der Datenerhebung</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Siehe Lösungsansätze Datenverfügbarkeit und Datenqualität</li> </ul>
Auswahl der Abschneidekriterien	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fehlendes Prozesswissen</li> <li>• Fehlendes Wissen über Umweltwirkungen</li> </ul>	

In der Literatur lassen sich keine expliziten Lösungsansätze finden, da die Herausforderungen auf das unzureichende Wissen des Anwenders zurückzuführen sind. Für die Unterstützung des Anwenders während Erstellung einer LZA werden Softwareprogramme angeboten, die je nach Anwendung Funktionen zur Simulation von unbekanntem Lebenszyklusabschnitten anbieten. Jedoch beschränken sich die angebotenen Softwareprogramme meist auf die Unterstützung in der Sachbilanz und Wirkungsabschätzung, so dass die Herausforderungen der ersten Phase nur bedingt gelöst werden (vgl. Lüdemann und Feig 2014, S. 14).

### **Herausforderungen in der Sachbilanz**

Neben der Datenverfügbarkeit und -qualität sind Allokationen die Hauptursache für Herausforderung und Fehlerquellen während der Erstellung einer Sachbilanz. Wie in Abschnitt 3.2 beschrieben, erfolgt die Aufteilung nach in den ISO-Normen 14040/44 beschriebenen Allokationsregeln. Zuerst soll eine Allokation durch Aufteilung der Prozessmodule in Teilprozesse geschehen. Dies kann nur erfolgen, wenn die Teilprozesse physisch und ökonomisch voneinander unabhängig stattfinden. Ansonsten soll das Produktsystem um zusätzliche Funktionen des Koppelproduktes erweitert werden (vgl. DIN 14044 2006, S. 29). Lassen sich Allokationen nicht vermeiden, erfolgt die Zuordnung von Flüssen nach physikalischen und nichtphysikalischen Beziehungen (vgl. Feifel et al. 2010, S. 48 f.). Tabelle 3.4 benennt die Ursachen der Allokationsproblematik.

Tabelle 3.4: Herausforderungen in der Sachbilanz, eigene Darstellung (vgl. Feifel et al. 2010, S. 47 ff.)

	Ursachen	Lösungsansätze
Allokationen	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fehlendes Prozesswissen</li> <li>• Informations- und Datenmangel bei Erweiterung des Produktsystems</li> <li>• Steigender Rechercheaufwand (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 101)</li> <li>• Falsche Aufteilung der Umweltinputs auf Teilprozesse</li> <li>• Fehlende Konventionen über geeignete Allokationsregeln</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Regeln zum Umgang mit Allokationen in ISO 14040/44</li> <li>• Softwareprogramme zur Prozessmodellierung (vgl. Lüdemann und Feig 2014, S. 7)</li> <li>• Siehe Lösungsansätze Datenverfügbarkeit und Datenqualität</li> </ul>

Der Umgang mit Allokationen ist in den ISO-Normen 14040/44 festgelegt. Allokationen sollen durch Systemraumerweiterungen oder Modelldetaillierung vermieden werden. Softwareprogramme bieten umfangreiche Methoden für die Vermeidung von Allokationen an. Die Grundvoraussetzung für die Vermeidung von Allokationen ist aufgrund der in Tabelle 3.4 beschriebenen Ursachen häufig nicht gegeben. Auch existieren keine einheitlichen Methoden für die Zuordnung nach physikalischen und nicht-physikalischen Beziehungen, so dass die Herausforderung trotz zahlreicher Lösungsansätze bestehen bleibt (vgl. Feifel et al. 2010, S. 47).

### Herausforderungen in der Wirkungsabschätzung

In der Wirkungsabschätzung tauchen die meisten potentiellen Herausforderungen während der Durchführung einer LZA auf. Da ISO 14044 keine feste Liste von Wirkungskategorien vorgibt, obliegt die Auswahl der Kategorien dem Anwender (vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 203). Der Anwender muss auf Basis der Sachbilanzdaten geeignete Wirkungskategorien, -indikatoren und Charakterisierungsmodelle auswählen. Er wird durch Softwaretools unterstützt und kann mithilfe von vorgefertigten Methoden und Vorgehensweisen die Wirkungsabschätzung erstellen und auswerten. Trotzdem benötigt der Anwender ein umfangreiches Wissen über das Produktsystem, um Auswahlfehler oder ungerechtfertigte Doppelzählungen zu vermeiden (vgl. Lüdemann und Feig 2014, S. 15).

Der Anwender benötigt ein holistisches Wissen über mögliche Umweltwirkungen der Stoffe. Auch müssen die Dynamik sowie die standortspezifische Einzigkeit der Umwelt berücksichtigt werden. Die freigesetzte Emissionsrate eines Stoffes kann tageszeit- oder temperaturabhängig sein. Auch lassen sich Umweltwirkungen einiger Stoffe

erst über einen längeren Zeitraum erfassen. Die Versauerung des Bodens ist abhängig von der Widerstandsfähigkeit der betrachteten Region. In einer LZA werden häufig weltweit homogene und zeitlich unabhängige Effekte angenommen, so dass die Ergebnisse einer LZA verfälscht werden (vgl. Reap et al. 2008, S. 378).

Tabelle 3.5: Herausforderungen in der Wirkungsabschätzung, eigene Darstellung (vgl. Reap et al. 2008, S. 375 ff.; vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 278 f.)

	Ursachen	Lösungsansätze
Auswahl von Wirkungskategorien, -indikatoren und Charakterisierungsmodellen	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fehlende Standardisierung</li> <li>• Datenmangel</li> <li>• Unzureichender Forschungsstand über Auswirkung der Stoffe (vgl. Klein und Stock 2016, S. 25 f.)</li> <li>• Fehlendes Wissen des Anwenders</li> <li>• Fehlende Wirkungskategorien, -indikatoren oder Modelle</li> <li>• Unzutreffende Vorauswahl durch Hilfsmittel in Softwaretools</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Vorgefertigte Methoden in Softwaretools (vgl. Lüdemann und Feig 2014, S. 14 f.)</li> <li>• Technische Richtlinie ISO 14047 als Hilfsmittel in der Wirkungsabschätzung</li> <li>• Einsatz künstlicher neuronaler Netze (vgl. Klein und Stock 2016, S. 25 f.)</li> </ul>
Ungerechtfertigte Doppelzählungen	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fehlende Stoffaufteilung</li> <li>• Falsch gewählte Aufteilungsmethode</li> <li>• Falsches Verständnis von Wirkungszusammenhängen und Kausalitäten</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Vorgefertigte Methoden in Softwaretools (vgl. Lüdemann und Feig 2014, S. 14 f.)</li> </ul>
Regionalisierung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Fehlende standortspezifische Daten aus der Produktion</li> <li>• Fehlende lokale Daten aus der Region</li> <li>• Annahme von weltweit homogenen Effekten</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Erstellung standortspezifischer LZA</li> <li>• Nutzung standortindividueller Informationsquellen</li> <li>• Regionalisierte Daten auf Basis von Länder- und Regionalcodes (vgl. Mutel et al. 2012, S. 1096)</li> <li>• Einsatz von CPS (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 3)</li> </ul>

	Ursachen	Lösungsansätze
Dynamik der Umwelt	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ignorieren von dynamischen Veränderungen der Umwelt</li> <li>• Fehlende historische Daten</li> <li>• Fehlende dynamische Darstellung</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Mittelung von Daten für Abschätzung</li> <li>• Einsatz von CPS (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 3)</li> </ul>
Zeithorizont	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Verschiedene Umweltwirkungen benötigen eine unterschiedliche Erfassungsdauer</li> <li>• Modellierung der Entsorgungs- oder Wiederverwertungsphase</li> <li>• Bilanzierung langlebiger Produkte</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Extrapolation</li> <li>• Simulation</li> <li>• Einsatz von CPS (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 3)</li> </ul>

Aufgrund der hohen Anzahl an unterschiedlichen und neu aufkommenden Stoffen existiert keine allgemeine Vorgehensweise zur Beseitigung der Herausforderungen, sie werden jedoch durch stetige Erweiterungen der Datenbanken und der Verbesserung von Softwareprogrammen mit integrierten Methoden, bspw. Simulation oder Schätzverfahren, abgemildert (vgl. Klein und Stock 2016, S. 28; vgl. Hirschier 2011, S. 1595).

Neueste Lösungsansätze verwenden I4.0-Technologien, um Herausforderungen in der Wirkungsabschätzung zu bewältigen. In der aktuellen Forschung werden künstliche neuronale Netze verwendet, die durch Interpolation mögliche Wirkungskategorien auf Basis der Molekülstruktur von Chemikalien bestimmen (vgl. Klein und Stock 2016, S. 26). CPS werden für die permanente und allgegenwärtige Datenerfassung eingesetzt. So lassen sich regionale Effekte, die Dynamik der Umwelt sowie unterschiedliche Zeithorizonte von Stoffen erfassen (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 3).

Die beschriebenen Lösungsansätze sind aufgrund ihrer Aktualität auf spezifische Anwendungsfälle bezogen oder wenig konkretisiert, so dass die Herausforderungen der Wirkungsabschätzung noch bestehen.

### **Herausforderungen während der Auswertung**

Während der Auswertung werden die Ergebnisse aus der Sachbilanz und Wirkungsabschätzung auf Übereinstimmung mit den festgelegten Zielen und dem Untersuchungsrahmen der LZA überprüft (siehe Abschnitt 3.2). Hierbei kann die

Berücksichtigung von Unsicherheiten eine Herausforderung für den Anwender darstellen (vgl. Reap et al. 2008, S. 381).

Die breite Auslegung der ISO Normen 14040/44 ermöglicht viel Entscheidungsspielraum für den Anwender. Durch mangelnde Begründung subjektiver Entscheidungen und unzureichender Daten werden die Ergebnisse einer LZA infrage gestellt. Auch wirkt sich der große Entscheidungsspielraum auf die Vergleichbarkeit von LZA, die für ähnliche Produktsysteme mit denselben Funktionen erstellt wurden, aus (vgl. Reap et al. 2008, S. 382).

Tabelle 3.6: Herausforderungen während der Auswertung, eigene Darstellung (vgl. Reap et al. 2008, S. 379 ff.; vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 358 ff.)

	Ursachen	Lösungsansätze
Unsicherheiten	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Modellierung von Unsicherheiten</li> <li>• Berücksichtigung einer Vielzahl an unterschiedlichen Unsicherheiten</li> <li>• Unvollständigkeit der Analyse</li> <li>• Kosten- und Zeitaufwand</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Wahrscheinlichkeitsverteilungen</li> <li>• Mathematische Modelle</li> <li>• Simulationen</li> <li>• Besprechung mit Interessengruppen, um Konsens über Einbezug von Daten und Methoden zu finden</li> <li>• Einsatz von cyber-physischen Systemen (Mashhadi und Behdad 2017, S. 3)</li> </ul>
Fehlende Vertrauenswürdigkeit	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Subjektive Beurteilung und Gewichtung der Ergebnisse</li> <li>• Mangelnde Datenqualität</li> <li>• Datenlücken</li> <li>• Unterschiedliche Einheiten und Skalenwerte von betrachteten Objekten</li> <li>• Fehlende Nachvollziehbarkeit der Auswahlentscheidungen</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Kritische Prüfung von unabhängigen Gutachter nach ISO 14044</li> <li>• Siehe Lösungsansatz Datenverfügbarkeit und -qualität</li> </ul>
Fehlende Vergleichbarkeit	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Breit ausgelegte Methode der LZA</li> <li>• Nutzung unterschiedlicher Hilfswerkzeuge (Software, Modelle, Methoden)</li> <li>• Unterschiedlich gewählte Systemgrenzen</li> <li>• Unterschiedliche Anforderungen an die Datenqualität</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Internationale Standardisierung (ISO 14040/44)</li> <li>• Kritische Prüfung nach ISO 14044</li> </ul>

In der Literatur existieren allgemein akzeptierte und verbreitete Lösungsansätze, z. B. Sensitivitätsanalysen, für den Umgang mit Unsicherheiten. Auch der fehlenden Vertrauenswürdigkeit wird durch den standardisierten Ansatz der kritischen Prüfung entgegengewirkt. Herausforderungen entstehen, wenn der Anwender unzureichendes Wissen über die benötigten Methoden und Vorgehensweisen besitzt (vgl. Reap et al. 2008, S. 380).

Um vergleichende Aussagen treffen zu können müssen die Annahmen und die inhaltlichen Zielstellungen jeder Studie einander entsprechen. Die Vorgehensweisen sind in den Normen 14040/44 festgehalten (DIN 14040 2009, S. 5).

Insgesamt lassen sich die Herausforderungen auf fehlendes Wissen über die Methode der LZA oder die falsche Durchführung von eingesetzten Methoden zurückführen. Auch fehlende spezifizierte Standards sind eine Ursache für die Herausforderungen während der Auswertung.

#### **Herausforderungen ausgelöst durch Industrie 4.0**

Industrie 4.0 führt zu einer grundlegenden Veränderung von Unternehmensstrukturen und Geschäftsmodellen (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 20). Über Cloud Computing angebotene Dienste, neue digitale Geschäftsmodelle sowie die unternehmensübergreifende gemeinsamen Nutzung von Ressourcen und Betriebsmitteln lassen klar definierte Unternehmensgrenzen verschwimmen. Für den Anwender einer LZA ergibt sich die Herausforderung von unklaren Systemgrenzen des eigenen Unternehmens und seines Verantwortungsbereichs (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 2). Des Weiteren ist die Bewertung von neu aufkommenden IKT eine Herausforderung. Die Datengrundlage für die Erstellung einer LZA ist unzureichend und aus Industrie 4.0 resultierende unbekannte Effekte sorgen für weitere Unsicherheiten. Die bisherige Vorgehensweise zur Erstellung einer LZA kann mit I4.0-Technologien einhergehende Veränderungen wie flexible Produktionsstrukturen nicht erfassen (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 2). Tabelle 3.7 fasst die zuvor genannten Herausforderungen zusammen.

Tabelle 3.7: Herausforderungen ausgelöst durch Industrie 4.0, eigene Darstellung (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 2 ff.)

	Ursache	Lösungsansätze
Definition von funktionaler Einheit und physischen Systemgrenzen	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Cloud Computing, neue Geschäftsmodelle und gemeinsame Nutzung von Ressourcen sowie Betriebsmittel</li> <li>• Unklare physische Grenzen von Unternehmen</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Neudefinition der funktionalen Einheit und der physischen Systemgrenzen</li> <li>• Allgegenwärtige LZA</li> </ul>
Bewertung neuer IKT	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Unzureichende Datengrundlage zur Erstellung einer LZA</li> <li>• Unbekannte Effekte</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Allgegenwärtige LZA</li> </ul>

Für die Erstellung einer LZA in der intelligenten Fabrik sollen „Ubiquitous Life Cycle Assessments (U-LCA)“, auf Deutsch allgegenwärtige LZA, erstellt werden (Mashhadi und Behdad 2017, S. 3). In einer intelligenten Fabrik ist jede Produktionsmaschine durch eingebettete Systeme, Sensoren, Aktoren sowie RFID-Systemen in ihre Produktionsumgebung eingebunden und erfasst ihre Inputs und Outputs in Echtzeit (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 23). In einer LZA sollen mithilfe von Kommunikationsprotokollen und RFID-Systemen alle Umweltwirkungen eines individuellen Produktes erfasst und die Abfrage über temporäre, räumliche oder globale Auswirkungen erleichtert werden (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 3). Des Weiteren soll eine Neudefinition der funktionalen Einheit und der Systemgrenzen erfolgen. Anstatt eine funktionelle Einheit und physische Systemgrenzen zu definieren, sollen alle Umweltwirkungen in Echtzeit erfasst werden. Zukünftig können LZA jederzeit und auf beliebigem Detaillierungslevel willkürlich erstellt werden (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 3). Darüber hinaus können sie eine proaktivere Rolle in Produktionssystemen einnehmen, so dass die autonome Steuerung und Konfiguration von CPS ökologische Aspekte in ihre autonomen Entscheidungsprozesse einbeziehen. In Verbindung mit künstlicher Intelligenz resultieren multi-objektive Optimierungstechniken sowie optimale Konfigurationen, die gleichzeitig ökonomische, ökologische und soziale Anforderungen erfüllen (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 3).



In Kapitel 3 wurden die Grundlagen zur Erstellung einer LZA erklärt. Die einzelnen Phasen der LZA wurden beschrieben. Herausforderungen, Ursachen und erste Lösungsansätze der Herausforderungen wurden behandelt. Zusätzlich wurden neu aufkommende Herausforderungen, die aufgrund von Industrie 4.0 entstehen, vorgestellt.

Bisher existieren wenige Veröffentlichungen, die LZA und Industrie 4.0 gemeinsam betrachten. Mashhadi und Behdad stellen eine erste Verknüpfung her, indem sie die Methodik einer allgegenwärtigen LZA erläutern, die fester Bestandteil der intelligenten Fabrik ist. Jedoch sind noch viele bisherige Herausforderungen ungelöst und eine direkte Etablierung der allgegenwärtigen LZA ist insbesondere für Unternehmen mit niedrigem Digitalisierungsstand schwierig realisierbar. In Kapitel 5 sollen deshalb weitere Einsatzpotenziale von I4.0-Technologien im Hinblick auf die Minderung der bisherigen Herausforderungen einer LZA aufgedeckt werden. Die Lösung der bisherigen Herausforderungen durch den Einsatz von I4.0-Technologien kann als Zwischenschritt hin zu einer allgegenwärtigen LZA gesehen werden.

Für die übersichtliche Strukturierung der Analyse und eine anschließende Quantifizierung sowie Darstellung der Ergebnisse sind Kenntnisse über die Technologiebewertung notwendig. Die Erarbeitung der benötigten Grundlagen erfolgt im nächsten Kapitel.

## **4 Technologiebewertung**

Ein grundlegendes Verständnis der Technologiebewertung ist für die Erstellung des technologischen Bewertungsmodells in Kapitel 5 notwendig. In dieser wissenschaftlichen Arbeit ist eine Bewertungsmethode als Verfahren zu verstehen, das basierend auf Regeln und Annahmen angewandt wird, um von einem Anfangszustand (Problem) zu einem Endzustand (Lösung) zu gelangen (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 34). Die angepasste Bewertungsmethode an die individuelle Problemstellung wird als Bewertungsmodell bezeichnet und stellt eine Abbildung einer vordefinierten Ausgangssituation dar, die Auswirkungen auf den Endzustand hat (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 26). Nachfolgend werden Grundlagen der Technologiebewertung beschrieben und Bewertungsmethoden vorgestellt.

