

Edge Computing im Spannungsfeld der Smart Factory – Ein Status Quo

Sebastian Trinks

TU Bergakademie Freiberg, Institut für Wirtschaftsinformatik,
Silbermannstraße 2, 09599 Freiberg

sebastian.trinks@bwl.tu-freiberg.de

Abstract. Die Realisierung der Vision der Industrie 4.0 bedarf neben der Erhebung relevanter Daten, der stetigen Vernetzung aller Geräte sowie Maschinen, auch die Möglichkeit, erhobene Datenmengen schnell und effizient - möglichst in Echtzeit – zu verarbeiten. Hierbei stoßen bestehende Konzepte, wie beispielsweise Cloud Computing an ihre Grenzen, da die zentrale Datenverarbeitung in den meisten Fällen zu viel Zeit für die Übertragung der Daten benötigt. Die Konzepte Edge oder Fog Computing, die in den letzten Jahren aufgekommen und weiterentwickelt wurden, ermöglichen es, Latenzzeiten zu verringern und bieten dadurch die Möglichkeit analytische Berechnungen in (nahezu) Echtzeit auszuführen. Die vorliegende Literaturanalyse zeichnet den Status Quo der wissenschaftlichen Diskussion von Edge Computing im Rahmen der Smart Factory auf. Die Ergebnisse legen dabei die aktuellen thematischen Schwerpunkte offen und dienen somit als Grundlage zur Weiterentwicklung Edge Computing Architekturen im Spannungsfeld der Smart Factory.

Keywords: Edge Computing; Fog Computing; Smart Factory; Industrie 4.0; Internet of Things;

1 Einleitung

Um Effizienz sowie Effektivität von Produktionsprozessen zu steigern, werden zunehmend Techniken und Methoden aus dem Gebiet der Data Analytics in der Industrie eingesetzt. Maschinen und andere Geräte sind in den Fabriken heutzutage mit einer größeren Anzahl an Sensoren ausgestattet, so dass eine umfangreiche Datengrundlage für analytische Techniken und Methoden entsteht. Zur Verarbeitung dieser Daten ist es notwendig, diese zunächst über ein Netzwerk auf einen Server zu übertragen, so dass analytische Algorithmen Anwendung finden können. Dabei tritt das Thema der Latenzzeit für den Einsatz von Analytics in Echtzeit im Rahmen des Produktionsprozesses in den Vordergrund. Für viele Anwendungen innerhalb der Produktionsumgebung ist es von entscheidender Bedeutung, die analytische Verarbeitung in (nahezu) Echtzeit zu betreiben. Andernfalls verlieren die erzeugten Ergebnisse ihren Nutzen, führen zu Fehlern oder sogar zu einem Produktionsstopp. Auch Produktionssysteme (Manufacturing Execution Systems, MES), welche ihren Ursprung bereits in den 1980er Jahren haben, stoßen mit herkömmlichen Netzwerk-Architekturen hierbei an ihre Grenzen [1].