### **4.1 Grundlagen aus dem Bereich der Technologiebewertung**

#### **Technologie**

In der Literatur findet eine uneinheitliche Verwendung der Begriffe „Technik“ und „Technologie“ statt (vgl. Schuh et al. 2011, S. 33). In deutschsprachigen Publikationen werden Technologie und Technik häufig getrennt voneinander definiert. Hierbei bildet Technologie die theoretische Wissensbasis, um Problemlösungswege zu entwickeln, welche durch Technik als anwendungsbezogene Problemlösung umgesetzt wird. Im allgemeinen Sprachgebrauch und international werden die Begriffe synonym auf Basis eines breiter ausgelegten Technologiebegriffs verwendet (vgl. Vorbach 2014, S. 203).

Für diese wissenschaftliche Arbeit soll Technologie als übergeordneter Begriff definiert werden, welcher eine Trennung von Technologie als Wissen und Technik als konkrete Anwendung der Technologie nicht weiterverfolgt. Vielmehr ist Technik als Untersystem von Technologie zu sehen (vgl. Schuh et al 2011, S. 34). Der Begriff „Technologie“ beinhaltet Wissen, Problemlösungswege und Methoden zur Entwicklung von konkreten Anwendungen in Form von Produkten, Prozessen oder Dienstleistungen. Träger von Technologien können Menschen in Form von „Know-how“, Prozessen, Materialien, Maschinen und Anlagen sowie Werkzeuge sein (Vorbach 2014, S. 203).

## **Technologiemanagement**

Das Technologiemanagement ist ein Teilbereich der Unternehmensführung und für das technologische Wissensmanagement zuständig. Das Wissensmanagement stellt eine breite Wissensbasis aus den gesamten Informationen eines Unternehmens dar. Durch die gezielte Aufbereitung und Vernetzung der Informationen wird sichergestellt, dass die richtige Menge und Qualität an Wissen zum richtigen Zeitpunkt am richtigen Ort zur Verfügung stehen (vgl. Gelbmann et al. 2007, S. 27). Auf das Technologiemanagement übertragen bedeutet dies die Beschaffung, Bereitstellung, Speicherung und Verwertung von technologischem Wissen. Strategisch eingesetzt soll das technologische Wissen Wettbewerbsvorteile generieren und eine langfristige Sicherung sowie Stärkung des Unternehmens gewährleisten (Gelbmann et al. 2007, S. 25 ff.). Hierbei werden Entscheidungen über die Entwicklung und den Einsatz neuer Technologien sowie die Substitution oder Abschaffung veralteter Technologien getroffen (vgl. Vorbach 2014, S. 202). Die Grundaktivitäten des Technologiemanagements lassen sich in Technologiefrüherkennung, Technologieplanung, Technologieentwicklung, Technologieverwertung, Technologieschutz und Technologiebewertung einteilen (vgl. Schuh et al. 2011, S. 15).

Eine klare Abgrenzung des Technologiemanagements zu den themenverwandten Managementdisziplinen des Innovationsmanagements sowie zum Forschungs- und Entwicklungsmanagement (FuE) ist aufgrund von Überschneidungen der Aktivitäten nicht immer möglich. Eine Abgrenzung erfolgt über die betrachteten Objekte (vgl. Vorbach 2014, S. 204). Das Technologiemanagement ist für die Neu- und Weiterentwicklung von Technologien sowie deren Verwertung in Unternehmensprozesse zuständig. Im Fokus steht die Betrachtung der Technologie als Fähigkeit zur Unterstützung der Leistungserstellung. Hierbei ist eine Leistung als Produkt oder Dienstleistung definiert. Das Innovationsmanagement fokussiert sich auf die Entstehung und Verwertung der konkreten Leistung. Das FuE ist lediglich für den Erwerb neuer Kenntnisse zuständig und hat keine Verwertung der Technologie zum Ziel. Es ist als Schnittstelle des Technologiemanagements anzusehen (vgl. Klappert et al. 2011, S. 7ff).

## **Technologiebewertung**

In der Technologiebewertung werden Technologien in Abhängigkeit der jeweiligen Entscheidungssituation im Hinblick auf unterschiedliche Kriterien beurteilt und ausgewählt. Die für die Bewertung herangezogenen Methoden lassen sich in qualitativ

und quantitativ einteilen. Die eingesetzte Methode hängt von der jeweiligen Entscheidungssituation und des aktuellen Bereichs des Technologiemanagements ab (vgl. Haag et al. 2011, S. 309).

Die Technologiefrüherkennung dient zur Prognose zukünftiger technologischer Entwicklungen, so dass der Fokus auf qualitativen Bewertungsmethoden liegt. Unter hoher Unsicherheit und Komplexität der Umwelt müssen eine Vielzahl an Informationen gesammelt und ausgewertet werden. In der Technologiefrüherkennung werden neben Marktforschungsmethoden häufig Szenariotechniken oder multikriterielle Bewertungsmethoden angewandt. Meist wird eine Vorauswahl an Technologien vorgenommen, die in der Planungsphase genauer untersucht wird (vgl. Gelbmann et al. 2007, S. 135 f.).

In der Technologieplanung wird über den zukünftigen Technologieeinsatz im Unternehmen entschieden. Die Bedeutung von quantitativen Methoden nimmt zu, da nun eine wirtschaftliche Bewertung der Technologien stattfindet. Die Entscheidung ist mit hoher Tragweite verbunden, so dass die Technologiebewertung in dieser Phase einen hohen Stellenwert einnimmt und in einem iterativen Prozess ablaufen kann. Im ersten Durchlauf wird eine Vorselektion der Handlungsoptionen mithilfe qualitativer Methoden wie z. B. Portfolioansätzen oder Nutzwertanalysen (NWA), vorgenommen. Im Anschluss erfolgt die wirtschaftliche Bewertung der infrage kommenden technologischen Alternativen (vgl. Haag et al. 2011, S. 316 f.).

In der Technologieentwicklung findet eine mehrmalige Bewertung in Abhängigkeit von der technologischen Entwicklungsphase statt. In den frühen Phasen der Technologieentwicklung ist das Marktvolumen für die neu entwickelte Technologie noch relativ klein, so dass qualitative Bewertungsmethoden wie Portfolioansätze bevorzugt eingesetzt werden (vgl. Gelbmann et al. 2007, S. 67). In späteren Entwicklungsphasen oder der Weiterentwicklung bestehender Technologien, kommen monetäre Methoden zum Einsatz, da Marktunsicherheiten abnehmen und eine Prognose bzgl. der Rendite der Technologie erfolgen kann (vgl. Haag et al. 2011, S. 322).

In der Phase der Technologieverwertung wird über die interne oder externe Verwertung der entwickelten Technologie entschieden. Als Hauptkriterium werden die zu erzielenden Rendite in den Verwertungsalternativen gewählt. Neben quantitativen Methoden wie der Kapitalwertmethode oder Entscheidungsbaumanalysen, werden qualitative Faktoren durch qualitative Methoden wie der NWA, Checklisten oder Argumentbilanzen berücksichtigt (vgl. Haag et al. 2011, S. 323).

Die Bewertung und Auswahl von Technologien zählen zu den wichtigsten Aufgaben des Technologiemanagements, da sie als Basis für zukunftsrelevante Entscheidungen dienen und langfristige Auswirkungen auf den Unternehmenserfolg haben. Für einen effektiven Bewertungsprozess sind Kenntnisse über die verschiedenen Methoden, die für Technologiebewertungen herangezogen werden, notwendig (vgl. Vorbach 2014, S. 209). Eine Übersicht der Bewertungsmethoden erfolgt im nächsten Abschnitt.

## 4.2 Technologische Bewertungsmethoden

In der nachfolgenden Tabelle werden gängige technologische Bewertungsmethoden aufgelistet. Im Rahmen dieser wissenschaftlichen Arbeit erfolgt eine Beschreibung von Methoden, die für die Erstellung des technologischen Bewertungsmodells geeignet sind. Die Analyse der I4.0-Technologien lässt sich in die Phase der Technologiefrüherkennung oder der frühen Technologieplanung einordnen, so dass der Fokus auf qualitativen Bewertungsmethoden liegt. Eine Technologievorauswahl soll getroffen werden, um neue Forschungsausblicke zu schaffen und eine anwendungsbezogene Implementierung für Unternehmen zu erleichtern. Die Methode muss eine Aufarbeitung von vielen Informationen ermöglichen und diese übersichtlich darstellen. Sowohl eine hohe Anzahl an Alternativen (Technologien) als auch eine Vielzahl an quantitativen sowie qualitativen Bewertungskriterien müssen in das Modell einbezogen werden können. Die daraus resultierende Auswahl ist grün unterlegt.

Tabelle 4.1: Überblick über gängige Instrumente zur Technologiebewertung (In Anlehnung an Hall 2002, S. 52)

Methoden	Prognose	Analyse	Bewertung	Exploration	Bewertung	qualitativ	quantitativ	jetzt	Zukunft
Analytical Hierarchy Process		x			x	x	x	x	
Argumentbilanz			x		x	x		x	
Armotisationsrechnung			x		x		x		x
Benchmarking			x	x	x	x	x	x	
Bewertungsmatrix			x		x		x	x	
Break-even-Analyse			x		x		x		x
Checklisten		x			x	x		x	
Conjoint-Analyse		x		x		x	x	x	x
Delphi-Methode	x			x		x			x
Energie-Stoffstromanalyse		x		x		x	x	x	
Entscheidungsbaum		x			x		x	x	x
Fair-Value-Ansätze			x	x	x		x	x	

Methoden	Prognose	Analyse	Bewertung	Exploration	Bewertung	qualitativ	quantitativ	jetzt	Zukunft
Kapitalwertmethode			X		X		X	X	X
Kosten-Nutzen-Analyse			X		X		X	X	
Kosten-Wirksamkeits-Analyse			X		X		X	X	
Lizenzpreisbildung			X		X		X	X	
Maschinenstundensatzrechnung			X		X		X	X	
Methode der ökologischen Bewertung			X		X		X	X	
Morphologische Klassifikation		X		X		X		X	
Nutzwertanalyse		X	X	X	X	X	X	X	X
Patentanalyse	X			X		X			X
Portfoliotechnik			X		X	X	X	X	
Produktlinienanalyse			X	X	X	X		X	X
Quality Function Deployment		X			X	X	X	X	X
Rangreihenmethode			X		X	X		X	
Realloptionsansatz			X		X		X	X	X
Renditekennzahlen		X			X		X	X	
Sensitivitätsanalyse		X			X		X	X	
Szenariotechnik	X			X		X			X
Target Costing			X		X	X	X		X
TCO-Ansätze		X			X		X	X	X
Technometrische Indikatoren			X		X		X	X	
Transaktionskostenansatz			X		X		X	X	
Trendexploration	X			X			X		X
Verflechtungsmatrix		X			X	X		X	
Wertanalyse			X		X	X		X	
Wirkungsnetz		X		X	X	X		X	
Wirtschaftlichkeitsrechnung			X		X		X	X	

## Benchmarking

Das Benchmarking ist ein systematisches, standardisiertes Verfahren zum quantitativen Leistungsvergleich betrachteter Objekte. Das Objekt und seine Leistung werden im Vergleich zu dem leistungsfähigsten Akteur gesetzt (vgl. Paul und Wollny 2014, S. 153). Anhand von quantitativen Messgrößen werden Zielwerte (Benchmarks) definiert und Methoden erörtert, um diese Zielwerte zu erreichen und Leistungslücken zu schließen. Die Methoden werden in direktem Wettbewerb miteinander gestellt, um die Methode mit dem höchsten Leistungsgrad auszuwählen (Best Practice). Die herausgefilterte Methode wird anschließend an die spezifische Problemstellung des Unternehmens angepasst. Die Typen des Benchmarkings lassen sich in intern, branchenbezogen, funktional und generisch einteilen (Paul und Wollny 2014, S. 152 ff.). In der praktischen Anwendung bleibt der Ablauf der Durchführung jedoch gleich. Nach der

Teambildung wird im ersten Schritt das betrachtete Objekt in Form von Produkten, Kennzahlen, Abläufen, Methoden, Prozesse o. Ä. ausgewählt. Dann erfolgt die Suche nach den Benchmarks. Diese können aus Berichten, öffentlich zugänglichen Quellen, der Nutzung von Datenbanken oder Gesprächen mit anderen Unternehmen resultieren. Im nächsten Schritt werden eigene Daten gesammelt und für den Vergleich aufbereitet. Anschließend erfolgt der Vergleich der eigenen Leistung mit den zuvor festgelegten Benchmarks. Ursachen werden für die Leistungslücken aufgedeckt und Lösungswege formuliert. Diese werden in der letzten Phase umgesetzt (vgl. Kremin-Buch 2007, S. 233). Ziele des Benchmarkings können die Erkennung und Erfüllung von Kundenwünschen, die Bewertung der eigenen Leistung, Stärken-Schwächen-Analysen, eine effektive Zielsetzung oder die Suche nach den besten Methoden sein, um letztendlich die eigene Wettbewerbsfähigkeit zu steigern (Paul und Wollny 2014, S. 154).

### **Nutzwertanalyse**

Die Nutzwertanalyse (NWA) ist eine Methode zur multikriteriellen Analyse von Handlungsalternativen bzw. Technologien. Es erfolgt ein quantitativer Vergleich von Technologien anhand qualitativer Kriterien (Haag et al. 2011, S. 328). Im ersten Schritt wird ein Zielsystem nach dem Top-Down-Ansatz (Deduktion) für die Ausarbeitung von Bewertungskriterien festgelegt. Das Gesamtziel wird in mehrere Teilziele zerlegt, bis die unterste Ebene für die Definierung von Zielkriterien geeignet ist. Hierbei müssen die Zielkriterien voneinander unabhängig sein und sich durch Zielerträge messen lassen. Anschließend erfolgt die Gewichtung der Kriterien, da sie in der Regel für die Erfüllung der Zielvorgaben eine unterschiedlich große Bedeutung haben. Die Gewichtungsfaktoren können bspw. durch einen paarweisen Vergleich ermittelt werden. Beim paarweisen Vergleich werden alle Anforderungen einzeln miteinander verglichen und in einer Matrix nach ihrer Wichtigkeit bewertet (vgl. Knorr und Friedrich 2016, S. 46). Der Skalenwert kann bspw. von 0 (weniger wichtig) über 0,5 (gleich wichtig) bis 1 (wichtiger) gehen (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 420). Im nächsten Schritt werden die Technologien auf Basis einer subjektiven Einschätzung bewertet. In einer Matrix werden die einzelnen Technologien im Hinblick auf ihren Erfüllungsgrad je Kriterium bewertet. Der Erfüllungsgrad dient als Bewertungsmaßstab der Technologien und kann bspw. eine Skala von 1 (keine Erfüllung) bis 5 (optimale Erfüllung) sein. Durch Multiplizieren des Erfüllungsgrads mit den Gewichtungsfaktoren wird der Teilnutzen einer Technologie bestimmt. Im letzten Schritt werden die Teilnutzen addiert und eine

Rangliste, geordnet nach dem höchsten Gesamtnutzen, gebildet. Die NWA dient zur Strukturierung und Aufbereitung von Informationen, um eine Technologievorauswahl zu treffen, die im weiteren Verlauf des Technologiemanagements näher untersucht wird (vgl. Haag et al. 2011, S. 328 f.).

### **Analytical Hierarchy Process**

Der Analytical Hierarchy Process (AHP) ist wie die NWA eine Methode zur multikriteriellen Analyse, um Entscheidungsprozesse zu unterstützen und eine optimale Handlungsalternative bzw. Technologie herzuleiten. Ähnlich wie in der NWA wird das Gesamtziel in mehrere Teilziele aufgeteilt (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 428). Im Gegensatz zu der NWA werden alle Teilebenen betrachtet. Für jede Ebene müssen die Technologien im Hinblick auf die Erfüllung der Teilkriterien paarweise verglichen werden. Dies gilt auch für die Teilkriterien, die auf ihren Erfüllungsgrad des übergeordneten Zielkriteriums geprüft und verglichen werden. Für eine differenzierte Bewertung wird meist eine Skala von 1 bis 9 herangezogen (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 430). Die Ergebnisse der Paarvergleichsmatrizen werden zu Eigenwerten verdichtet und auf ihre Konsistenz geprüft. Liegen die ermittelten Konsistenzquotienten im erlaubten Bereich, kann mit der Wertesynthese nach dem Bottom-Up-Ansatz (Induktion) fortgefahren werden, ansonsten muss eine erneute Bewertung vorgenommen werden (vgl. Corsten und Gössinger 2012, S. 427 f.). Für die Wertesynthese findet eine Gewichtung der Kriterien in den jeweiligen Ebenen statt. Dann werden die absoluten Präferenzwerte jeder Technologie berechnet. Hierfür werden die Erfüllungsgrade einer jeden Technologie auf Basis von Transformationsregeln in lokale Gewichte umgerechnet. Durch Multiplikation der lokalen Gewichte der Technologien mit der nächsthöheren Kriteriengewichtung werden sukzessiv die globalen Gewichte je Technologie berechnet. Die globalen Gewichte stehen synonym für den Gesamtnutzen einer Technologie (vgl. Heinrich et al. 2014, S. 429).

### **Quality Function Deployment**

Das Quality Function Deployment (QFD) wurde in den 1960er Jahren von Professor Yoji Akao in Japan entwickelt. Auf Basis von Kundenbedürfnissen sollen marktattraktive Produkte oder Dienstleistungen entwickelt werden. Die Bewertung erfolgt in einer



erweiterten Matrixdarstellung, die „House of Quality“ (HoQ) genannt wird (vgl. Knorr und Friedrich 2016, S. 5 ff.).

Im ersten Schritt werden Kundenwünsche ermittelt. Sie sind häufig unstrukturiert und für konkrete Bewertungskriterien zu ungenau formuliert. Der Anwender muss aus ihnen konkrete Kundenanforderungen an die Produktmerkmale ableiten und strukturieren. Sie müssen möglichst eindeutig, quantifizierbar, vollständig und voneinander unabhängig sein (vgl. Knorr und Friedrich 2016, S. 32). Oft findet eine Gruppierung der Kundenanforderungen hinsichtlich aufgabenspezifischer Kategorien statt. Die Kundenanforderungen werden in die Zeilen der Hauptmatrix eingetragen und gewichtet. Sie bilden die Marktachse des HoQ (vgl. Jakoby 2015, S. 285). Bei wenigen Anforderungen werden die Kriterien anhand einer Bewertungsskala gewertet. Meist muss eine hohe Anzahl an Kriterien bewertet werden, so dass auf den paarweisen Vergleich zurückgegriffen wird (vgl. Knorr und Friedrich 2016, S. 46).

Anschließend werden Produktmerkmale definiert, die zur Erfüllung der gewichteten Kundenanforderungen beitragen. Sie bilden die Technikachse und werden in die Spalten der Hauptmatrix geschrieben. Es soll geklärt werden „Was?“ (gewichtete Kundenanforderungen) „Wie?“ (Produktmerkmale) umgesetzt werden kann (vgl. Knorr und Friedrich 2016, S. 19).

Im nächsten Schritt werden Markt- und Technikachse verknüpft. Die Produktmerkmale werden in Beziehung zu den Kundenanforderungen gesetzt und hinsichtlich ihrer Erfüllungsgrade numerisch bewertet (vgl. Knorr und Friedrich 2016, S. 19).

An der Hauptmatrix gliedern sich weitere Informationen in Matrix- oder Tabellenform. So können gegenseitige Beeinflussungen von Lösungsmerkmalen in einer weiteren Matrix der Wechselbeziehungen dargestellt werden. Auch die Erstellung von Wettbewerbsanalysen („Warum?“) ist möglich, um die Marktposition des eigenen Produktes mit Konkurrenzprodukten in Beziehung zu setzen. In der Ergebnisliste können zusätzliche Zielgrößen oder Gewichtungen benannt werden, die festlegen „Wieviel?“ zur Zielerreichung getan werden soll. Das HoQ lässt sich beliebig hinsichtlich der individuellen Fragestellung modifizieren, so dass die ergänzenden Matrizen sowie Tabellen optionale Bestandteile darstellen (vgl. Jakoby 2015, S. 284 ff.).

Die Methode untergliedert sich in mehrere aufeinanderfolgende Phasen, deren Anzahl individuell bestimmt wird. Weit verbreitet ist das Vier-Phasen-Modell des American Supplier Institute. In der ersten Phase erfolgt die Produktdefinition und liefert gewichtete und bewertete Produktmerkmale auf Basis der Kundenanforderungen. Danach

werden Produktcharakteristika in Konstruktionsmerkmale umgewandelt. In der dritten Phase werden aus den Konstruktionsmerkmalen, Prozessmerkmale definiert und in der letzten Phase in Arbeits- und Prüfabläufe abgeleitet (vgl. Knorr und Friedrich 2016, S. 11). Durch das QFD sollen Produktmerkmale mit dem höchsten Beitrag zur Erfüllung der Kundenanforderung gefiltert werden (vgl. Jakoby 2015, S. 286).

Nach Akao soll der QFD-Gedanke auf individuelle Fragestellungen eines Problems übertragen werden, so dass nicht zwingend alle Formalitäten der Methode einzuhalten sind und individuell angepasst werden können (vgl. Jakoby 2015, S. 287).

Kapitel 4 erläutert die Grundlagen der Technologiebewertung und stellt potenzielle Bewertungsmethoden für die Bewertung der I4.0-Technologien vor. Im nächsten Kapitel erfolgt die Auswahl einer geeigneten Bewertungsmethode, die eine strukturierte Aufbereitung der Einsatzpotenziale der Technologien ermöglicht. Anschließend erfolgt eine Analyse und Bewertung der Technologien mithilfe der ausgewählten Bewertungsmethode.

## **5 Einsatzpotenziale von Industrie-4.0-Technologien zur Bewältigung von Herausforderungen in Lebenszyklusanalysen**

Kapitel 5 gliedert sich in vier Abschnitte. Die ersten beiden Abschnitte verknüpfen die in den Kapitel 2,3 und 4 erarbeiteten Grundlagen zu Industrie 4.0, zu LZA sowie zur Technologiebewertung. Die letzten zwei Abschnitte beinhalten die Untersuchung sowie Bewertung von I4.0-Technologien hinsichtlich der Unterstützung von LZA.

In Abschnitt 5.1 wird eine Bewertungsmethode aus der Methodenvorauswahl des Abschnitt 4.2 ausgewählt. Durch die Methode werden I4.0-Technologien anhand der identifizierten Einsatzpotenziale bewertet, um eine Priorisierung bezüglich der Technologieauswahl vornehmen zu können.

In Abschnitt 5.2 werden Bewertungskategorien sowie -kriterien aus den Ursachen der Herausforderungen hergeleitet. Sie sind für die Identifizierung von Einsatzpotenzialen grundlegend, da durch die Erfüllung der Kriterien Herausforderungen in der LZA beseitigt werden können. Des Weiteren dienen die Bewertungskriterien zur Strukturierung des Abschnitts 5.3.

Die Analyse in Abschnitt 5.3 identifiziert Einsatzpotenziale von I4.0-Technologien zur Unterstützung der zu erstellenden LZA. Die Einsatzpotenziale werden anhand der in Kapitel 2.3 beschriebenen Funktionen der I4.0-Technologien hergeleitet. Durch die Untersuchung soll eine Basis für eine nachvollziehbare Bewertung der Technologien geschaffen werden.

Abschnitt 5.4 bewertet die I4.0-Technologien aus Abschnitt 5.3 anhand der hergeleiteten Einsatzpotenziale. Im ersten Schritt werden die I4.0-Technologien isoliert voneinander bewertet. Im zweiten Schritt werden die Kategorien gewichtet sowie Synergieeffekte zwischen I4.0-Technologien berücksichtigt. Anschließend erfolgt eine erneute Bewertung der Technologien.

### **5.1 Auswahl einer Bewertungsmethode**

Für die Ableitung eines technologischen Bewertungsmodells ist die Auswahl einer geeigneten Methode notwendig. Im Hinblick auf die in der Einleitung definierten Ziele wird eine Bewertungsmethode aus Abschnitt 4.2 ausgewählt. Die Bewertungskriterien werden aus den in Abschnitt 3.3 definierten Herausforderungen hergeleitet. Aufgrund

der Vielschichtigkeit der Herausforderungen muss die Methode für eine multikriterielle Analyse geeignet sein. Die aus der Analyse resultierenden Erkenntnisse sollen in die Bewertungsmethode transferiert und im Hinblick auf die zuvor bestimmten Bewertungskriterien quantifiziert werden. Hierbei soll ein Informationsverlust vermieden werden. Des Weiteren muss die Bewertungsmethode Technologien mit den größten Einsatzpotenzialen aufdecken. Die größten Potenziale aus Industrie 4.0 ergeben sich aus den Synergieeffekten der einzelnen IKT-Technologien. Dies muss bei der Bewertung berücksichtigt werden können. Nachfolgend werden die in Abschnitt 4.2 vorgestellten Methoden hinsichtlich ihrer Eignung auf die zuvor erläuterten Anforderungen überprüft.

### **Benchmarking**

Durch das Benchmarking lässt sich die Leistung der LZA eines Unternehmens mit der eines anderen leistungsstarken Unternehmens vergleichen. Die Leistung der LZA ist anhand ihrer Genauigkeit und Qualität zu messen. Auf Basis der Leistungslücken werden die aus den Herausforderungen resultierenden Leistungsminderungen erkannt und in quantitative Zielvorgaben umgewandelt. In Form von Lösungswegen werden die Potenziale einzelner I4.0-Technologien aufgedeckt und optimal im Hinblick auf die Problemstellung ausgewählt und implementiert. Durch die Vorgabe der Best Practice ist eine Auswahl der Technologie mit dem höchsten Nutzen zur Zielerreichung gewährleistet. Allerdings beruht das Benchmarking auf den Vergleich mit anderen Unternehmen oder Informationsquellen. Dies setzt voraus, dass die Technologie bereits zu diesem Zweck, der Minderung einer Herausforderung, zum Einsatz kam und zu einem Leistungsgewinn beigetragen hat. Aufgrund der Aktualität von Industrie 4.0 ist eine umfassende Sammlung von Informationen für potentielle Benchmarks nicht gesichert und kann so die Qualität der Ergebnisse beeinflussen. Die herkömmlichen Lösungsansätze würden betrachtet und optimiert werden. Z. B. werden in den meisten Unternehmen Softwarelösungen zur Vereinfachung und Verbesserung von LZA eingesetzt, so dass sich das Benchmarking auf die Minderung von Herausforderung mithilfe von Softwarelösungen konzentrieren würde. Innovative Ansätze bleiben aufgrund der fehlenden Vergleichswerte unberücksichtigt. Eine ganzheitliche Betrachtung von I4.0-Technologien ist deshalb nicht möglich und innovative Lösungen würden nicht aufgedeckt werden. Auch Synergieeffekte bleiben aufgrund des wettbewerbsähnlichen Vergleichs der Technologien unberücksichtigt. Der Einsatz von

Benchmarking als Basis für das Bewertungsmodell ist aufgrund der fehlenden ganzheitlichen Betrachtung ungeeignet.

### **Nutzwertanalyse**

In der NWA wird im ersten Schritt ein Zielsystem nach dem Top-Down-Ansatz, wie in Abschnitt 4.2 beschrieben, definiert. Das Hauptziel ist die Entdeckung von Einsatzpotenzialen der I4.0-Technologien, um die Praktikabilität sowie die Qualität von LZA zu erhöhen. Um dieses Ziel zu erreichen, müssen die in einer LZA auftretenden Herausforderungen identifiziert werden. Die Herausforderungen, ihre Ursachen und erste Lösungsansätze sind in Abschnitt 3.3 erläutert. Zuerst werden Kategorien aus den Ursachen formuliert und in einer Unterebene gegliedert. Aus den Kategorien lassen sich auf einer weiteren Unterebene zu erfüllende Teilziele der NWA herleiten. Anschließend werden Zielkriterien zur Erfüllung der Teilziele definiert. Jedoch müssen nach Abschnitt 4.2 die Zielkriterien voneinander unabhängig sein und sich durch Zielerträge messen lassen. Da einige Herausforderungen sich gegenseitig negativ verstärken, ist die Aufstellung gänzlich unabhängiger Zielkriterien schwierig und Mehrfachwertungen können entstehen. Um Mehrfachwertungen zu vermeiden, können die Abhängigkeiten in die Gewichtungen der Zielkriterien mit einfließen und bei der Punktevergabe in der Bewertung ignoriert werden. Durch die Gegenüberstellung der gewichteten Zielkriterien und der Technologien in Matrixdarstellung erfolgt eine strukturierte Aufbereitung der in Kapitel 2 und 3 gesammelten Informationen. Eine strukturierte Vorgehensweise ist aufgrund der hohen Anzahl an Herausforderungen und Technologien notwendig, um Informationsverluste aufgrund vernachlässigter Aspekte zu vermeiden. In der Technologieplanung ist die NWA eine bewährte Methode für die Auswahl von Technologien, die für einen Einsatz im Unternehmen infrage kommen. Grundsätzlich ist die NWA als Basis für das Bewertungsmodell geeignet. Allerdings findet eine getrennte Betrachtung der Technologien statt. Sie werden als Handlungsalternativen gesehen und nach ihrem größten Nutzen ausgesucht. Synergieeffekte bleiben unberücksichtigt, da der Betrachtungsschwerpunkt auf dem jeweiligen Erfüllungsgrad der Technologie hinsichtlich eines Zielkriteriums liegt.

## **Analytical Hierarchy Process**

Der in Abschnitt 4.2 beschriebene Analytical Hierarchy Process (AHP) ist ähnlich wie die NWA aufgebaut. Jedoch werden im Gegensatz zu der NWA für jede Unterebene Teilkriterien definiert und gewichtet. Sie werden direkt mit den bewerteten Technologien verrechnet und sukzessiv mit den übergeordneten Gewichtungen der Zielkriterien aggregiert. Die Vorgehensweise zur Informationsverarbeitung und -darstellung ist insgesamt ähnlich wie die der NWA, so dass die Vor- und Nachteile der NWA aus Abschnitt 5.1 übernommen werden können. Bei dem AHP findet zusätzlich zu dem Top-Down-Verfahren ein anschließendes Bottom-Up-Verfahren statt. Die gewichteten Bewertungskriterien werden somit wieder in Kategorien aggregiert, so dass die Ergebnisdarstellung übersichtlicher als in der NWA ist. Sie betrachtet lediglich die unterste Zielebene im Hinblick auf das Gesamtziel, so dass sich eine hohe Anzahl an Zielkriterien ergibt. Jedoch ist die Erfassung von Abhängigkeiten im AHP komplexer, da sie hierarchieübergreifend verlaufen und eine hohe Anzahl an möglichen Beziehungen zwischen Unter- und Oberkriterien berücksichtigt werden muss. Wie in Abschnitt 4.2 beschrieben, ist der AHP mathematisch anspruchsvoller als die NWA. Durch die Konsistenzprüfung sind die Ergebnisse des AHP präziser und mit mehr Glaubwürdigkeit verbunden als die der NWA. Der AHP ist der NWA vorzuziehen. Allerdings bleibt der Schwachpunkt der fehlenden Betrachtung der Synergieeffekte weiterhin bestehen.

## **Quality Function Deployment**

Das QFD bewertet Produktmerkmale hinsichtlich ihres Erfüllungsgrads von aus Kundenwünschen hergeleiteten Kundenanforderungen. Sie werden in einer Matrix, dem HoQ, zueinander in Beziehung gesetzt und bewertet (siehe Abschnitt 4.2). Die Herausforderungen in den Phasen einer LZA sollen synonym zu den Kundenwünschen verstanden werden. Sie veranschaulichen Schwierigkeiten und Defizite, jedoch sind sie als Bewertungskriterien ungeeignet, da sie häufig nur ein Symptom der eigentlichen Problemursache darstellen. Sie müssen erst in konkrete Bewertungskriterien (Kundenanforderungen) umgesetzt werden. Dies geschieht durch eine Analyse der in Abschnitt 3.3 genannten Ursachen. Zuerst werden die Ursachen kategorisiert. Dann werden die Bewertungskriterien, die zu einer Beseitigung der Ursachen beitragen, hergeleitet und gewichtet. Durch die Kategorisierung findet eine Strukturierung der Ursachen statt, so dass eine eindeutige und vollständige Bewertung der Technologien erfolgt. Die einzelnen Technologien werden jeweils als Produktmerkmal gesehen und

lassen sich direkt in das HoQ überführen. Auch Synergieeffekte können durch die in Abschnitt 4.2 beschriebene Matrix der Wechselbeziehungen erfasst werden. Aufgrund der Fokussierung auf die Synergieeffekte der Technologien wird die Matrix der Wechselbeziehungen im weiteren Verlauf der Arbeit „Synergiematrix“ genannt.

Die Methode eignet sich sehr gut für die Strukturierung und Aufbereitung einer hohen Anzahl an Informationen. Des Weiteren ermöglicht sie eine transparente und nachvollziehbare Bewertung der Technologien und berücksichtigt, im Gegensatz zu den anderen Bewertungsmethoden, die Einbeziehung von potentiellen Synergieeffekten. Durch die Gewichtung der Bewertungskriterien können Schwerpunkte gesetzt sowie Abhängigkeiten berücksichtigt werden. Insgesamt ermöglicht das aus der Methode abgeleitete Bewertungsmodell eine ganzheitliche Betrachtung der Technologien und ihrer Synergieeffekte. Die Bewertung der Technologien erfolgt auf Basis ihrer in Abschnitt 2.3 beschriebenen Funktionen und den daraus resultierenden Einsatzmöglichkeiten zur Unterstützung in der LZA.

Es sollen Technologien mit den größten Einsatzpotenzialen aufgedeckt werden. Die Messung konkreter Leistungsverbesserungen kann nur in konkreten Anwendungsfällen erfolgen, so dass eine Unterscheidung der in dieser Arbeit verwendeten Bewertungskriterien in quantitativ und qualitativ vorerst irrelevant ist. Qualitative Kriterien sind im spezifischen Anwendungsfall durch quantitative zu ersetzen oder müssen durch einen transparenten Bewertungsmaßstab begründet werden. Die vorangegangene Untersuchung verdeutlicht, dass das QFD alle Anforderungen für das notwendige technologische Bewertungsmodell erfüllt. Für die weitere Analyse und Bewertung der I4.0-Technologien wird deshalb das QFD verwendet.

## **5.2 Herleitung von Bewertungskriterien**

Nach der Auswahl einer geeigneten Bewertungsmethode erfolgt nun die Bildung von Bewertungskriterien. Zuerst werden Kategorien hergeleitet, aus denen sich Bewertungskriterien für die Technologiebewertung ableiten lassen. Aus den Tabellen 3.2-3.6 lassen sich folgende Kategorien der Bewertungskriterien definieren:

- Datenverfügbarkeit
- Datenqualität
- Wissensmanagement
- Standardisierung

Nachfolgend wird die Bildung der Bewertungskategorien erläutert und anschließend durch Bewertungskriterien beschrieben.

### **5.2.1 Datenverfügbarkeit**

Die Datenverfügbarkeit stellt eine der größten Herausforderungen während der Durchführung von LZA dar (siehe Abschnitt 3.3). Datenlücken können in jeder Phase der LZA auftauchen, so dass gegenseitige Beeinflussungen der Phasen zu einer negativen Verstärkung der Herausforderungen führen und die Qualität der gesamten LZA gemindert wird. In der ersten Phase werden bspw. Systemgrenzen aufgrund des Aufwands der Datenerhebung enger gefasst. In der Sachbilanz kann es vorkommen, dass Daten aufgrund mangelnder Verfügbarkeit nicht gesammelt werden können, so dass in der Wirkungsabschätzung die Analyse bestimmter Umweltwirkungen bewusst ausgelassen wird. Dies beeinflusst die Auswertung der LZA und mindert das Vertrauen in die Ergebnisse (siehe Abschnitt 3.3). Die Datenverfügbarkeit kann deshalb auch als Kategorie für Ursachen verschiedener Herausforderungen (bspw. Datenqualität oder Auswahlentscheidungen) einer LZA angesehen werden. Auf Basis der in Kapitel 3 erarbeiteten Grundlagen zum Thema „Lebenszyklusanalysen“ lassen sich folgende Bewertungskriterien herleiten, die als Indikatoren einer verbesserten Datenverfügbarkeit fungieren können:

- Datensammlung in der Produktion
- Datensammlung zeitbezogener Daten
- Vertikaler Datenaustausch
- Horizontaler Datenaustausch
- Erweiterung generischer Datensätze

Generell muss die Sammlung von Daten vereinfacht werden. Sowohl die Beschaffung von Daten aus der unmittelbaren Produktionsumgebung als auch von zeitbezogenen sowie regionalen Daten ist eine aktuelle Herausforderung während der Durchführung einer LZA. Zwar können Daten aus der Produktionsumgebung beschafft werden, aufgrund der oft manuellen Erfassung kann jedoch ein hoher Arbeitsaufwand entstehen (siehe Abschnitt 3.3). Um dynamische Prozesse berücksichtigen sowie einen adäquaten Zeithorizont auswählen zu können, sind zeitbezogene Daten notwendig. In Unternehmen mit niedrigem Digitalisierungsstand findet oft nur eine unzureichende



Datensammlung und -verwaltung statt, so dass zeitbezogene Daten nur bedingt verfügbar sind (siehe Abschnitt 2.3). Regionale Daten werden i. d. R. nicht von Unternehmen selbst erhoben, sondern liegen, je nach Region, in Datenbanken vor. Sie werden deshalb nicht als eigenständiges Bewertungskriterium gesehen, sondern unter dem Kriterium „Erweiterung generischer Datensätze“ zusammengefasst. In den Tabellen 3.2.-3.6 ist der mit der Datensammlung verbundene Arbeitsaufwand oft als Ursache von Herausforderungen genannt worden. Durch eine Vereinfachung der Datensammlung könnte die Hemmschwelle zur Erstellung einer LZA sinken.