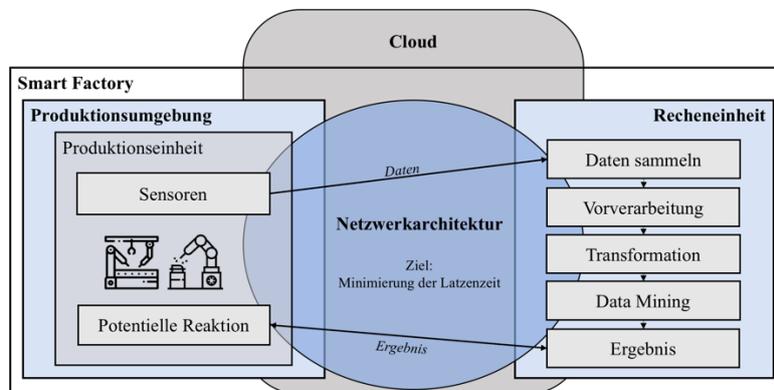


Abbildung 1. Forschungsbereich

Erhobene Produktionsdaten müssen in Echtzeit übertragen und analysiert werden, um die Effizienz des gesamten Prozesses maßgeblich positiv zu beeinflussen. Der größere Teil der gesamten Ausführungszeit von analytischen Applikationen innerhalb der Smart Factory wird durch die Datenübertragung beansprucht. Daher sind spezielle Netzwerkarchitekturen zu entwickeln und zu implementieren, welche die Minimierung der Übertragungslatenz ermöglichen. In diesem Zusammenhang wurden Architekturen konzipiert, die Vorteile der zentralen- sowie dezentralen Datenverarbeitung, wie beispielsweise die Verringerung der Übertragungslatenz [2], nutzen. Abbildung 1 zeichnet dieses Spannungsfeld, das zugleich den Forschungsrahmen der Publikation darstellt.

Im vorliegenden Beitrag wird der Status Quo des Edge Computing (EC) im Spannungsfeld der Smart Factory aufgezeigt. Die hierfür zu Grunde liegenden Forschungsfragen lauten:

- 1) *Wie stellt sich der aktuelle Stand der wissenschaftlichen Diskussion im Bereich Edge Computing im Spannungsfeld der Smart Factory dar und welche thematischen Schwerpunkte sind enthalten?*
- 2) *Welche Potentiale und Herausforderungen bringt der Einsatz von Edge Computing Architekturen in der Produktion mit sich?*

Zur Bearbeitung dieser Forschungsfragen gliedert sich der vorliegende Beitrag in sechs Abschnitte. Dabei beinhaltet Abschnitt 2 die Grundlagen von EC. Die angewandte wissenschaftliche Methode wird darauffolgend in Abschnitt 3 beschrieben und deren Ergebnisse in Abschnitt 4 dargestellt. Es folgt eine Diskussion der Ergebnisse und das Fazit, das Schlussfolgerungen und Ausblick enthält.

2 Edge Computing

Heutzutage produziert die stetig steigende Anzahl verbauter Sensoren, die als Datenproduzenten angesehen werden können, große Datenmengen an der Edge (Ecken oder Rand) eines Netzwerks [3]. Durch die steigende Datenmenge stößt die zentrale Datenverarbeitung, beispielsweise durch Cloud Computing (CC), an ihre Grenzen. Der Transfer aller erhobenen Daten in die Cloud, um diese dort zu verarbeiten nimmt zu viel Zeit in Anspruch und macht eine Verarbeitung in Echtzeit nahezu unmöglich [2].

Herkömmliche Client-Server Architekturen haben den Nachteil, dass die zentralisierte Datenverwaltung und -verarbeitung einen Engpass darstellt, welcher durch Überlastung zu erheblichen Verzögerungen führen kann [78]. Ein Konzept um Bandbreite zu sparen und die hohen Latenzzeiten, die beim Datentransfer in die Cloud entstehen, zu minimieren ist EC. Der dezentrale Ansatz verfolgt das Ziel die Datenverarbeitung nicht in der Cloud, sondern an der Edge durchzuführen [4]. Dabei lässt sich die Edge als Rechen- oder Netzwerkressource definieren, die sich entlang des Pfades zwischen dem Datenproduzenten und der Cloud befinden [2]. Die Objekte, welche die Rechenoperationen verarbeiten, werden als Fog- oder Edge Knoten (Node) bezeichnet und befinden sich an der oben genannten Edge des Netzwerkes [3].

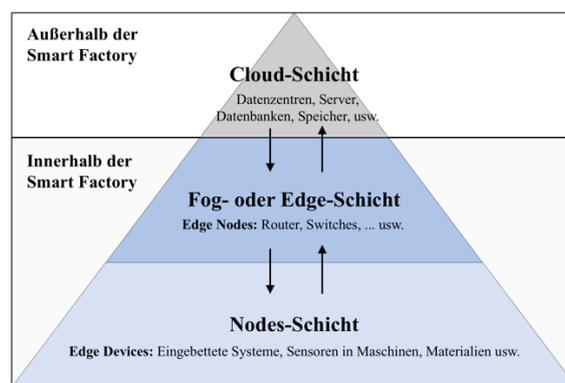


Abbildung 2. Edge Computing Architektur [5]

Das typische Architekturschema von EC besteht aus einer Nodes-Schicht, einer Edge- oder Fog-Schicht und einer Cloud-Schicht (siehe Abbildung 2). Basierend auf dieser Architektur lässt sich eine Minimierung der Latenz, Reduzierung des Energieverbrauchs, Einsparung von Bandbreite und Erhöhung der Sicherheit und des Datenschutzes realisieren [2, 3, 4]. Dabei ist es nicht notwendig, die erhobenen Daten direkt in die Cloud zu übertragen. Lediglich der Transfer der Daten von dem jeweiligen Gerät (Node) zur Edge, welcher erheblich weniger Zeit benötigt, ist nötig. Daher unterstützt die Anwendung von EC beispielsweise die Ausführung von Data Analytics innerhalb einer Fabrik in Echtzeit [6].

Neben der Bezeichnung EC ist zuvor bereits der Begriff Fog Computing (FC) genutzt worden. Dieser wurde im Jahr 2011 von Cisco präsentiert und wie folgt definiert: *"FC is a highly virtualised platform that provides compute, storage and networking services between end devices and traditional cloud computing data centres, typically, but not exclusively located at the edge of the network."* [7] Darüber wird FC von Varghese et al. [8] als Ergänzung zu CC zur Dezentralisierung von Rechenressourcen mit dem Ziel, die Servicequalität zu verbessern beschrieben [8, 9]. Dabei stellt die Virtualisierung eine Schlüsseltechnologie im Bereich von FC dar. Aufgrund immer leistungsfähiger Rechenhardware wurde diese mit dem Ziel entwickelt die Verschwendung von Ressourcen zu minimieren und die Nutzung der Hardware für mehrere Anwendungen parallel zu ermöglichen. Dies vereinfacht die Wartung und Pflege der Systeme und bringt zugleich Vorteile im Bereich der IT-Sicherheit mit sich [10].

In diesem Kontext argumentiert IBM ähnlich wie Cisco; sie verwenden jedoch den Begriff des EC [26]. Obwohl in der wissenschaftlichen Diskussion gegensätzliche

Meinungen vorhanden sind, die zwischen den Konzepten EC und FC unterscheiden, werden diese in einigen Publikationen synonym verwendet [2, 11, 12].

3 Literaturanalyse zur Identifikation relevanter Publikationen

Um die entwickelten Forschungsfragen sowie den Untersuchungsgegenstand näher beleuchten zu können, wurde die Forschungsmethode der Literaturrecherche gewählt. Gemäß Cooper beinhaltet diese eine Reihe von Primärstudien mit ähnlichen Themen und Forschungszielen. Dabei besteht der Ansatz aus den in Abbildung 2 dargestellten fünf Schritten [13]. Im ersten Schritt der Problementwicklung wurde zunächst eine initiale Suche nach Veröffentlichungen im Bereich des Edge Computing im Kontext der Smart Factory durchgeführt. Dabei wurde die Adressierung unterschiedlichster Themenbereiche innerhalb dieser wissenschaftlichen Diskussion registriert und das Ziel der Identifikation und Klassifizierung der verbreitetsten Themengebiete abgeleitet. Für die Bearbeitung dieser Zielvorgabe wurden im Schritt 2 die wissenschaftlichen Datenbanken mit der höchsten Relevanz für diese Zielvorgabe wie folgt ausgewählt: IEEE Xplore, ACM Digital Library und SpringerLink. Diese wurden mittels einer Stichwortsuche, welche in Abbildung 3 einzusehen ist, nach relevanten Publikationen durchsucht. Dabei fanden Veröffentlichungen zwischen 2014 und 2019 Berücksichtigung.