Neben der Vereinfachung der Datensammlung muss die Verfügbarkeit der gesammelten Daten durch einen stärkeren Datenaustausch erhöht werden. Oft dienen gesammelte Daten einem bestimmten Verwendungszweck (bspw. Planung der Geschäftsprozesse), so dass sie in bestimmten Unternehmensebenen in aggregierter Form vorliegen. Trotz ihrer Existenz sind sie für andere Unternehmensebenen oder Zwecke nicht verfügbar (siehe Abschnitt 3.3). Dies gilt auch für Daten aus anderen Unternehmen, die aufgrund beschränkter Kommunikation oder Misstrauen nur bedingt verfügbar sind (siehe Abschnitt 2.2). Darüber hinaus sollten Einsatzpotenziale im Hinblick auf die Erweiterung generischer Datensätze geprüft werden, damit die Qualität einer LZA, trotz fehlender Primärdaten, nicht gemindert wird. Insgesamt wirkt sich eine Erfüllung der Bewertungskriterien aus der Kategorie „Datenverfügbarkeit“ positiv auf alle in Abschnitt 3.3 genannten Herausforderungen aus.

### **5.2.2 Datenqualität**

In Abschnitt 3.2 wird die Datenqualität als die Eigenschaft von Daten in Bezug auf ihre Eignung, vorher festgelegte Anforderungen zu erfüllen, definiert. Datenqualität wird im Gegensatz zur Datenverfügbarkeit nicht als direkte Ursache für Herausforderungen genannt. Allerdings führt mangelhafte Datenqualität zu einer generellen Qualitätsminderung der LZA und ihrer Ergebnisse (siehe Abschnitt 3.2). Des Weiteren wirkt sie sich negativ auf die Kategorie „Wissensmanagement“ aus. Auf Basis unpräziser oder fehlerhafter Daten werden möglicherweise falsche Annahmen und Entscheidungen getroffen, so dass die Ergebnisse einer LZA an Qualität verlieren. Auch die Darstellung von Produktsystemen und ihren Input und -Outputflüssen wird von der Datenqualität beeinflusst. Beispielsweise kann die Modellierung einzelner Produktlebensphasen auf Basis nicht repräsentativer Daten zu falschen Annahmen führen (siehe Abschnitt 3.3).

Die Anforderungen an die Datenqualität aus Abschnitt 3.2 sind als Richtlinien für den Anwender zu verstehen, um alle Aspekte zu erfassen, die die Datenqualität in einer LZA beeinflussen. Für die nachfolgende Technologiebewertung wird der Detaillierungsgrad der Anforderungen verringert, so dass die Datenkategorien, in welche die LZA-Anforderungen eingeteilt wurden (siehe Abschnitt 3.2), die Bewertungskriterien für die Datenqualität darstellen:

- Intrinsische Faktoren
- Kontextbezogenheit
- Repräsentativität

Für eine hohe Datenqualität müssen generelle Qualitätseigenschaften der Daten, unabhängig von ihrem Verwendungszweck, gewährleistet sein. Der Fokus liegt auf einer hohen Präzision der erfassten Daten. Dadurch verringert sich die Streubreite der gemessenen Daten, so dass Datenunsicherheiten gemildert werden und weniger Einfluss auf die Ergebnisse einer LZA haben. Auch der Arbeitsaufwand während des Modellierens der Unsicherheiten wird verringert. Des Weiteren muss für eine intrinsische Datenqualität die Datenherkunft berücksichtigt werden, um den Einbezug von unseriösen Daten in der LZA zu vermeiden. Aufgrund des hohen Entscheidungsspielraumes zur Erstellung einer LZA ist eine konsistente Nutzung von Methoden und Datenbanken gefordert, die mit den Festlegungen aus der ersten Phase der LZA übereinstimmen und eine einheitliche Datenqualität sichern. Unstimmigkeiten erfordern eine erneute Überarbeitung der LZA und führen zu einem erhöhten Arbeitsaufwand des Anwenders.

Neben intrinsischen Faktoren muss die Kontextbezogenheit der Daten in einer LZA berücksichtigt werden. Zeitbezogene, geographische sowie technologische Erfassungsbereiche von Daten müssen vor dem Einbezug in die LZA geprüft werden, um keine Verfälschung der Auswertung und ihrer Ergebnisse herbeizuführen. Des Weiteren muss die Vollständigkeit von kontextbezogenen Daten hinsichtlich der Ziel- und Rahmensetzung geprüft werden, da sonst eine Anpassung der Phasen einer LZA notwendig ist (siehe Abschnitt 3.2).

Die Repräsentativität der Daten gewährleistet, dass die Datenmenge die interessierende Grundgesamtheit widerspiegelt sowie konsistente Ergebnisse liefert (siehe Abschnitt 3.2). Werden Daten ausgewählt, die nicht repräsentativ für das betrachtete

Produktsystem sind, können die auf den Daten basierenden Annahmen zu Fehlentscheidungen führen.

Die Kategorie „Datenqualität“ stellt zwar keine direkte Ursache für die in Abschnitt 3.3 genannten Herausforderungen dar, jedoch ist die generelle Ergebnisqualität einer LZA eng mit der Qualität ihrer verwendeten Daten verknüpft. Eine vereinfachte Erstellung qualitativ hochwertiger LZA könnte ihren erhöhten Einsatz in Unternehmen herbeiführen, so dass ökologische Aspekte stärker in Entscheidungsprozesse einfließen.

### **5.2.3 Wissensmanagement**

Das Wissensmanagement stellt eine breite Wissensbasis aus den gesamten Informationen eines Unternehmens bereit. Durch die gezielte Aufbereitung und Vernetzung der Informationen wird sichergestellt, dass die richtige Menge und Qualität an Wissen zum richtigen Zeitpunkt am richtigen Ort zur Verfügung steht (siehe Abschnitt 4.1). Für die Durchführung einer LZA ist ein holistisches Wissen über das Produktsystem notwendig. In der ersten Phase der LZA muss der Anwender eine Vielzahl an Festlegungen und Annahmen über das Produktsystem treffen. Er muss bspw. über die Auswahl der Funktionen, der Festlegung der funktionellen Einheit und ihres Referenzflusses, der Systemgrenzen und der Datenqualität entscheiden. Fehlt das benötigte Prozesswissen über Bestandteile des Produktsystems, können falsche Auswahl getroffen werden, so dass Umweltwirkungen eines Produktsystems unberücksichtigt bleiben. In der Sachbilanz führt fehlendes Prozesswissen zu falsch bestimmten Allokationen. Auch in der Wirkungsabschätzung macht sich ein unzureichendes Wissensmanagement bemerkbar. Für die Auswahl geeigneter Wirkungskategorien, -indikatoren und Charakterisierungsmodelle, benötigt der Anwender ein umfangreiches Wissen über eine Vielzahl an unterschiedlichen Stoffen. Fehlt das Wissen, werden Stoffe in unzutreffende Kategorien eingeordnet oder bewusst außer Acht gelassen, so dass es zu einer Verzerrung der Ergebnisse einer LZA kommt (siehe Abschnitt 3.3).

In der LZA muss das Wissensmanagement die Bereitstellung des benötigten Wissens in der richtigen Phase gewährleisten. Dies setzt eine hohe Datenverfügbarkeit und die Bereitstellung von Daten an der richtigen Stelle zum richtigen Zeitpunkt voraus. Diese Anforderungen werden durch die Bewertungskriterien der Datenverfügbarkeit abgedeckt. In einer LZA wird eine hohe Datenmenge bearbeitet und verknüpft, so dass die bloße Zurverfügungstellung von Daten unzureichend ist. Darüber hinaus müssen

Informationen für den Anwender aufbereitet werden, um die Erstellung einer LZA zu vereinfachen und Entscheidungsprozesse zu unterstützen. Die Kategorie „Wissensmanagement“ wirkt sich im Gegensatz zur Datenverfügbarkeit und Datenqualität nur gering auf andere Kategorien aus. Zwar ist das Wissensmanagement keine Grundvoraussetzung für die Vollständigkeit einer LZA, sie verringert aber die potentiellen Herausforderungen während ihrer Erstellung. Folgende Bewertungskriterien lassen sich aus Abschnitt 3.3 herleiten:

- Informationsaufbereitung
- Prozessmodellierung

Das Bewertungskriterium „Informationsaufbereitung“ ist als Fähigkeit einer Technologie zu verstehen, Informationen sowie Kausalitäten aus vorhandenen Daten abzuleiten und dem Anwender in Form von Wissen zur Verfügung zu stellen. In Abschnitt 3.3 wird fehlendes Wissen für viele Herausforderungen als Ursache genannt.

Die Prozessmodellierung ist für die Darstellung des Produktsystems und seiner Input- und Outputflüsse grundlegend. Sie wird in den genannten Herausforderungen (siehe Abschnitt 3.3) nicht direkt als Ursache genannt. Oft führt fehlendes Prozesswissen zu Schwierigkeiten bei der Durchführung einer LZA. In der Sachbilanz ist ein hoher Detaillierungsgrad des dargestellten Produktsystems notwendig, da die Datenerhebung auf Basis der Prozessmodule durchgeführt wird (siehe Abschnitt 3.2).

#### **5.2.4 Standardisierung**

Die LZA ist die einzige standardisierte Vorgehensweise zur Erfassung ökologischer Nachhaltigkeit von Produkten. Die Normen ISO 14040/44 bieten bewusst eine breite Auslegung für die Erstellung von LZA, damit sie auf anwendungsspezifische Fälle angepasst werden können. Dies erschwert jedoch eine einheitliche Vorgehensweise und verringert die Vergleichbarkeit von Ergebnissen (siehe Abschnitt 3.3). Die ganzheitliche Erfassung von Umweltwirkungen stellt einen hohen Arbeitsaufwand dar, so dass sich aus der LZA Methoden zur Erfassung bestimmter Umweltwirkungen entwickelt haben (siehe Abschnitt 3.2). Für die meisten fehlen jedoch offizielle Standards, so dass ihre Ergebnisse nicht für die offizielle Ausweisung verwendet werden dürfen. Insgesamt ist die Standardisierung als politische Herausforderung zu sehen, so dass nur bedingt technologische Einsatzpotenziale bestehen. Eine weitere Ursache von Herausforderungen ist das Fehlen standardisierter Datenformate, welche der

Standardisierung zugeordnet werden kann. Um diese Ursache zu mindern, können Schnittstellen bspw. in Form von Umwandlungssoftware ausgebaut und geschaffen werden. Dieser Aspekt lässt sich unter dem Bewertungskriterium „Datenverfügbarkeit“ zusammenfassen, so dass Standardisierung nicht in das Bewertungsmodell aufgenommen wird.

### **5.3 Ausarbeitung von Einsatzpotenzialen**

Nach der Herleitung von Bewertungskategorien und -kriterien werden die Einsatzpotenziale der I4.0-Technologien hinsichtlich ihrer Anwendung in einer LZA ausgearbeitet. Die theoretischen Annahmen über potenzielle Anwendungsmöglichkeiten erfolgen auf Basis der in Abschnitt 2.3 beschriebenen Funktionen der Technologien. Die Analyse wird durch die Betrachtung der Einsatzpotenziale hinsichtlich der jeweiligen Bewertungskategorie strukturiert. Eine Quantifizierung der Einsatzpotenziale erfolgt in Abschnitt 5.4.

#### **Einsatzpotenziale hinsichtlich der Datenverfügbarkeit**

Die Primärdatensammlung aus der direkten Produktionsumgebung erfolgt oft manuell auf Basis von Datenerhebungsbögen (siehe Abschnitt 3.2). Über alle Inputs sowie Outputs eines Produktsystems müssen Daten gesammelt werden. In Unternehmen mit niedrigem Digitalisierungsstand findet meist eine bedingte Nachverfolgung und Aufzeichnung aller Daten über Energie, Rohstoffe, Betriebsstoffe oder andere physikalischer Stoffe statt. Aufgrund dessen stellt die Beschaffung der notwendigen Daten den aufwendigsten Teil der Sachbilanz dar (siehe Abschnitt 2.4). Meist beschränkt sich die Datensammlung in der Feldebene auf die Sammlung digitaler Daten der angeschlossenen Maschinen, die bei Bedarf manuell ausgelesen werden (siehe Abschnitt 2.2). Für die LZA muss die Datensammlung mithilfe eines CPS auf die Erfassung aller Input- und Outputflüsse ausgeweitet werden. So kann die Datensammlung automatisiert und digitalisiert werden (siehe Abschnitt 3.3). Die Sammlung und Speicherung großer Datenmengen wird mithilfe der Verbindung von Methoden aus dem Bereich des Cloud Computing und des Big Data ermöglicht. Durch die Bereitstellung der notwendigen Rechenleistungen und Speicherkapazitäten (Infrastructure-as-a-Service) können die gesammelten Datenmengen gespeichert und bei Bedarf abgerufen werden, so dass der Anteil manueller Datensammlung verringert wird (siehe Abschnitt 2.3). Ergänzend zur

automatischen Datensammlung unterstützen Mensch-Maschine-Schnittstellen bei Bedarf die manuelle Erfassung von Daten. Die erleichterte Datensammlung wirkt sich positiv auf den mit der Datenerhebung verbundenen Arbeitsaufwand aus und erleichtert die Durchführung einer LZA.

Auch die Sammlung zeitbezogener Daten wird durch den Einsatz eines CPS, Cloud Computing und Big Data erleichtert. Mittels gesteigerter Speicherkapazitäten und einer erleichterten Datensammlung lässt sich eine hohe Datenmenge über einen längeren Zeitraum speichern, so dass ein schneller Zugriff auf historische sowie aktuelle Daten ermöglicht wird. Durch Datenanalysen können dynamische Prozesse aus den gesammelten Daten abgeleitet werden, so dass dynamische Faktoren in der LZA berücksichtigt werden.

Neben der Datensammlung muss die Verfügbarkeit von Daten durch einen vertikalen sowie horizontalen Datenaustausch gewährleistet sein. Methoden aus dem Big-Data-Bereich ermöglichen eine Verarbeitung hoher Datenmengen in Echtzeit, so dass Daten zielgerichtet für den jeweiligen Akteur bereitgestellt werden können. Wie in Abschnitt 2.2 beschrieben wird ein vertikaler Datenaustausch aufgrund einer Vielzahl an Datenformaten erschwert. So liegen die Daten für die LZA bereits in den einzelnen Unternehmensebenen vor, jedoch müssen sie mit hohem Arbeitsaufwand beschafft werden oder bleiben unentdeckt. In Kombination mit Technologien aus dem Bereich des Cloud Computing wird ein vertikaler Datenaustausch ermöglicht. Soziale Maschinen eines CPS verarbeiten und übermitteln die gesammelten Daten an eine Cloud, so dass der Anwender schnell auf spezifische Daten für die Erstellung einer LZA zugreifen kann. Darüber hinaus ist ein Angebot von Softwaremodulen für die Umwandlung von Datenformaten mittels Cloud Computing denkbar, so dass verschiedene LZA-Datenformate schnell in die Sachbilanz integriert werden können. Mensch-Maschine-Schnittstellen erleichtern den Zugriff auf die benötigten Daten der Produktionsumgebung und des Wertschöpfungsnetzwerkes.

Auch für den horizontalen Datenaustausch bergen Cloud Computing und soziale Maschinen hohe Potenziale. Über Integrations- und Kollaborationsplattformen soll in Industrie 4.0 die unternehmensübergreifende Kommunikation erleichtert werden. Daten, die für den Auftrag benötigt werden, sollen gezielt untereinander ausgetauscht werden, ohne prozessrelevante Informationen preiszugeben (siehe Abschnitt 2.2). Für die LZA sind lokale ökologische Datenbanken denkbar, die einen Austausch von Primärdaten zwischen den Teilnehmern eines Wertschöpfungsnetzwerkes ermöglichen. So muss

für vor- oder nachgelagerte Prozesse nicht auf generische Daten zurückgegriffen werden, die meist ungenauer als Primärdaten sind. Des Weiteren können soziale Maschinen mittels M2M-Kommunikation ihre Produkt- und Produktionsdaten unternehmensübergreifend austauschen, so dass individuelle LZA-Daten über das jeweilige Produkt vorliegen. Dies verringert die Gefahr, veraltete Produktdaten in die LZA einzubeziehen.

Trotz ausgebauter Kooperationen durch horizontalen Datenaustausch ist eine vollständige Beschaffung von Primärdaten arbeitsintensiv und für Hintergrundprozesse nicht immer sinnvoll. Neben dem Ausbau des horizontalen Datenaustauschs sollte die Erweiterung generischer Datensätze vorangetrieben werden. Die ständige Erweiterung ist bereits fester Bestandteil der Datenbankanbieter. Durch Technologien aus dem Bereich des Cloud Computing und des Big Data wird die dafür notwendige grundlegende Infrastruktur geschaffen und kontinuierlich ausgebaut. Die stetige Erweiterung von Datenbanken ist ein verbreiteter Lösungsansatz, so dass die Punktevergabe für die beiden Bereiche reduziert wird. Einige Datensätze über Stoffe sind aufgrund des unzureichenden Forschungsstandes über ihre Umweltwirkungen unvollständig. In Abschnitt 3.3 wurden durch die Zuhilfenahme künstlicher neuronaler Netze unbekannte Auswirkungen des betrachteten Stoffes extrapoliert.

Insgesamt bewertet die Kategorie „Datenverfügbarkeit“ Technologien hinsichtlich ihrer Einsatzpotenziale, um die Datensammlung und den Datenaustausch zu erleichtern. Die Datenverfügbarkeit wird durch eine Kombination von CPS, Cloud Computing und Big Data stark erhöht. Das CPS ist für die grundlegende Datensammlung notwendig. Technologien des Cloud Computing und des Big Data sorgen für die zentrale Speicherung sowie Bereitstellung von Daten, so dass der Datenaustausch sowie die -verfügbarkeit erleichtert werden. Einsatzpotenziale zur Überprüfung sowie Einhaltung der Datenqualität werden im nächsten Abschnitt untersucht.

### **Einsatzpotenziale hinsichtlich der Datenqualität**

Der Anwender ist für die Einhaltung der Anforderungen an die Datenqualität während der Erstellung einer LZA verantwortlich. Aufgrund der meist manuellen Datenerhebung wird die Präzision von Daten durch menschlich verursachte Messfehler gemindert und erhöht die Schwankungsbreite der Datenwerte. Dies wird durch eine automatische Datenerfassung verhindert. Auch Unsicherheiten, die aus ungenauen Annahmen und unpräzisen Inputmessungen resultieren, lassen sich durch eine automatische

Erfassung der Inputdaten reduzieren. Neben unpräzisen Messungen ist der Datenbezug aus unseriösen Quellen für die Minderung der intrinsischen Datenqualität verantwortlich. Die Beurteilung der Datenquelle erfolgt auf Basis der subjektiven Einschätzung des Anwenders, so dass Fehlentscheidungen hinsichtlich der Einbeziehung von Datensätzen aus unseriösen Quellen getroffen werden können (siehe Abschnitt 3.3). Durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz in Softwareprogrammen kann die Beurteilung der Datenquellen sowie die Einschätzung der Qualität von Datensätzen automatisiert werden, so dass eine konsistente Quellenauswahl in der LZA erfolgt. Nach einer Anlernphase des Programmes durch den Einsatz großer Datenmengen, in der das System lernt, qualitativ hochwertige Datenquellen zu identifizieren und Datensätze anhand zuvor festgelegter Kriterien zu bewerten, kann auch die Sicherstellung der notwendigen Datenqualität automatisiert werden (siehe Abschnitt 2.3). So werden durch den Menschen verursachte Fehler verringert. Der Anwender einer LZA muss eine hohe Anzahl an Datensätzen überprüfen und bewerten. Aufgrund subjektiver Beurteilung kann Inkonsistenz hinsichtlich der Bewertung und Einbeziehung von Datensätzen entstehen (siehe Abschnitt 3.3). Dies wird durch eine autonome Entscheidungsfindung des LZA-Programmes verhindert.

Die Überprüfung der Erfassungsbereiche und der Datenvollständigkeit im Hinblick auf die festgelegten Ziele und Rahmenbedingungen kann von autonomen Datenanalysen im Rahmen von intelligenten Programmen übernommen werden. In der LZA werden die Erfassungsbereiche nach zeitbezogenen, geographischen und technologischen Bereichen unterteilt. Durch eine permanente Datensammlung und -speicherung mittels CPS und Cloud Computing wird die Verfügbarkeit von zeitbezogenen Daten erhöht und die Einhaltung des zeitbezogenen Erfassungsbereichs kann schnell manuell oder autonom überprüft werden. Die Überprüfung der regionalen Relevanz eines Datensatzes erfolgt durch die Abfrage des Länder- bzw. Regionalcodes (siehe Abschnitt 3.3). Aufgrund der uneinheitlichen Datenformate und der unterschiedlichen Bezugsquellen steigt der mit der Recherche und Abfrage verbundene Arbeitsaufwand. Durch die stetig wachsende Rechenleistung von IT-Systemen ist anzunehmen, dass eine solche Überprüfung, trotz inhomogener Datenformate und -quellen, durch den Einsatz von Big-Data-Tools sowie künstlicher Intelligenz effizienter gestaltet werden kann (siehe Abschnitt 2.3). Regionale Effekte, die bspw. die Umweltwirkungen von Stoffen beeinflussen, werden aufgrund fehlender Daten nicht berücksichtigt (siehe Abschnitt 3.3). Unbekannte regionale Daten könnten mithilfe von künstlicher Intelligenz extrapoliert werden, indem bspw. meteorologische Daten sowie Daten aus angrenzenden



Regionen als Berechnungsgrundlage verwendet werden. Der technologische Erfassungsbereich beschreibt die für die Produktion verwendeten Technologien und lässt sich mithilfe der digitalen Fabrik nachverfolgen. Im Rahmen von Cloud Computing könnten intelligente Softwareprogramme (Platform-as-a-Service) die Kontextbezogenheit der verwendeten Datensätze hinsichtlich ihrer Vollständigkeit überprüfen.

Für die Verbesserung des I4.0-Reifegrades in einem Unternehmen wurde in Abschnitt 2.4 die Single Source of Truth beschrieben. Daten sollen durch CPS flächendeckend sowie unabhängig ihres Einsatzzweckes erfasst und zentral in einer Cloud gespeichert werden. Eine generelle Erfassung von Primärdaten mit möglichst allumfassenden Informationen über die Produktion und ihre Produkte erleichtert die Bestimmung von repräsentativen Datensätzen für das betrachtete Produktsystem einer LZA. In der Vergangenheit wurden Daten häufig direkt für bestimmte Zwecke, z. B. der Planung von Geschäftsprozessen, aggregiert. Ein nachträgliches Trennen der aggregierten Daten war meist nicht praktikabel und mit hohem Arbeitsaufwand verbunden, so dass weniger Daten für eine LZA zur Verfügung standen (siehe Abschnitt 3.3). Mithilfe von Datenanalysen und intelligenten Softwareprogrammen können Daten aus der Cloud nach Bedarf gefiltert und für die LZA aggregiert werden. Der zuvor hohe Aufwand der Datenerhebung sowie der Datenauswahl wird verringert. Gleichzeitig werden Informationsverluste aufgrund aggregierter Daten vermieden und die Repräsentativität der Daten hinsichtlich des betrachteten Produktsystems wird erhöht.

Die Kategorie „Datenqualität“ bewertet Technologien hinsichtlich ihrer Einsatzpotenziale, intrinsische Faktoren, die Kontextbezogenheit sowie die Repräsentativität der LZA-Daten einzuhalten. Der Einsatz künstlicher Intelligenz weist sehr hohe Einsatzpotenziale auf, da er eine starke Vereinfachung der LZA bei erhöhter Datenqualität ermöglicht. Hohe Datenverfügbarkeit und Datenqualität sind grundlegend, um Informationen zu gewinnen, die miteinander verknüpft zu Wissen aggregiert werden können (siehe Abschnitt 4.1). Einsatzpotenziale für eine verbesserte Informationsaufbereitung sowie Prozessmodellierung werden in der Kategorie „Wissensmanagement“ untersucht.

### **Einsatzpotenziale hinsichtlich des Wissensmanagements**

In der Sachbilanz werden meist große Datenmengen gesammelt, die in der Wirkungsabschätzung verarbeitet werden müssen. Der Anwender benötigt ein holistisches Wissen über Umweltwirkungen sowie Wirkungszusammenhänge. Softwareprogramme

unterstützen den Anwender in der Wirkungsabschätzung sowie Ergebnisauswertung. Sie dienen zur Strukturierung der gewonnenen Daten, als Entscheidungshilfe für die Zuordnung von Stoffen zu Wirkungskategorien oder zur Prozessmodellierung. Auch sind in manchen Softwareprogrammen statistische sowie mathematische Methoden vorhanden, um die Wirkungsabschätzung und Auswertung der LZA für den Anwender zu erleichtern. Die endgültige Auswahl erfolgt durch den Anwender. Aufgrund des subjektiven Entscheidungsspielraums können die in Tabelle 3.5 beschriebenen Auswahlfehler entstehen. Des Weiteren ist die Filterung, Auswahl und Auswertung großer Datensätze mit hohem Arbeitsaufwand verbunden. Eine Identifizierung aller Kausalitäten ist für einen Anwender mit unzureichender Wissensbasis kaum erfüllbar (siehe Abschnitt 3.3).

Die Ansätze der verwendeten Softwareprogramme können mithilfe von künstlicher Intelligenz erweitert werden, um bspw. unentdeckte Strukturen und Kausalitäten aufzudecken. Charakteristisch für Methoden aus Big Data ist die Fähigkeit, sowohl große gerichtete als auch ungerichtete Datenmengen in Echtzeit zu verarbeiten. Dies ermöglicht das Entdecken von verstecktem Wissen aus Datenbeständen sowie die Gewinnung neuer Erkenntnisse (siehe Abschnitt 2.3). Künstliche Intelligenz sowie Methoden aus Big Data enthalten hohe Einsatzpotenziale in der Wirkungsabschätzung, um das benötigte Wissen über Wirkungszusammenhänge zu generieren und unentdeckte Umweltwirkungen zu erfassen. In Kombination mit intelligenten Softwareprogrammen, die eine Vorauswahl von Wirkungskategorien, -indikatoren sowie Charakterisierungsmodellen treffen, wird die Erstellung der Wirkungsabschätzung für den Anwender erheblich erleichtert und Auswahlfehler werden verringert. Der Anwender kann auf Basis der optimierten Informationsaufbereitung seine Entscheidungen bezüglich der Zuordnung von Stoffen vor der Zielgruppe einer LZA fundiert begründen, so dass das Vertrauen in die Ergebnisse steigt. Durch Cloud Computing können die intelligenten Softwareprogramme, trotz geringer Rechenleistung eines Unternehmens, angeboten und genutzt werden.

In der Sachbilanz werden die Daten auf Basis der Prozessmodule eines Produktsystems erhoben, so dass die Prozessmodellierung grundlegend für die Genauigkeit einer LZA ist (siehe Abschnitt 3.2). Softwareprogramme werden für die Erstellung einer Sachbilanz gezielt eingesetzt, um Prozessmodule sowie Input- und Outputflüsse darzustellen. Jedoch muss der Anwender das Produktsystem eigenständig modellieren, so dass er ein detailliertes Prozesswissen benötigt (siehe Abschnitt 3.3). Eine detaillierte

Modellierung des Produktsystems wird durch den Einsatz der digitalen Fabrik ermöglicht. In Abschnitt 2.3 wird sie als Zusammenspiel von digitalen Modellen, Methoden und Werkzeugen beschrieben, die eine digitale Abbildung der realen Fabrik und ihrer Produkte darstellt. Soziale Maschinen eines CPS sammeln und werten Daten in Echtzeit aus. Die verarbeiteten Daten werden durch M2M-Kommunikation sowie RFID-Systemen an die digitale Fabrik weitergegeben, um eine detailgetreue Abbildung der realen Systeme darzustellen. Für die Erstellung der LZA greift der Anwender auf eine Echtzeitabbildung des Produktsystems sowie Daten aus der Vergangenheit zurück. Dies ermöglicht einen hohen und genauen Detaillierungsgrad des Produktsystems. Der Anwender kann relevante Prozessmodule einfach identifizieren und die notwendige Grundstruktur zur Datenerhebung schaffen. Ergänzend können Mensch-Maschine-Schnittstellen bspw. in Form von visueller Unterstützung zu einem besseren Verständnis von Prozessen sowie Zusammenhängen beitragen und die Informationsaufbereitung unterstützen. Intelligente Produkte können Daten über ihre Nutzungsphase sammeln, um die Genauigkeit der Modellierung des Produktsystems nach dem Verlassen der Fabrik zu erhöhen.

In der Kategorie Wissensmanagement wurden Technologien hinsichtlich ihrer Einsatzpotenziale zur Informationsaufbereitung sowie Prozessmodellierung bewertet. Eine optimale Informationsaufbereitung basiert auf Ansätzen aus Big Data und der künstlichen Intelligenz. Die Prozessmodellierung beschränkt sich auf die reine Darstellung der Prozesse, ohne dass Wirkungszusammenhänge analysiert werden. In beiden Bewertungskriterien weisen die digitale Fabrik sowie Mensch-Maschine-Schnittstellen hohe Einsatzpotenziale auf. Sie sind für die Einbindung des Menschen in der intelligenten Fabrik verantwortlich, so dass sie auf die einfache Aufbereitung von Wissen ausgelegt sind (siehe Abschnitt 2.3).

## **5.4 Bewertung der Einsatzpotenziale**

Die in der Analyse identifizierten Einsatzpotenziale werden in eine Matrixdarstellung überführt und quantifiziert. Die Bewertungsskala ist von 0 bis 4 definiert. Wird eine Technologie mit 0 bewertet, existieren keine oder nur indirekte Einsatzpotenziale. Ein Punkt steht für geringe Einsatzpotenziale, die zu keiner grundlegenden Beseitigung der bisherigen Herausforderungen führen, aber sie abmildern oder an bestehende Lösungsansätze sowie Vorgehensweisen anknüpfen. Die Bewertung einer Technologie mit zwei Punkten erfolgt, wenn innovative Lösungsansätze vermutet werden oder das

Einsatzpotenzial zu einer starken Verbesserung bisheriger Lösungsansätze besteht. Drei Punkte werden vergeben, wenn die Technologie hohe Einsatzpotenziale aufweist, die zu einer Beseitigung von Herausforderungen in einer LZA beitragen. Bei vier Punkten bestehen sehr hohe Einsatzpotenziale, die zu einer starken Vereinfachung der Erstellung einer LZA führen oder ihre Qualität stark verbessern. Indirekte Auswirkungen oder Grundvoraussetzungen, wie bspw. das Internet der Dinge und Dienste, werden nicht bewertet, da sie zu einer Verzerrung der Ergebnisse führen. So würden grundlegende Technologien aufgrund der Summierung von niedrigen Punktebewertung hinsichtlich aller Kategorien Technologien mit direkten Einsatzpotenzialen verdrängen. Für eine praktische Implementierung sollte das Vorhandensein von Technologien, die grundlegend für Industrie 4.0 sind, geprüft werden.

Tabelle 5.1: Bewertung von I4.0-Technologien zur Unterstützung von LZA (unberücksichtigte Gewichtungen und Synergieeffekte)

		Cloud Computing	Große Datenmengen, Datenanalyse (Big Data)	Künstliche Intelligenz	Eingebettete Systeme, Sensoren, Aktoren, RFID (CPS)	Soziale Maschinen, M2M-Kommunikation	Digitale Fabrik	Mensch-Maschine-Schnittstellen
Datenverfügbarkeit	Datensammlung in der Produktion	2	2	0	4	0	0	1
	Datensammlung zeitbezogener Daten	2	3	0	4	0	0	0
	Vertikaler Datenaustausch	4	2	0	0	3	0	1
	Horizontaler Datenaustausch	4	2	1	0	3	0	1
	Erweiterung generischer Datensätze	2	2	1	0	0	0	0
Datenqualität	Intrinsische Faktoren	1	3	4	3	0	0	0
	Kontextbezogenheit	2	3	4	1	0	0	0
	Repräsentativität	3	3	3	1	0	0	0
Wissensmanagement	Informationsaufbereitung	1	3	4	0	0	2	3
	Prozessmodellierung	1	1	2	2	2	4	3
Auswertung:		22	24	19	15	8	6	9

Tabelle 5.2: Die höchsten technologischen Einsatzpotenziale (unberücksichtigte Gewichtungen und Synergieeffekte)

Rang	Technologie	Anteil des Einsatzpotenzials
1	Große Datenmengen, Datenanalyse (Big Data)	23,30%
2	Cloud Computing	21,36%
3	Künstliche Intelligenz	18,45%
Gesamt:		63,11%

Die Quantifizierung der Analyse zeigt, dass die größten Einsatzpotenziale in Big Data, Cloud Computing und künstlicher Intelligenz liegen. Anteilig machen sie über die Hälfte der Einsatzpotenziale aus. Für die Durchführung einer LZA wurden dem Anwender bisher Softwareprogramme und Datenbanken zur Unterstützung bereitgestellt. Bestehende Softwareprogramme konzentrieren sich auf die Erstellung einer LZA, eine ganzheitliche Sicht auf mögliche Problemursachen fehlt. So wird bspw. dem Problem der Datenverfügbarkeit durch das Anbieten von umfangreichen Datenbanken entgegengewirkt, jedoch zielen Lösungsansätze nicht auf die Behebung der mangelnden Datenverfügbarkeit vor Ort ab. Datenqualitätsanforderungen werden zur Orientierung für den Anwender bereitgestellt, die Ursachen schlechter Datenqualität werden jedoch nicht genannt. Softwareprogramme stellen vorgefertigte Methoden zur Erstellung einer Wirkungsabschätzung bereit. Sie sind jedoch unzureichend, um ein holistisches Wissen über Prozesse, Stoffe und Wirkungszusammenhänge zu schaffen (siehe Abschnitt 3.2).

Insgesamt tragen Big Data und Cloud Computing zu einer Verringerung der Problemursachen aus allen drei Kategorien bei, da sie sowohl Einsatzpotenziale zur Unterstützung bestehender Lösungsansätze als auch innovative Einsatzpotenziale bieten. In Verbindung mit CPS erleichtern sie durch eine zentrale Speicherung großer Datenmengen die Sammlung sowie den Austausch von Daten. Künstliche Intelligenz wurde bisher kaum zur Erstellung einer LZA verwendet. Aufgrund dessen werden die Einsatzpotenziale in der Kategorie der Datenqualität stark gewichtet, da sie neue Forschungsanreize schaffen und starke Auswirkungen auf die Erstellung einer LZA haben könnten. Insbesondere die Einhaltung und Überprüfung der Datenqualität lässt sich durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz und Methoden aus dem Big-Data-Bereich stark vereinfachen. Auch für das Wissensmanagement werden hohe Einsatzpotenziale durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz und Big Data gesehen. Sie werden durch Methoden aus der digitalen Fabrik ergänzt, die zur vereinfachten

Aufbereitung sowie Darstellung von komplexen Prozessen innerhalb einer intelligenten Fabrik verwendet werden. In Kombination mit Mensch-Maschine-Schnittstellen vereinfacht die digitale Fabrik die Darstellung des zuvor aufbereiteten Wissens. In dieser Auswertung bleiben die Gewichtungen der Bewertungskriterien sowie die Synergieeffekte der Technologien unberücksichtigt. In der Analyse basieren Einsatzpotenziale häufig auf ihre Kombination miteinander. Um die Synergieeffekte berücksichtigen zu können, wird die Bewertungsmatrix durch eine Synergiematrix ergänzt.