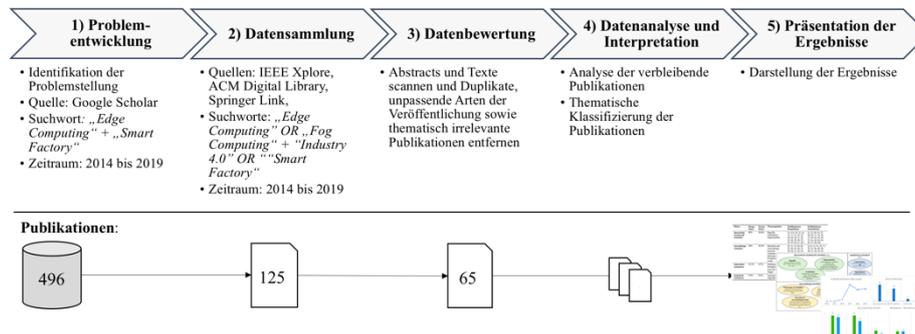


Abbildung 3. Literaturanalyse nach Cooper [13]

Innerhalb dieser Datenquellen wurden 125 potentiell relevante Veröffentlichungen identifiziert, welche im dritten Schritt einer Bewertung unterzogen wurden. Duplikate, Veröffentlichungen ungeeigneter Art, wie beispielsweise Editorials oder Key Note Beiträge sowie thematisch irrelevante Beiträge wurden basierend auf einem Scan der Abstracts und Texte entfernt. Ein Beitrag wurde als thematisch irrelevant eingestuft, wenn der Bezug zum Untersuchungsgegenstand nicht oder nur in sehr geringem Maße vorhanden ist. Durch dieses Vorgehen reduzierte sich die Anzahl der relevanten Veröffentlichungen auf 65. In diesem Schritt wurden zudem die inhaltlichen Schwerpunkte identifiziert, welche im Schritt 4 für die Klassifikation der Beiträge im Rahmen der inhaltlichen Analyse verwendet wurden. Darauf folgt die Präsentation der Ergebnisse in Schritt 5.

4 Ergebnisse der Literaturanalyse

Um die zu untersuchende Literatur zu klassifizieren, erfolgte zunächst die Betrachtung der Abstracts der identifizierten Beiträge. Dabei erfolgte eine Zusammenfassung der Beiträge anhand ihrer Leitthemen manuell in einzelne Cluster. Basierend auf den inhaltlichen Schwerpunkten der Artikel resultiert jeweils eine Bezeichnung zur Kennzeichnung der genutzten Gruppen, die im Weiteren zur Identifikation der thematischen Ausrichtungen der 65 Publikationen dient: *theoretisch-strukturorientiert*, *anwendungsorientiert*, *sicherheitsorientiert* und *analytisch orientiert*.

Tabelle 1. Klassifikation der relevanten Publikationen

Klasse	Haupt- klasse	Zusatz- klasse	Publikationen Hauptklasse	Publikationen Zusatzklasse
theoretisch- struktur- orientiert	40%	36,9%	[3, 5, 9, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35]	[4, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 50, 34, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57]
anwendungs- orientiert	40%	29,2%	[11, 58, 36, 59, 37, 38, 60, 61, 62, 39, 40, 63, 42, 64, 43, 44, 45, 65, 53, 54, 56, 57, 66, 67, 68, 69]	[3, 9, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 29, 34]
sicherheits- orientiert	10,7%	4,7%	[4, 41, 71, 72, 51, 52, 55]	[28, 29, 30]
analytisch orientiert	9,3%	9,2%	[46, 47, 48, 49, 70, 50]	[31, 32, 33, 34, 35, 36]

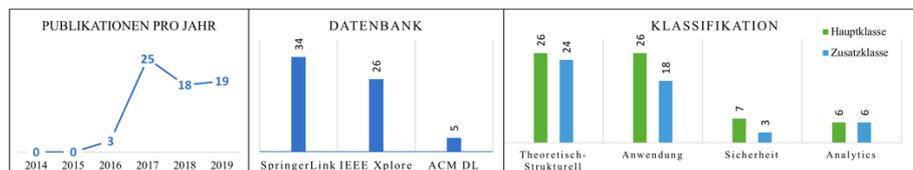


Abbildung 3. Klassifikation der relevanten Publikationen

Da sich inhaltliche Überschneidungen der Klassen in den Publikationen herausstellten, fanden Haupt- und Nebenklassen Anwendung. Jede Veröffentlichung wurde einer Hauptklasse und optional einer oder mehrerer Nebenklassen zugeordnet. Die Zuordnung der Klassen zu der einzelnen Veröffentlichung ist in Tabelle 1 einzusehen. Abbildung 3 enthält die Anzahl der Publikationen pro Jahr sowie den Anteil dieser in den untersuchten wissenschaftlichen Datenbanken.

Die Aktualität der Thematik zeigt sich darin, dass 56,9% der relevanten Beiträge aus den Jahren 2018 und 2019 stammen. Mit 38,4% ist jedoch 2017 das Jahr mit dem Großteil der identifizierten Veröffentlichungen. Lediglich 4,6% der publizierten Beiträge fallen in das Jahr 2016. Veröffentlichungen vor dem Jahr 2016 konnten nicht identifiziert werden, obwohl der Zeitraum der vergangenen fünf Jahre, zwischen 2014 und 2019, Berücksichtigung fand. Um die identifizierten thematischen Schwerpunkte spezifischer zu betrachten und die Zuordnung der Beiträge transparent darzulegen, folgt in den anschließenden Absätzen die inhaltliche Auswertung der untersuchten Publikationen und deren Zuordnung.

4.1 Theoretisch-strukturorientierte Veröffentlichungen

Mit 26 der 65 relevanten Publikationen fand für mehr als ein Drittel der identifizierten Beiträge eine Einordnung in die Hauptklasse *theoretisch-strukturorientiert* statt. Da es sich bei EC um eine Netzwerkarchitektur handelt, ist dieser hohe Anteil nicht überraschend. Der Fokus dieser Publikationen liegt hierbei größtenteils in den Bereichen der Architektur, einer begriffenen Auseinandersetzung mit dieser sowie der Diskussion der Eigenschaften von EC-Architekturen.

Begriffe. In der betrachteten Diskussion ist eine begriffliche Auseinandersetzung der Konzepte EC und FC enthalten. Es herrscht jedoch Uneinigkeit, inwieweit die Konzepte sich unterscheiden und welche Unterscheidungen hervorgehoben werden müssen. Während Shi et al. [2] und Yi et al. [11] die beiden Konzepte synonym verwenden, unterscheiden Jang et al. [14] wie folgt: EC beschreibt eine Komponente oder Teilmenge von FC. Während FC die Art und Weise wie Daten über den kompletten Prozess verarbeitet werden beschreibt, bezieht sich EC laut dieser Meinung nur auf die Verarbeitung der Daten in der Nähe des Sensors, an dem Daten erzeugt werden. Weiterhin beschreiben Escamilla-Ambrosio et al. [9] folgende zwei Hauptunterschiede zwischen EC und FC: 1) FC arbeitet mit der Cloud, während EC durch den Ausschluss der Cloud definiert ist. 2) FC ist eine mehrschichtige und hierarchische Architektur, während EC eine Beschränkung auf drei oder vier Schichten vorsieht. Das Ziel, Cloud-Ressourcen und -Dienste näher an die Geräte, Sensoren und andere Datenproduzenten zu koppeln, ist jedoch für EC und FC identisch [9]. Um dieses Ziel zu erreichen werden Fog- oder Edge-Schichten genutzt, die zu einem Paradigmenwechsel innerhalb der Netzwerkinfrastruktur führen [28]. Diese Schichten arbeiten dabei wie eine Brücke zwischen dem Internet of Things (IoT), den Datenproduzenten und den entfernten Datenzentren [15]. EC oder FC stellen in diesem Zusammenhang keine Alternative zum CC dar. Vielmehr werden, um große Datenmenge in geringer Zeit verarbeiten zu können, Kombinationen aus Cloud- und Edge Schichten genutzt. Daher wird EC auch als Erweiterung des CC angesehen [37].

Eigenschaften. Die Implementierung einer EC-Architektur kann die Lasten im Netzwerk innerhalb der Fabrik erheblich reduzieren [17]. Luntovskyy und Nedashikovskiy [15] halten zudem folgende Eigenschaften von FC fest: geringe Latenz, Standortwahrnehmung, weite geografische Verteilung, große Anzahl an Knoten, Mobilität, IPv6 empfohlen, Streaming und Echtzeitanwendungen sowie Heterogenität der Knoten. Die Auswirkungen auf Effizienz und Flexibilität des Unternehmens sowie auf das Ressourcenmanagement und die Vorteile gegenüber CC sind neben den zuvor genannten, die Verringerung der Distanz zwischen Client und Server, welche Verzögerungen reduzieren und eine Interaktion in Echtzeit möglich machen. Zudem lassen sich Vorteile im Bereich Mobilität der einzelnen Knoten ausmachen [31].