### **Berücksichtigung der Kategoriebewertungen und Synergieeffekte**

Durch einen paarweisen Vergleich können die Bewertungskriterien gewichtet werden. Da in der Praxis die Gewichtung auf Basis subjektiver Einschätzung erfolgt und unternehmensindividuell ist, bleiben die Kriterien für die Analyse der Einsatzpotenziale ungewichtet. Jedoch beeinflussen sich einzelne Kategorien unterschiedlich stark. Die Datenverfügbarkeit wirkt sich sehr auf die Datenqualität und das Wissensmanagement aus. So können die in Abschnitt 3.2 beschriebenen Anforderungen an die Datenqualität durch unvollständige Daten nur bedingt eingehalten werden. Auch benötigt Wissensmanagement eine umfangreiche Datengrundlage sowie -qualität, um notwendige Informationen für den Anwender bereitzustellen. Das Wissensmanagement hat wenig Einfluss auf die anderen Kategorien. Um die Abhängigkeiten zu berücksichtigen, erfolgt eine Bewertung auf einer Skala von 1 bis 3. Die Gewichte werden auf 1 normiert.

Die Berücksichtigung der Synergieeffekte erfolgt in einer Synergiematrix, die das Dach des HoQ darstellt. Die Matrix wird nach ihrer Auswertung mit ihren Synergiefaktoren an die Hauptmatrix angegliedert. Als Ausgangswert des Synergiefaktors einer Technologie wird 1 genommen. Mittlere Synergieeffekte werden mit 0,1 (+), sehr hohe mit 0,2 (++) bewertet und auf den Ausgangswert addiert. Mittlere Substitutionseffekte ergeben -0,1 (-), sehr hohe Effekte -0,2 (--) Abzug. Schwache Synergieeffekte oder indirekte Abhängigkeiten bleiben unberücksichtigt, da IKT sich beinahe beliebig kombinieren lassen. Eine Verzerrung der Ergebnisse aufgrund häufiger Punktevergabe bei schwachen Synergieeffekten soll vermieden werden. Der Fokus liegt auf klar erkennbare Synergieeffekten. Das QFD bewertet Produktmerkmale bzw. die Funktion einer einzelnen Technologie, so dass eine Erfassung von technologieeigenen Synergieeffekten nicht vorgesehen ist. I4.0-Technologien setzen sich häufig aus mehreren Komponenten zusammen, die eine bestimmte Funktion erfüllen. Ein CPS setzt sich aus eingebetteten Systemen, Sensoren, Aktoren und RFID zusammen, die auch

unabhängig voneinander genutzt werden können. Um die Synergieeffekte der Technologiebündel zu berücksichtigen, wird das Dach des HoQ modifiziert und pro Technologie eines Bündels 0,1 Punkt vergeben. In der Praxis kann das ursprüngliche Dach des HoQ genutzt werden, da die konkrete Implementierung einer zweckgerichteten Technologie im Vordergrund steht. Eine schwächere Differenzierung kann vorgenommen werden, so dass das Technologiebündel als einzelne Technologie wahrgenommen werden kann.

In Abschnitt 5.3 wurden viele Einsatzpotenziale von Cloud Computing und Big Data durch eine gemeinsame Nutzung beschrieben. Große Datenmengen, die in der Produktion anfallen und für die Sachbilanz benötigt werden, können in Clouds gespeichert und weiterverarbeitet werden. Cloud-Programme stellen die gespeicherten Daten bedarfsgerecht zur Verfügung und erhöhen den horizontalen sowie vertikalen Datenaustausch. Des Weiteren können Methoden der digitalen Fabrik oder intelligente Programme per Cloud Computing angeboten werden. Durch Cloud-Lösungen können Unternehmen trotz geringer Speicherkapazitäten und Rechenleistungen LZA erstellen (siehe Abschnitt 2.3). Technologien des Cloud Computing sind für die zentrale Speicherung von Daten und das Anbieten von Software verantwortlich, so dass die Technologien als Bindeglied für weitere I4.0-Technologien fungieren.

Big Data vereint eine Vielzahl an unterschiedlichen Methoden und Technologien. Sie werden häufig in Kombination mit anderen I4.0-Technologien eingesetzt. Beispielsweise wird die Implementierung von künstlicher Intelligenz durch die Einspeisung großer Datenmengen in ein künstliches System realisiert (siehe Abschnitt 2.3). Die Kombination von Big Data mit künstlicher Intelligenz oder Cloud Computing führt zu hohen Synergieeffekten und Einsatzpotenzialen, die durch einen isolierten Einsatz nicht möglich sind.

Das Technologiebündel bestehend aus eingebetteten Systemen, Sensoren, Aktoren und RFID, bildet die Grundstruktur eines CPS. Isoliert eingesetzt sind die Funktionen der Komponenten stark begrenzt. Im Verbund lassen sich Prozesse intelligent und dezentral steuern. Das CPS beeinflusst viele weitere Komponenten einer intelligenten Fabrik. Es stellt die notwendige Datengrundlage für die digitale Fabrik sowie Mensch-Maschine-Schnittstellen bereit und übernimmt Steuerungsprozesse der sozialen Maschinen (siehe Abschnitt 2.3). Auch ist ein CPS aufgrund der Bereitstellung von Daten grundlegend für Big Data und Cloud Computing in der LZA. Das CPS sammelt die für die Sachbilanz benötigten Daten, die im Rahmen von Big Data sowie Cloud

Computing gespeichert oder weiterverarbeitet werden. Eine Punktevergabe zwischen künstlicher Intelligenz und CPS findet nicht statt, da die Bereitstellung großer Datenmengen über Methoden des Cloud Computing und des Big Data erfolgt. So wird eine doppelte Punktevergabe vermieden. Nachfolgend sind die Synergiefaktoren der Synergiematrix dargestellt. Die graphische Darstellung der Matrix erfolgt im nächsten Abschnitt als Dach des HoQ.

Tabelle 5.3: Synergiefaktoren von I4.0-Technologien für die Berücksichtigung von Synergieeffekten

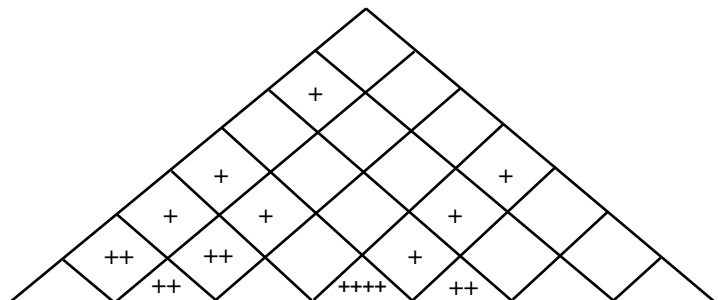
	Cloud Computing	Große Datenmengen, Datenanalyse (Big Data)	Künstliche Intelligenz	Eingebettete Systeme, Sensoren, Aktoren, RFID (CPS)	Soziale Maschinen, M2M-Kommunikation	Digitale Fabrik	Mensch-Maschine-Schnittstellen
Synergiefaktor:	1,5	1,7	1,3	1,9	1,3	1,2	1,1

Es fällt auf, dass das Technologiebündel, bestehend aus eingebetteten Systemen, Sensoren, Aktoren und RFID, sehr hohe Synergieeffekte aufweist. Die Komponenten bilden die Grundlage eines CPS und interagieren mit allen weiteren Komponenten einer intelligenten Fabrik. Ähnlich wie Internet- und Kommunikationstechnologien, z. B. das Internet der Dinge und Dienste, bildet das CPS eine grundlegende Voraussetzung für Industrie 4.0. Jedoch lassen sich für das CPS direkte Einsatzpotenziale in der LZA erkennen, weshalb es im Gegensatz zu dem Internet der Dinge und Dienste in das Bewertungsmodell aufgenommen wurde. Neben CPS weisen Cloud Computing und Big Data hohe Synergiefaktoren auf, dies lässt sich durch die vorherige Herleitung der Synergieeffekte begründen. Beide Technologien werden häufig in Kombination mit anderen I4.0-Technologien verwendet. Im nächsten Schritt werden die Gewichtungen der Kategorien und die Synergiefaktoren in das Bewertungsmodell aufgenommen.



### Bewertung der Einsatzpotenziale im House of Quality

Tabelle 5.4: Bewertung von I4.0-Technologien zur Unterstützung von LZA unter Berücksichtigung von Gewichtungen und Synergieeffekten



Synergiefaktoren:		1,5	1,7	1,3	1,9	1,3	1,2	1,1	
<b>Legende:</b> ++ sehr hohe Synergieeffekte + mittlere Synergieeffekte - mittlere Substitutionseffekte -- sehr hohe Substitutionseffekte		Gewichtungen							
		Cloud Computing	Große Datenmengen, Datenanalyse (Big Data)	Künstliche Intelligenz	Eingebettete Systeme, Sensoren, Aktoren, RFID (CPS)	Soziale Maschinen, M2M-Kommunikation	Digitale Fabrik	Mensch-Maschine-Schnittstellen	
Datenverfügbarkeit	Datensammlung in der Produktion	0,5	2	2	0	4	0	0	1
	Datensammlung zeitbezogener Daten		2	3	0	4	0	0	0
	Vertikaler Datenaustausch		4	2	0	0	3	0	1
	Horizontaler Datenaustausch		4	2	1	0	3	0	1
	Erweiterung generischer Datensätze		2	2	1	0	0	0	0
Datenqualität	Intrinsische Faktoren	0,33	1	3	4	3	0	0	0
	Kontextbezogenheit		2	3	4	1	0	0	0
	Repräsentativität		3	3	3	1	0	0	0
Wissensmanagement	Informationsaufbereitung	0,17	1	3	4	0	0	2	3
	Prozessmodellierung		1	1	2	2	2	4	3
Auswertung:		13,98	15,56	7,35	11,38	4,34	1,22	2,77	

Tabelle 5.5: Die höchsten technologischen Einsatzpotenziale unter Berücksichtigung von Gewichtungen und Synergieeffekten

Rang	Technologie	Anteil des Einsatzpotenzials
1	Große Datenmengen, Datenanalyse (Big Data)	27,49%
2	Cloud Computing	24,70%
3	Eingebettete Systeme, Sensoren, Aktoren, RFID (Big Data)	20,11%
Gesamt:		72,30%

I4.0-Technologien entfalten durch ihre gemeinsame Nutzung hohe Potenziale. Dies spiegelt sich in der Auswertung der Tabelle 5.5 wieder. Nach der Multiplikation mit den Gewichtungen und Synergiefaktoren hat sich der Schwerpunkt an Einsatzpotenzialen um fast 10 % von 63,11 % auf 72,30 % stärker auf die ersten drei Ränge verlagert. Die hohe Fokussierung der Ergebnisauswertungen auf die drei ersten Ränge lässt sich durch die Ursachen der Herausforderungen einer LZA erklären. Datenverfügbarkeit sowie Datenqualität sind allgemeine Herausforderungen, die in allen Phasen einer LZA auftauchen. Sie sind zwei Hauptursachen, die sich auf andere Herausforderungen auswirken. Die höchsten Einsatzpotenziale zur Minderung der Herausforderungen liegen in Cloud Computing, Big Data, CPS und künstlicher Intelligenz. Durch die Einbringung von Synergiefaktoren wird die Bedeutung des CPS erkennbar. Es dient zur notwendigen Datenbereitstellung und interagiert mit nahezu allen Komponenten einer intelligenten Fabrik, so dass seine Bedeutung in der Analyse ansteigt.

Während der Festlegung des Ziels und des Untersuchungsrahmens braucht der Anwender ein holistisches Prozesswissen, um das Produktsystem zu modellieren und Entscheidungen bezüglich des Produktsystems festzulegen. Das notwendige Wissen basiert auf einer umfassenden Datengrundlage, die durch CPS und Big Data mittels Cloud Computing bereitgestellt wird. Spezifische Technologien, wie die digitale Fabrik oder Mensch-Maschine-Schnittstellen, werden zur verbesserten Informationsaufbereitung eingesetzt.

In der Sachbilanz werden Daten über alle Inputs und Outputs des betrachteten Produktsystems erfasst. CPS gewährleisten eine ganzheitliche und automatisierte Datenerfassung, so dass der Aufwand der manuellen Datensammlung gemindert wird. Durch Big Data und Cloud Computing ist eine Speicherung und Bereitstellung der Daten zum

richtigen Zeitpunkt am richtigen Ort gesichert. Künstliche Intelligenz und die Datenanalyse übernehmen die Datenauswahl und sichern die Datenqualität einer LZA, so dass der Arbeitsaufwand für den Anwender verringert wird. Durch die erhöhte Datenverfügbarkeit sowie -qualität verbessert sich der Umgang mit Allokationen. Die Allokationsregeln können einfacher angewandt werden, so dass Allokationen vermieden oder besser modelliert werden können.

In der Wirkungsabschätzung bergen künstliche Intelligenz und Big Data hohe Einsatzpotenziale. Aktuell wird der Anwender einer LZA durch Softwareprogramme bei der Auswahl von Wirkungskategorien, -indikatoren und Charakterisierungsmodellen unterstützt. Auch erfolgt die Zuordnung der Sachbilanzergebnisse zu den Wirkungskategorien sowie die Berechnung der Wirkungsindikatoren mithilfe von Softwareprogrammen. Die finale Entscheidung trifft der Anwender. Aufgrund der Komplexität der Wirkungsabschätzung bilden die Auswahlprozesse trotz Softwareunterstützung eine Herausforderung. Durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz und der Datenanalyse im Rahmen von Big Data werden die bestehenden Softwareprogramme effizienter gestaltet und mindern die auf Wissensmangel basierenden Herausforderungen. Auch die Herausforderungen der regionalen Individualität, Dynamiken der Umwelt sowie die Bestimmung des Zeithorizontes werden durch den Einsatz von CPS und der Sammlung großer Datenmengen gemindert, da sie die benötigte Datengrundlage bereitstellen.

In der Auswertung werden Unsicherheiten im Entscheidungsprozess durch das erhöhte Wissensmanagement gemindert. Die Vertrauenswürdigkeit der LZA steigt aufgrund der verbesserten Datenverfügbarkeit sowie der erhöhten Datenqualität. Die fehlende Vergleichbarkeit von LZA bleiben aufgrund fehlender standardisierter Vorgehensweisen weiterhin bestehen.

Insgesamt dienen CPS und Methoden aus Big Data zur Sicherung der Datenverfügbarkeit, Cloud Computing wirkt allgemein in allen Kategorien unterstützend und künstliche Intelligenz sowie die Datenanalyse im Rahmen von Big Data erleichtern das Wissensmanagement sowie Entscheidungsprozesse. Technologien, die hinsichtlich einzelner Bewertungskriterien hohe Einsatzpotenziale aufweisen, kommen in dem Bewertungsmodell nicht zur Geltung. In einem anwendungsbezogenen Fall kann durch die Gewichtung des entsprechenden Bewertungskriteriums Einfluss genommen werden, so dass die Technologien hinsichtlich des Anwendungsfalls ausgewählt werden.

Kapitel 5 verdeutlicht die Notwendigkeit, Industrie 4.0 und LZA gemeinsam zu erforschen. Eine Vielzahl an Einsatzpotenzialen von I4.0-Technologien existiert für die Erstellung einer LZA und sollte gezielt erforscht werden. Bestehende Herausforderungen lassen sich durch den Einsatz von Big Data, Cloud Computing, CPS und künstlicher Intelligenz nahezu beseitigen. Im nächsten Kapitel wird die Anwendung des Bewertungsmodells auf zwei konkrete Fallbeispiele angewendet. Sie sollen die praktische Einsatztauglichkeit des Bewertungsmodells überprüfen und die Ergebnisse aus Kapitel 5 validieren.

## **6 Validierung der Analyseergebnisse anhand von Fallbeispielen**

Nachfolgend werden die Ergebnisse der Analyse sowie Bewertung aus Kapitel 5 durch zwei Fallbeispiele validiert. Das Bewertungsmodell wird auf seine anwendungsbezogene Einsatztauglichkeit in zwei Unternehmen mit unterschiedlichen I4.0-Reifegraden geprüft. Durch die Fallbeispiele soll exemplarisch untersucht werden, ob die hergeleiteten Einsatzpotenziale sich auf praktische Problemstellungen übertragen lassen.

### **6.1 Kleinunternehmen mit niedrigem Industrie-4.0-Reifegrad**

Ein mittelständisches Unternehmen stellt verschiedene Arten von Pflanzenschutzgeräten her und hat eine neue Linie an abgasarmen Pflanzenschutzgeräten mit abdriftmindernden Düsen entworfen, die umweltschonender als ihre Konkurrenzprodukte arbeiten. Aufgrund der erhöhten gesellschaftlichen sowie politischen Diskussion über die Umweltschädlichkeit von Pflanzenschutzmitteln steigt der Druck auf Landwirte, ökologisch nachhaltigere Landwirtschaft zu betreiben. Sie legen erhöhten Wert auf technische Verbesserungen hinsichtlich der Umweltfreundlichkeit ihrer eingesetzten Agrargeräte (vgl. Umweltbundesamt 2012, S. 1). Das Unternehmen möchte den Kundenanforderungen entgegenkommen, indem es für seine neu entworfene Linie eine LZA erstellt. Es will sich von seinen Konkurrenten abheben und erhofft sich Marktvorteile durch eine Veröffentlichung seiner Ergebnisse. Bei einer erfolgreich durchgeführten LZA überlegt das Management, weitere LZA für ihre anderen Produkte einzuführen, um Schwachstellenanalysen hinsichtlich der Umweltverträglichkeit ihrer anderen Modelle durchzuführen.