Architektur. Verbreitet in der betrachteten Literatur ist die 3-Tier-Architektur [2, 8, 15, 14, 19, 20]. Eine solche Architekturform kann durch ihre hohe Verbreitung als Grundlage für EC oder FC angesehen werden. Nodes-, Fog- oder Edge Schichten befinden sich dabei innerhalb des physischen Standorts der datenproduzierenden Geräte, während die Cloud Schicht außerhalb liegt [38]. Auch Architekturen mit mehr als drei Schichten sind möglich und werden in der Literatur diskutiert. Beispielsweise veröffentlichten Shaaban et al. [18] ein Referenz-IoT-Modell mit dem Namen Cloud Web of

Things (CloudWoT). Aber auch die Blockchain Technologie findet Einsatz bei dem Aufbau von EC-Architekturen [14, 39].

Die Bezeichnung der verschiedenen Schichten (Layer) und Geräte sind in der bestehenden Literatur nicht konsistent und können daher zu Verwirrung führen. Ein verbreiteter Ansatz ist die Bezeichnung Edge Device für ein Gerät innerhalb der Nodes Schicht. Dies kann beispielsweise ein Sensor in einer einzelnen Maschine sein [32]. Der Begriff Edge Node beschreibt dagegen einen Router oder einen Switch innerhalb der Fog oder Edge Schicht [9].

4.2 Anwendungsorientierte Veröffentlichungen

Etwa 40% der untersuchten Publikationen ließen sich der Hauptklasse *anwendungsorientiert* zuordnen. In den meisten dieser Beiträge werden spezifische Smart-Factory-Szenarios erörtert. Dabei werden Anwendungen für verschiedene Branchen und Bereiche, Techniken und Methoden sowie verschiedene Protokolle und Frameworks in der betrachteten Literatur diskutiert.

Branchen und Anwendungsbereiche. McKee et al. [29] veröffentlichten einen Überblick über den Stand der Technik in den Bereichen Automatisierung, Autonomes Fahren, Energieeffizienz, Smart Manufacturing in Industrie 4.0 und Gesundheitswesen, wobei eine Relevanz von EC diesen Bereichen festgehalten wird. Im Gesundheitswesen finden EC-Architekturen beispielsweise bei Smart Healthcare System Anwendung [40]. Ashjaeiet et al. [38] haben in diesem Kontext erörtert, dass EC im Bereich des Wartungs- und Instandhaltungsmanagements nutzenstiftend eingesetzt werden kann. Dabei ist es nötig, dass das auslösende Ereignis, beispielsweise eine kritische Information eines Sensors, mit möglichst geringer Latenzzeit beantwortet werden kann. Für ein solches Szenario ist eine reine cloudbasierte Lösung im Gegensatz zu einer EC-Architektur ungeeignet. Weitere Publikationen diskutieren den Einsatz von EC-Architekturen im Bereich von Predictive Maintenance. Dabei besteht das Ziel darin, die Maschinenlebenszeit durch die Minimierung der Datenübertragungszeiten und der Verminderung des Energieverbrauches zu erhöhen [33]. Auch im Bereich des Supply Chain Management finden EC-Architekturen Einsatz. Zhang et al. [39] nutzt dafür die Blockchain Technologie, um Wissen über die gesamte Lieferkette im Bereich des Supply Chain Management zu teilen. Wang et al. [31] betrachten den Einsatz von FC in einer logistischen Produktionskette und nennt die reibungslose Bereitstellung aller nötigen Information für alle beteiligten Personen als Hauptvorteil [31]. Auch in den Bereichen der Geo-IoT [41], Smart Grids [42] und der Entwicklung des 5G Netzes [43] werden EC-Architekturen verwendet und diskutiert. Bei der Umsetzung des 5G Paradigmas kommen neben Technologien zur Virtualisierung auch CC, EC und FC zum Einsatz, um die Latenzzeiten zu minimieren [19]. In diesem Zusammenhang wird auch der Begriff Mobile Edge Computing (MEC) verwendet [21].

Werkzeuge und Techniken. Die steigende Anzahl an Sensoren innerhalb einer Fabrik stellt einen treibenden Faktor für verschiedenste Anwendungen in dem genannten Spannungsfeld dar [44]. Um solche Anwendungen dahin gehend zu unterstützen, ihre Ergebnisse in Echtzeit generieren zu können, werden IT-Services an der Edge des Netzwerks gehostet [28]. Eine Herausforderung besteht darin, die große Menge erhobener Daten zu verwalten und nutzenstiftend zu verarbeiten [29]. Die untersuchten

Veröffentlichungen diskutieren im Zusammenhang mit EC Themen wie Augmented Reality (AR) im Bereich Industrie 4.0 [45], selbstanpassende Herstellungsprozesse [46], Gestenerkennung zur Interaktion zwischen Mensch und Maschine [31] oder Echtzeit Aufgabenverarbeitungsmethoden [34]. Um eine effiziente Verteilung der Lasten zu generieren, werden Methoden und Techniken zur Virtualisierung eingesetzt. Dabei stellen beispielsweise Network Function Virtualization (NFV) und Software Defined Networking (SDN) wichtige Frameworkkomponenten bei der Umsetzung von 5G dar [43]. Neben den vielen genannten Vorteilen von EC, geben Lee et al. [47] zu bedenken, dass ein Edge-Gerät im Regelfall eine geringere Hardwarekapazität als ein Server aufweist. Daher untersuchten sie die Verarbeitungswerkzeuge Apache Flink, Apache Spark und Apache Storm für den Einsatz auf Edge-Geräten. Bei diesen Analysen stellte sich heraus, dass Storm nicht für die Verarbeitung auf einem Edge-Gerät geeignet ist. Flink und Spark weisen hingegen eine Eignung auf.

Frameworks. Neben der Beschreibung der Architektur und der Infrastruktur von EC im Bereich der Smart Factory enthalten die betrachteten Publikationen auch die Darstellung von Frameworks wie der multi-tier Multi-access Edge Computing (mMEC) Architektur [19] oder dem eingeführten Framework des Production harmonizEd Reconfiguration of Flexible Robots and Machinery (PERFoRM) Projekts [48]. In diesem Zusammenhang haben Li et al. [17] eine adaptive Übertragungsarchitektur mit einem softwaredefinierten Netzwerk und EC veröffentlicht. Al-Jaroodi et al. [49] präsentieren mit Man4Ware eine serviceorientierte Middleware, welche die Entwicklung von Smart Manufacturing Anwendungen für den Betrieb innerhalb von Cloud oder Fog unterstützt. Kim et al. [50] veröffentlicht ein Compiler Runtime Framework, um die Latenzzeiten für die Verteilung der Berechnungen zu minimieren.

Protokolle. Um Latenzzeiten zu minimieren und Sicherheitsstandards im Bereich von EC zu integrieren, ist es notwendig die Protokolle zur Datenübertragung zu betrachten und weiter zu entwickeln. Peralta et al. [37] präsentieren in ihrem Beitrag die Verwendung des Übertragungsprotokolls Message Queue Telemetry Transport (MQTT), welches innerhalb von EC-Architekturen im Bereich Industrie 4.0 Einsatz finden soll. Neben MQTT, werden in diesem Spannungsfeld auch das Advanced Message Queuing Protocol (AMQP) oder die Open Platform Communications Unified Architecture (OPC-UA) eingesetzt [51]. Jedoch auch das Hypertext Transfer Protocol (HTTP) und das Constrained Application Protocol (CoAP) sind gebräuchlich [9]. Alcaraz et al. [52] betrachten in diesem Kontext das Transmission Control Protocol/Internet Protocol (TCP/IP) und das Internet Control Message Protocol (ICMP) im Hinblick auf Sicherheitsaspekte.