Aufgrund der mangelnden Personalkapazität des Unternehmens soll der Produktionsmanager die LZA neben seinen Haupttätigkeiten erstellen, so dass er nur eine begrenzte Zeitkapazität sowie ein limitiertes Budget für Neuanschaffungen hat. Im Rahmen eines zuvor begonnenen Digitalisierungsprojektes des Unternehmens hat der Produktionsmanager eine Vorauswahl von I4.0-Technologien erstellt, um das Unternehmen auf die zweite Entwicklungsstufe des I4.0-Reifegradmodells nach Acatech zu bringen. Wegen der begrenzten Budgetierung seiner beiden Projekte prüft er, ob sich einige Technologien aus der Vorauswahl unterstützend auf die Erstellung seiner LZA auswirken. Der Produktionsmanager hat ein detailliertes Prozesswissen über die Produktion der neuen Pflanzenschutzgeräte. 80 % der Bauteile werden in der

unternehmensinternen Schmiedeabteilung produziert und lackiert. Die restlichen Bauteile stammen aus Fremdbezug. Durch den Einbau von kostengünstigen technischen Bauteilen, bspw. eingebettete Systemen oder RFID, sollen die Prozesse und ihre Produkte besser nachverfolgt werden. Zusätzlich sollen Mensch-Maschine-Schnittstellen erworben werden, da ein Großteil der Prozesse manuell erfolgt und eine vollkommene Automatisierung sowie Autonomisierung der Prozesse aufgrund der hohen Kosten nicht umsetzbar ist. Der Produktionsmanager will durch die digitale Einbindung der Maschinen und Mitarbeiter eine vollständige Abbildung der Prozesse und Produkte erreichen und somit die mangelhafte Datengrundlage des Unternehmens verbessern. Dies erleichtert gleichzeitig die Abbildung des Produktsystems für die LZA. Die Daten für die Rohstoffe sowie Bauteile aus Fremdbezug sind begrenzt. Gegen eine Gebühr können der Produktionsmanager und seine Zulieferer sowie Kunden eine Plattform der horizontalen Integration nutzen, um Primärdaten sicher auszutauschen. Die fehlenden Daten für die Erstellung der LZA bezieht der Produktionsmanager alternativ aus einer ökologischen Datenbank. Die Montage der Pflanzenschutzgeräte erfolgt auf einer elektrisch betriebenen Montagelinie, die gemeinsam mit anderen Produktsystemen benutzt wird, so dass Allokationen auftreten. Durch die individuelle Nachverfolgung der Produkte und ihrer Darstellung in der digitalen Fabrik soll die Aufteilung der Umweltinputs erleichtert werden. Die Wirkungsabschätzung und die Auswertung sollen durch den Einsatz eines LZA-Softwareprogramms durchgeführt werden. Für die Bewertung wird das in Kapitel 5 entwickelte Modell als Grundlage herangezogen und durch individuelle Bewertungskriterien ergänzt. Die Bewertung der Technologien erfolgt auf Basis der in Kapitel 5 ausgearbeiteten Einsatzpotenziale. Der Produktionsmanager passt die Bedeutung der Punktevergabe von 0 (keine Erfüllung) bis 5 (vollkommene Erfüllung) für seine Bewertung an. Die Gewichtung der Kriterien erfolgt durch einen paarweisen Vergleich. Hierfür bedient er sich einer vorgefertigten Vorlage für ein Tabellenkalkulationsprogramm und trägt die Ergebnisse direkt in das Bewertungsmodell ein. Die Matrix zur Darstellung der technologischen Wechselwirkungen wird direkt übernommen. Für eine erste Überprüfung des Bewertungsmodells übernimmt der Produktionsmanager exemplarisch einige Bewertungskriterien des Bewertungsmodells aus Abschnitt 5.4 und ergänzt sie mit unternehmensindividuellen Anforderungen.

Tabelle 6.1: Exemplarische Bewertung von I4.0-Technologien eines praktischen Fallbeispiels

Synergiefaktoren:		0,8	1,2	1,1	1,4	1,1	1,4	1,1
<b>Legende:</b> ++ sehr hohe Synergieeffekte + mittlere Synergieeffekte - mittlere Substitutionseffekte -- sehr hohe Substitutionseffekte	Gewichtungen	Datenbanken (Big Data, Cloud Computing)	Softwaremodule nach Bedarf (Cloud Computing)	Intelligente Software (Künstliche Intelligenz)	Eingebettete Systeme, Sensoren, Aktoren, RFID (CPS)	Kooperationsplattform (Big Data, Cloud Computing)	Umfangreiche ERP-Software (Digitale Fabrik)	App (Mensch-Maschine-Schnittstellen)
	Datensammlung in der Produktion	0,3	0	0	0	4		
	Intrinsische Faktoren	0,1	3	2	3	3		
	Informationsbereitung	0,25	0	3	4	0		
	Benutzerfreundlichkeit	0,1	4	3	3	0		
	Niedriger Preis	0,25	4	3	1	2		
	Auswertung:		1,36	2,4	2,04	2,8		

Die exemplarische Auswertung einiger I4.0-Technologien zeigt, dass das Modell für die praktische Auswahl von I4.0-Technologien im Hinblick auf ihre Einsatzpotenziale für die Erstellung einer LZA geeignet ist. Das Bewertungsmodell spiegelt durch die Punktevergabe, Gewichtungen der Kriterien sowie die Einbringung von Synergiefaktoren die im Fallbeispiel beschriebenen Anforderungen wider. Gleichzeitig validieren die Ergebnisse des Fallbeispiels das Bewertungsmodell und die identifizierten Einsatzpotenziale. Auch im Fallbeispiel weist das CPS einen hohen Synergiefaktor und eine hohe Gesamtbewertung auf. Die Erweiterung der Syngiematrix um Substitutionseffekte führt zu keinen widersprüchlichen Aussagen.

Das Bewertungsmodell bereitet eine hohe Anzahl an Informationen übersichtlich auf und ermöglicht eine erste Technologieauswahl. Für den anwendungsspezifischen Einsatz lässt sich das Modell schnell modifizieren und durch individuelle Bewertungskriterien erweitern. Die in der Analyse aus Abschnitt 5.3 identifizierten Einsatzpotenziale geben eine Handlungsempfehlen zu Einsatzmöglichkeiten von I4.0-Technologien, so dass sich Unternehmen mit niedrigem I4.0-Reifegrad an der Empfehlung orientieren können. Insgesamt ist das Bewertungsmodell für die praktische Anwendung in Unternehmen mit niedrigem I4.0-Reifegrad geeignet

## **6.2 Automobilkonzern mit hohem Industrie-4.0-Reifegrad**

In einem Automobilkonzern wird die Modularisierung der Produktion nach dem „Plug and Produce“-Prinzip eingeführt. Starre Produktionsabläufe werden aufgelöst, so dass die Produktion flexibilisiert wird und die Individualität der Fahrzeuge steigt (siehe Abschnitt 2.4). Durch die starke horizontale Integration aller Zulieferer werden Lieferantenausfälle aufgefangen und Änderungswünsche des Kunden kurzfristig umgesetzt. Bisher hat der Automobilkonzern für jede seiner neuen Baureihen umfassende LZA nach ISO 14040 erstellt. In der LZA wurde das meistverkaufte Modell der Vorgänger-Baureihe als Vergleichsmodell genommen, um die ökologischen Verbesserungen des neuen Modells hervorzuheben. Durch die steigende Individualisierung der Automobile und die Auflösung starrer Produktionsabläufe verliert die aktuelle Vorgehensweise zur Erstellung einer LZA an Bedeutung. Die für die Erstellung einer LZA verantwortliche Abteilung muss neue Ansätze entwickeln. Das Ziel ist, mit geringen Mehrkosten eine LZA für jedes individuell gefertigte Automobil mit geringen Mehrkosten zu erstellen. Die aktuelle Vorgehensweise zur Erstellung der LZA ist für die verantwortlichen Mitarbeiter keine Herausforderung. Aufgrund des hohen I4.0-Reifegrades des Unternehmens sind die Datenverfügbarkeit sowie -qualität in hohem Maß gewährleistet und werden durch den Einsatz von I4.0-Technologien erfüllt. Auch das Wissensmanagement erfolgt durch den Einsatz von optimal an die Aufgabe angepassten Softwareprogrammen. Die Kategorien des Bewertungsmodells sind für die Aufgabe der Abteilung unzureichend. Die I4.0-Technologien werden bereits zweckorientiert eingesetzt. Die Mitarbeiter der Abteilung müssen einen anderen Ansatz finden, um die durch Industrie 4.0 ausgelösten Herausforderungen während der Erstellung einer LZA zu bewältigen. Durch eine umfangreiche Literaturrecherche entdecken sie den Ansatz einer allgegenwärtigen LZA. In einer allgegenwärtigen LZA werden die Umweltwirkungen



in Echtzeit erfasst. So wird die Erstellung einer produktindividuellen LZA ermöglicht, die jederzeit und auf beliebigem Detaillierungslevel kurzfristig erstellt werden kann (siehe Abschnitt 3.3). Für eine Umsetzung der allgegenwärtigen LZA kontaktiert die Abteilung die FuE-Abteilung des Konzerns. Im weiteren Forschungsverlauf kann auf die Methode des QFD zur Qualitätssicherung zurückgegriffen werden. Das entwickelte Bewertungsmodell dieser Arbeit eignet sich jedoch nicht für den praktischen Einsatz in Unternehmen mit hohem I4.0-Reifegrad. Einsatzpotenziale von I4.0-Technologien sind bereits durch unternehmensindividuelle Lösungen implementiert, so dass die herkömmlichen Herausforderungen einer LZA gelöst wurden.

Kapitel 6 verdeutlicht, dass eine direkte Anwendung des Bewertungsmodells auf praktische Fragestellungen hinsichtlich des I4.0-Technologieeinsatzes für die Erstellung von LZA nicht möglich ist. Der I4.0-Reifegrad des Unternehmens ist für den Einsatz des Bewertungsmodells entscheidend.

Unternehmen mit niedrigem I4.0-Reifegrad können das Modell unter leichter Anpassung an unternehmensindividuelle Rahmenbedingungen einfach übernehmen. In Kombination mit der Analyse der Einsatzpotenziale kann das Bewertungsmodell als Handlungsempfehlung für den Einsatz von I4.0-Technologien herangezogen werden. Die exemplarischen Ergebnisse aus dem ersten Fallbeispiel ähneln den Erkenntnissen aus Kapitel 5 und validieren somit die Einsatztauglichkeit des Bewertungsmodells.

Das zweite Fallbeispiel zeigt die Grenzen des Bewertungsmodells auf. Seine Anwendung ist in einem Unternehmen mit hohem I4.0-Reifegrad nicht geeignet. In Form von unternehmensindividuellen Lösungen werden I4.0-Technologien bereits erforscht und implementiert. Eine explizite Betrachtung der Technologien im Hinblick auf ihren Einsatz für die Erstellung von LZA findet nicht statt, jedoch tauchen herkömmliche Herausforderungen aufgrund des hohen Digitalisierungsstandes und spezialisierter Abteilungen nicht auf (siehe Abschnitt 2.4). Der Trend hin zu sich auflösenden Produktionsstrukturen und individualisierten Produkten verdeutlicht jedoch die Notwendigkeit einer integrierten Betrachtung von Industrie 4.0 und LZA, so dass die Erstellung von LZA in der intelligenten Fabrik jederzeit willkürlich und auf beliebigem Detaillierungsgrad ermöglicht wird. Insgesamt verdeutlicht Kapitel 6 die Möglichkeiten und Grenzen des Bewertungsmodells.

## 7 Zusammenfassung und Ausblick

Das Ziel dieser Arbeit ist die systematische Analyse und Bewertung von I4.0-Technologien zur Unterstützung der LZA. Zur Zielerreichung wurden die erforderlichen Grundlagen zu den Themen „Industrie 4.0“, „Lebenszyklusanalysen“ und „Technologiebewertung“ erarbeitet.

Das zweite Kapitel beschreibt die grundlegenden Ziele und Technologien von Industrie 4.0. Die Erarbeitung der Grundlagen hat gezeigt, dass die Umsetzung der Ziele durch die Kombination der I4.0-Technologien und der damit verbundenen Nutzung von Synergieeffekten erreicht wird. Es wurde vermutet, dass I4.0-Technologien auch für die Durchführung von LZA Einsatzpotenziale enthalten. Hierfür wurden Grundlagen zur Methode der LZA erarbeitet. Nach der Begriffsbestimmung und Erläuterung der LZA wurden ihre Herausforderungen beschrieben. Hierbei fiel auf, dass viele Herausforderungen ein Symptom der eigentlichen Problemursachen darstellen. Häufig sind mangelnde Datenverfügbarkeit sowie -qualität, ein unzureichendes Verständnis des Anwenders oder fehlende Standardisierung ursächlich für die Herausforderungen verantwortlich. Bestehende Lösungsansätze fokussieren sich auf die Beseitigung der Herausforderungen durch Bereitstellung von Datenbanken und Softwareprogrammen. Die unternehmensindividuellen Problemursachen bleiben jedoch bestehen. Für die Behebung der Problemursachen wurde ein Bewertungsmodell zur Identifizierung und Bewertung von Einsatzpotenzialen der I4.0-Technologien entwickelt. Das Bewertungsmodell basiert auf das QFD und wurde für die Aufgabenstellung dieser Arbeit modifiziert, um Synergieeffekte der Technologien sowie Technologiebündel erfassen zu können. Die Grundlage der Bewertung bildet eine Analyse von Einsatzpotenzialen der I4.0-Technologien hinsichtlich der Beseitigung von Problemursachen der LZA.

Die Analyse zeigt, dass I4.0-Technologien eine Vielzahl an Einsatzpotenzialen zur Unterstützung von LZA aufweisen. Sie knüpfen sowohl an bestehende Lösungsansätze als auch an innovative Ansätze aus dem Bereich von Industrie 4.0 an, die in Verbindung mit LZA noch nicht erforscht werden. Das Bewertungsmodell zeigt, dass Cloud Computing, Big Data, CPS und künstliche Intelligenz die höchsten Einsatzpotenziale zur Unterstützung von LZA aufweisen. Durch den Einsatz von CPS und Big Data wird der mangelnden Verfügbarkeit von Daten entgegengewirkt, die eine Ursache vieler Herausforderungen aus unterschiedlichen Phasen der LZA darstellt. Technologien aus dem Cloud Computing stellen die notwendige Infrastruktur zur zentralen Speicherung von Daten und erleichtern so den horizontalen sowie vertikalen

Datenaustausch. Künstliche Intelligenz ermöglicht erstmalig eine autonome Überprüfung und Einhaltung der Datenqualität in einer LZA. Auch wird die notwendige Wissensbasis über Prozesse, Stoffe und ihre Auswirkung auf die Umwelt durch die Herleitung von Kausalitäten erhöht. Durch den Einsatz der vier beschriebenen Technologien lässt sich eine hohe Anzahl an Herausforderungen durch die Minderung der Problemursachen bewältigen. Insgesamt verdeutlichen die Analyse sowie das Bewertungsmodell die Notwendigkeit einer gemeinsamen Betrachtung der Forschungsfelder von Industrie 4.0 und LZA. Durch gezielten Einsatz können I4.0-Technologien zu einer starken Vereinfachung und Erhöhung der Qualität einer LZA führen.

Anhand zweier Fallbeispiele wurden die Ergebnisse der Analyse und des Bewertungsmodells validiert und offene Forschungsfragen hervorgehoben. Die Fallbeispiele zeigen, dass vor der praktischen Anwendung des Bewertungsmodells der I4.0-Reifegrad des Unternehmens geprüft werden muss. Unternehmen mit niedrigem Reifegrad können das Bewertungsmodell einfach modifizieren und mit individuellen Bewertungskriterien erweitern. Die Ergebnisse der exemplarischen Auswertung ähneln den Ergebnissen aus Kapitel 5. Das erste Fallbeispiel verdeutlicht, dass I4.0-Technologien hohe Einsatzpotenziale bergen, die auch in der Praxis zur Unterstützung der LZA beitragen. Das zweite Fallbeispiel verdeutlicht die Grenzen des Bewertungsmodells. Das Modell eignet sich nicht für den Einsatz in Unternehmen mit hohem I4.0-Reifegrad, da sie I4.0-Technologien bereits implementiert haben. Herkömmliche Herausforderungen der LZA sind durch unternehmensindividuelle Lösungen beseitigt worden. Allerdings mindern flexible Produktionsstrukturen sowie die erhöhte Produktindividualisierung die Aussagekraft von herkömmlichen LZA. Für die adäquate Erfassung der ökologischen Umweltwirkung eines individuellen Produktes aus der intelligenten Fabrik ist eine allgegenwärtige LZA notwendig. Sie kann jederzeit und auf beliebigem Detaillierungslevel willkürlich erstellt werden. In der intelligenten Fabrik sollte die LZA ein fester Bestandteil sein, so dass die Vision einer allgegenwärtigen LZA umgesetzt werden kann. Aufgrund des niedrigen Forschungsstands hinsichtlich der allgemeinen LZA sollte die Erforschung und Implementierung der Einsatzpotenziale von I4.0-Technologien in die herkömmliche LZA vorangetrieben werden, um das Ziel einer allgegenwärtigen LZA zu erreichen.

## Literaturverzeichnis

**Ausberg, L.; Ciroth, A.; Feifel, S.; Franze, J.; Kaltschmitt, M.; Klemmayer, I.; Meyer, K.; Saling, P.; Schebek, L.; Weinberg, J.; Wulf, C.:** Lebenszyklusanalysen. In: Kaltschmitt, M. (Hrsg.); Schebek, L.: Umweltbewertung für Ingenieure. Methoden und Verfahren, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2015, S. 203-314.

**Baumöl, U.; Meschke, M.:** Das Management von Datenqualität. In: Controlling und Management, 53(2009)1, S. 62-65.

**Bicalho, T. Sauer, I.; Rambaud, A.; Altukhova, Y.:** LCA data quality: A management science perspective. In: Journal of Cleaner Production, 156(2017), S. 888-898.

**BITKOM (Hrsg.):** Industrie 4.0 – Volkswirtschaftliche Potenziale für Deutschland, 2014, <http://www.produktionsarbeit.de/content/dam/produktionsarbeit/de/documents/Studie-Industrie-4-0-Volkswirtschaftliches-Potential-fuer-Deutschland.pdf>, zuletzt geprüft am 18.02.2018.

**Broch, F.; Volkswagen AutoUni (Hrsg.):** Integration von ökologischen Lebenswegbewertungen in Fahrzeugentwicklungsprozessen, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2017.

**Cooper, J.:** Specifying Functional Units and Reference Flows for Comparable Alternatives. In: The International Journal of Life Cycle Assessment, 8(2003)6, S. 337-349.

**Corsten, H.; Gössinger, R.:** Produktionswirtschaft. Einführung in das industrielle Produktionsmanagement, 13. Aufl., München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2012.

**DIN EN ISO 14040:2006:** Umweltmanagement – Ökobilanz – Grundsätze und Rahmenbedingungen, Berlin: Beuth Verlag GmbH, 2009.

**DIN EN ISO 14044:2006:** Umweltmanagement – Ökobilanz – Anforderungen und Anleitung. Berlin: Beuth Verlag GmbH, 2006.

**Dresen, B.; Herzog, M.:** Carbon Footprint von Produkten (CFP) – Bilanzierung in kleinen und mittleren Unternehmen. In: Feifel, S. (Hrsg.); Walk, W. (Hrsg.); Wursthorn, S. (Hrsg.); Schebek, L. (Hrsg.): Ökobilanzierung 2009. Ansätze und Weiterentwicklungen zur Operationalisierung von Nachhaltigkeit, 2010, S. 91-96, <http://www.its.kit.edu/pub/v/2009/feua09a.pdf>, zuletzt geprüft am 05.03.2018.

**Engelmann, F.; Großmann, C.:** Was wissen wir über Informationen? In: Hildebrand, K. (Hrsg.); Gebauer, M. (Hrsg.); Hinrichs, H. (Hrsg.); Mielke, M. (Hrsg.): Daten- und Informationsqualität. Auf dem Weg zur Information Excellence, 3. Aufl., Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2015, S. 3-23.

**Fallenbeck, N.; Eckert, C.:** IT- Sicherheit und Cloud Computing. In: Bauernhansel, T. (Hrsg.); ten Hompel, M. (Hrsg.); Vogel-Heuser, B. (Hrsg.): Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik. Anwendungen Technologien Migration, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2014, S. 397-431.

**Feifel, S.; Walk, W.; Wursthorn, S.:** Die Ökobilanz im Spannungsfeld zwischen Exaktheit, Durchführbarkeit und Kommunizierbarkeit. In: Environmental Sciences Europe, 22(2010)1, S. 46-55.

**Finnveden, G.; Hauschild, M. Z.; Ekvall, T.; Guinée, J.; Heijungs, R.; Hellweg, S.; Koehler, H.; Pennington, D. Suh, S.:** Recent developments in Life Cycle Assessment. In: Journal of Environmental Management, 91(2009), S. 1-21.

- Gebauer, M.; Windheuser, U.:** Strukturierte Datenanalyse, Profiling und Geschäftsregeln. In: Hildebrand, K. (Hrsg.); Gebauer, M. (Hrsg.); Hinrichs, H. (Hrsg.); Mielke, M. (Hrsg.): Daten- und Informationsqualität. Auf dem Weg zur Information Excellence, 3. Aufl., Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2015, S. 87-100.
- Gelbmann, U.; Hasler, A.; Perl, E.; Posch, A.; Steiner, G.; Strebel, H.; Vorbach, S.; Zotter, K.-A.; Strebel, H. (Hrsg.):** Innovations- und Technologiemanagement, 2. Aufl., Wien: facultas.wuv Universitätsverlag, 2007.
- Gorecky, D.; Schmitt, M.; Loskyll, M.:** Mensch-Maschine-Interaktion im Industrie 4.0-Zeitalter. In: Bauernhansel, T. (Hrsg.); ten Hompel, M. (Hrsg.); Vogel-Heuser, B. (Hrsg.): Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik. Anwendungen Technologien Migration, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2014, S. 525-542.
- Gösling, H.; Hausmann, M.; Renatus, F.; Uphoff, K.; Geldermann, J.:** Praxisorientierte Entwicklung einer Ökobilanzierungssoftware für KMU. In: Gómez, J. (Hrsg.), Lang, C. (Hrsg.); Wohlgemuth, V. (Hrsg.): IT-gestütztes Ressourcen- und Energiemanagement, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2013, S. 131-144.
- Haag, C.; Schuh, G.; Kreysa, J.; Schmelter, K.:** Technologiebewertung. In: Schuh, G. (Hrsg.); Klappert, S. (Hrsg.): Technologiemanagement. Handbuch Produktion und Management 2, 2. Aufl., Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2011, S. 309-366.
- Hall, K.; Bauer, U. (Hrsg.); Biedermann, H. (Hrsg.); Wohinz, J.W. (Hrsg.):** Ganzheitliche Technologiebewertung. Ein Modell zur Bewertung unterschiedlicher Produktionstechnologien, Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag, 2002.
- Heinrich, L. J.; Riedl, R.; Stelzer, D.:** Informationsmanagement. Grundlage, Aufgaben, Methoden. 11. Aufl., München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2014.
- Hischier, R.:** Ecoinvent- eine konsistente, transparente und qualitätsgesicherte Hintergrunddatenbank für Ökobilanzen & Co. In: Chemie Ingenieur Technik, 83(2011)10, S. 1590-1596.
- Huber, W.:** Industrie 4.0 in der Automobilproduktion. Ein Praxisbuch, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2016.
- Huber, D.; Kaiser, T.:** Wie das Internet der Dinge neue Geschäftsmodelle ermöglicht. In: Reinheimer, S. (Hrsg.): Industrie 4.0. Herausforderungen, Konzepte und Praxisbeispiele, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2017, S. 17-27.
- IHK:** Industrie 4.0 – Chancen und Perspektiven für Unternehmen der Metropolregion Rhein-Neckar, 2015, [https://www.pfalz.ihk24.de/blob/luihk24/innovation\\_und\\_umwelt\\_und\\_energie/downloads\\_channel/2962316/f9c0f019d072a7c5581140ae4f166dc0/Studie-Industrie-4-0-Metropolregion-Rhein-Neckar-data.pdf](https://www.pfalz.ihk24.de/blob/luihk24/innovation_und_umwelt_und_energie/downloads_channel/2962316/f9c0f019d072a7c5581140ae4f166dc0/Studie-Industrie-4-0-Metropolregion-Rhein-Neckar-data.pdf), zuletzt geprüft am 18.02.2018.
- Jakoby, W.:** Projektmanagement für Ingenieure. Ein praxisnahes Lehrbuch systematischen Projekterfolg, 3. Aufl., Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2015.
- Klappert, S.; Schuh, G.; Aghassi, S.:** Einleitung und Abgrenzung. In Schuh, G. (Hrsg.); Klappert, S. (Hrsg.): Technologiemanagement. Handbuch Produktion und Management 2, 2. Aufl., Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2011, S. 5-10.
- Klein, M.; Stock, M.:** Ökobilanzierer auf Datensuche. Neuronale Netze zur Umweltwirkungsbewertung von Chemikalien. In: UmweltWirtschaftsForum, 24(2016)1, S. 25-28.
- Klein, D.; Tran-Gia, P.; Hartmann, M.:** Big Data. In: Informatik Spektrum, 36(2013)3, S. 319-323.

**Kleinemeier, M.:** Von der Automatisierungspyramide zu Unternehmenssteuerungsnetzwerken. In: Bauernhansel, T. (Hrsg.); ten Hompel, M. (Hrsg.); Vogel-Heuser, B. (Hrsg.): Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik. Anwendungen Technologien Migration, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2014, S. 571-579.

**Klöpffer, W.; Grahl, B.:** Ökobilanz (LCA): Ein Leitfaden für Ausbildung und Beruf, Weinheim: WILEY-VCH Verlag, 2009.

**Knorr, C.; Friedrich, A.; Kamiske, G. (Hrsg.):** QFD - Quality Function Deployment. Mit System zu marktattraktiven Produkten, München: Carl Hanser Verlag, 2016.

**Kollmann, T.; Schmidt, H.:** Deutschland 4.0. Wie die digitale Transformation gelingt, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2016.

**Kremin-Buch, B.:** Strategisches Kostenmanagement. Grundlagen und moderne Instrumente, 4. Aufl., Wiesbaden: Gabler Verlag, 2007.

**Lampe, M. et al.:** Einführung in die RFID-Technologie. In: Fleisch, E.; Mattern, F. (Hrsg.): Das Internet der Dinge. Ubiquitous Computing und RFID in der Praxis, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2005, S. 69-86.

**Lee, E. A.:** Cyber Physical Systems: Design Challenges. In: Object Oriented Real-Time Distributed Computing, 11(2008), S. 363-369.

Lüdemann, L.; Katrin, F.: Vergleich von Softwarelösungen für die Ökobilanzierung – eine softwareergonomische Analyse. In: Logistics Journal, nicht referierte Veröffentlichung, 2014.

**Marwedel, P.:** Eingebettete Systeme, Berlin Heidelberg: Springer Verlag, 2008.

**Mashhadi, A. R.; Behdad, S.:** Ubiquitous Life Cycle Assessment (U-LCA): A Proposed Concept for Environmental and Social Impact Assessment of Industry 4.0. In: Manufacturing Letters, 2017, <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2017.12.012>, article in press.

**Mayer, F.:** Unterstützung des Menschen in Cyber-Physical-Production-Systems. In: Bauernhansel, T. (Hrsg.); ten Hompel, M. (Hrsg.); Vogel-Heuser, B. (Hrsg.): Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik. Anwendungen Technologien Migration, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2014, S. 481-491.

**Mutel, C. L.; Pfister, S.; Hellweg, S.:** GIS-Based Regionalized Life Cycle Assessment: How Big Is Small Enough? Methodology and Case Study of Electricity Generation. In: Environmental Science & Technology, 46(2012)2, S. 1096-1103.

**Obermaier, R.:** Industrie 4.0 als unternehmerische Gestaltungsaufgabe. Betriebswirtschaftliche, technische und rechtliche Herausforderungen, 2. Aufl., Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2017.

**Oesterreich, T. D.; Teuteberg, F.:** Industrie 4.0 in der Wertschöpfungskette Bau – Ferne Vision oder greifbare Realität? In: Reinheimer, S. (Hrsg.): Industrie 4.0. Herausforderungen, Konzepte und Praxisbeispiele, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2017, S. 71-89.

**Paul, H.; Wollny, V.:** Instrumente des strategischen Managements. Grundlagen und Anwendungen, 2. Aufl., München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2014.

**Petersen, M.; Gausemeier, J.; Köchling, D.; Schneider, M.; Wellpott, M.:** Industrie 4. – Dezentralisierung bestehender Produktionssysteme durch kostengünstige Einplatinenrechner. In: Deutscher Materialfluss-Kongress mit VDI-Konferenz Shuttle in der Logistik(Konferenzbericht), 2015, S. 1-13.

**Piro, A.; Gebauer, M.:** Definition von Datenarten zur konsistenten Kommunikation im Unternehmen. In: Hildebrand, K. (Hrsg.); Gebauer, M. (Hrsg.); Hinrichs, H. (Hrsg.); Mielke, M. (Hrsg.): Daten- und Informationsqualität. Auf dem Weg zur Information Excellence, 3. Aufl., Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2015, S. 141-154.

**Plattform Industrie 4.0:** Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt Industrie 4.0, Abschlussbericht des Arbeitskreises Industrie 4.0, 2013, [https://www.bmbf.de/files/Umsetzungsempfehlungen\\_Industrie4\\_0.pdf](https://www.bmbf.de/files/Umsetzungsempfehlungen_Industrie4_0.pdf), zuletzt geprüft am 18.02.2018.

**Plattform Industrie 4.0:** Umsetzungsstrategie Industrie 4.0. Ergebnisbericht der Plattform Industrie 4.0, 2015, [http://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Downloads/I/industrie-40-verbaendeplattformbericht.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=1](http://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Downloads/I/industrie-40-verbaendeplattformbericht.pdf?__blob=publicationFile&v=1), zuletzt geprüft am 18.02.2018.

**Reap, J.; Roman, F.; Duncan, S.; Bras, B.:** A survey of unresolved problems in life cycle assessment. In: The international journal of life cycle assessment, 13(2008)5, S. 290-300; S. 374-388.

**Roth, A.:** Einführung und Umsetzung von Industrie 4.0. Grundlagen, Vorgehensmodell und Use Cases aus der Praxis, Berlin Heidelberg: Springer Verlag, 2016.

**Saam, M.; Viète, S.; Schiel, S.:** Digitalisierung im Mittelstand: Status Quo, aktuelle Entwicklungen und Herausforderungen. ZEW-Gutachten und Forschungsbericht, 2016, <https://www.econstor.eu/handle/10419/145963>, zuletzt geprüft am 14.04.2018.

**Schuh, G; Anderl, R.; Gausemeier, J.; ten Hompel, M.; Wahlster, W. (Hrsg.):** Industrie 4.0 Maturity Index. Die digitale Transformation von Unternehmen gestalten. Acatech Studie, München: Herbert Utz Verlag, 2017.

**Schuh, G.; Klappert, S.; Orilski, S.:** Grundlagen zum Technologiemanagement. In Schuh, G. (Hrsg.); Klappert, S. (Hrsg.): Technologiemanagement. Handbuch Produktion und Management 2, 2. Aufl., Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2011, S. 33-54.

**Siepmann, D.:** Industrie 4.0 – Struktur und Historie. In: Roth, A. (Hrsg.): Einführung und Umsetzung von Industrie 4.0. Grundlagen, Vorgehensmodell und Use Cases aus der Praxis, Berlin Heidelberg: Springer Verlag, 2016, S. 19-46.

**Soder, J.:** Use Case Production: Von CIM über Lean Production zu Industrie 4.0. In: Bauernhansel, T. (Hrsg.); ten Hompel, M. (Hrsg.); Vogel-Heuser, B. (Hrsg.): Industrie 4.0 in Produktion, Automatisierung und Logistik. Anwendungen Technologien Migration. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2014, S. 85-102.

**Stibble, R.:** Globales Life-Cycle-Controlling. Footprinting in der Praxis, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2017.

**Stocker, A.; Brandl, P.; Michalczyk, R.; Rosenberger, M.:** Mensch-zentrierte IKT-Lösungen in einer Smart Factory. In: Elektrotechnik & Informationstechnik, 137(2014)7, S. 207-211.

**Umweltbundesamt:** Pflanzenschutzmittel in der Landwirtschaft, 2012, <https://www.umweltbundesamt.de/themen/boden-landwirtschaft/umweltbelastungen-der-landwirtschaft/pflanzenschutzmittel-in-der-landwirtschaft>, zuletzt geprüft am 03.05.2018.

**VDI Zentrum Ressourceneffizienz:** Ressourceneffizienz durch Industrie 4.0. Potenziale für KMU des verarbeitenden Gewerbes, 2017, [https://www.ressource-deutschland.de/fileadmin/Redaktion/Bilder/Newsroom/Studie\\_Ressourceneffizienz\\_durch\\_Industrie\\_4.0.pdf](https://www.ressource-deutschland.de/fileadmin/Redaktion/Bilder/Newsroom/Studie_Ressourceneffizienz_durch_Industrie_4.0.pdf), zuletzt geprüft am 14.04.2018.

**Vorbach, S.:** Technologiemanagement. In: Granig, P. (Hrsg.); Hartlieb, E. (Hrsg.); Lercher, H. (Hrsg.): Innovationsstrategien. Von Produkten und Dienstleistungen zu Geschäftsmodellinnovationen, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2014, S. 201-215.

**Wang, J.; Ma, Y.; Zhang, L.; Gao, R. X.; Wu, D.:** Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications. In: Journal of Manufacturing Systems, 2018, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.003>, article in press.

**Yue, Q.:** A case study of Supply Chain Management and Competitive Advantage in Manufacturing. In: Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 4(2008), S. 1-4.



## **Abbildungsverzeichnis**

Abbildung 2.1: Grundlagen von Industrie 4.0, eigene Darstellung (vgl. Plattform Industrie 4.0 2013, S. 5 ff.; vgl. BITKOM 2014, S. 22) .....	6
Abbildung 3.1: Phasen einer Lebenszyklusanalyse (DIN 14040 2009, S. 16).....	25
Abbildung 3.2: Beispiel eines Produktsystems für eine Lebenszyklusanalyse (DIN 14040 2009, S. 21) .....	27

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 3.1: Kategorisierung der Anforderungen an die Datenqualität in einer LZA (vgl. DIN 14044 2006, S. 21; vgl. Gebauer und Windheuser 2015, S. 91) .....	23
Tabelle 3.2: Allgemeine Herausforderungen, eigene Abbildung (vgl. Reap et al. 2008, S. 383; vgl. Feifel et al. 2010, S. 49 ff.) .....	31
Tabelle 3.3: Herausforderungen während der Festlegung des Ziels und des Untersuchungsrahmens, eigene Darstellung (vgl. Reap et al. 2008, S. 375 ff.) ..	32
Tabelle 3.4: Herausforderungen in der Sachbilanz, eigene Darstellung (vgl. Feifel et al. 2010, S. 47 ff.) .....	34
Tabelle 3.5: Herausforderungen in der Wirkungsabschätzung, eigene Darstellung (vgl. Reap et al. 2008, S. 375 ff.; vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 278 f.) .....	35
Tabelle 3.6: Herausforderungen während der Auswertung, eigene Darstellung (vgl. Reap et al. 2008, S. 379 ff.; vgl. Klöpffer und Grahl 2009, S. 358 ff.) .....	37
Tabelle 3.7: Herausforderungen ausgelöst durch Industrie 4.0, eigene Darstellung (vgl. Mashhadi und Behdad 2017, S. 2 ff.) .....	39
Tabelle 4.1: Überblick über gängige Instrumente zur Technologiebewertung (In Anlehnung an Hall 2002, S. 52) .....	44
Tabelle 5.1: Bewertung von I4.0-Technologien zur Unterstützung von LZA (unberücksichtigte Gewichtungen und Synergieeffekte) .....	67
Tabelle 5.2: Die höchsten technologischen Einsatzpotenziale (unberücksichtigte Gewichtungen und Synergieeffekte) .....	68
Tabelle 5.3: Synergiefaktoren von I4.0-Technologien für die Berücksichtigung von Synergieeffekten .....	71
Tabelle 5.4: Bewertung von I4.0-Technologien zur Unterstützung von LZA unter Berücksichtigung von Gewichtungen und Synergieeffekten .....	72
Tabelle 6.1: Exemplarische Bewertung von I4.0-Technologien eines praktischen Fallbeispiels .....	78

## Abkürzungsverzeichnis

AHP	Analytical Hierarchy Process (AHP)
CAD	Computer-aided Design
CAM	Computer-aided Manufacturing
CPS	Cyber-physisches System
CIM	Computer Integrated Manufacturing
ERP	Enterprise Ressource Planning
FuE	Forschungs- und Entwicklungsmanagement
HoQ	House of Quality
I4.0-Reifegrad	Industrie-4.0-Reifegrad
I4.0-Technologien	Industrie 4.0-Technologien
IKT	Informations- und Kommunikationstechnologie
KMU	klein- und mittlere Unternehmen
LCA	Life Cycle Assessment
LZA	Lebenszyklusanalyse
M2M	Machine-to-Machine
MES	Manufacturing Execution System
NWA	Nutzwertanalyse
PLM	Product-Life-Cycle-Management
QFD	Quality Function Deployment
RFID	Radio Frequency Identification
VFK	Virtual Fort Knox