4.3 Sicherheitsorientierte Veröffentlichungen

Durch die Verwendung einer EC-Architektur ist es nicht notwendig, alle Daten in die Cloud zu übertragen. Neben der potenziellen Verringerung der Gesamtlatenz ergeben sich durch den Einsatz von EC-Architekturen Vorteile im Bereich der IT-Sicherheit. Andererseits entstehen neue Herausforderungen, welche einer Lösung bedürfen.

Erhöhung des Sicherheitsgrades. Der Grund der Verwendung von EC basiert zumeist auf den Leistungsvorteilen. Die Dezentralisierung der Cloud mittels EC hilft jedoch auch typische Angriffe, wie beispielsweise Denial-of-Service (DoS) Attacken zu

reduzieren und rechtfertigen somit den Einsatz von EC-Architekturen auch im Hinblick auf Sicherheitsaspekte [4]. Dabei wird unter anderem die Speicherung von sensiblen Rohdaten vereinfacht, da diese nur an der Edge gespeichert und somit vor unbefugten Zugriffen besser geschützt werden können [53]. Gleichzeitig reduziert der Einsatz von EC-Architekturen jedoch auch die Gefahr von Datenverlusten ohne, diese zentral in der Cloud speichern zu müssen [54].

Neue Herausforderungen. Eine sichere Verwendung einer EC-Architektur erfordert eine durchgehende und stabile IT-Sicherheit über das gesamte Netzwerk von der Edge bis hin zur Cloud. Darüber hinaus ist es notwendig, Richtlinien und Updates wie den gesamten IT-Sicherheitsprozess zu verwalten und zu kontrollieren [32]. Viele Herausforderungen ergeben sich aus typischen Schwachstellen im Netzwerkbereich. Zugängliche Ports oder Dienste, fehlende Isolationsmaßnahmen, Inkompatibilitäten oder unkontrollierte Netzwerkabschnitte können an dieser Stelle beispielhaft genannt werden [52]. Die Architektur von EC schafft jedoch auch neue Angriffspunkte und somit Sicherheitsbedenken. Mögliche Aggressoren konzentrieren sich nicht auf Cloud-Dienste, sondern greifen die einzelnen Dienstanbieter (Nodes oder Edges) direkt an. Daher ist es notwendig neue Sicherheitsmechanismen zu entwickeln [4]. Cisco hat beispielsweise ein IoT-Referenzmodell mit sieben Schichten entwickelt, das ein Sicherheitsmodul zur Verhinderung von Datenlecks oder verdächtigen Abfragen beinhaltet [44]. Alam et al. [44] halten fest, dass insbesondere die Edge Geräte anfällig für Distributed-Denial-of-Service (DDoS) Angriffe sind. Darüber hinaus stellen Sleep Deprivation Attacks (Schlafentzugsangriffe) eine Gefahr dar. Auch bestehen Risiken in Form von physischen Angriffen auf die Sensoren.

4.4 Analytisch orientierte Veröffentlichungen

In vielen Smart-Factory-Szenarios werden analytische Methoden angewandt. Innerhalb der betrachteten Beiträge konnten rund 9% der Hauptklasse *analytisch orientiert* zugeordnet werden. Innerhalb dieser Publikationen werden vordergründig die Verringerung der Latenzzeit sowie die Algorithmen untersucht.

Latenzzeiten. Wie groß die Latenz einer analytischen Aufgabe sein kann, hängt vordergründig von der Anwendung ab. Dabei gibt es eine Vielzahl von Anwendungen, welche die Berechnung der Ergebnisse in Echtzeit erfordern. Der Einsatz von EC und Analytics hat den Vorteil, dass die Berechnung physisch näher an den Maschinen und Datenquellen erfolgen kann und somit die Übertragungslatenzen minimiert werden [32, 2]. Dadurch ist es nicht notwendig, die Ausgangsdaten in die Cloud zu übertragen. Fog Datenzentren sind dabei jedoch weniger ressourcenstark und kosteneffektiver als Cloud Rechenzentren, können aber Antworten in Echtzeit geben [55].

O'Donovan et al. [56] betrachten in diesem Kontext den Einsatz von Techniken und Methoden des Maschinellen Lernens. Ein Ergebnis innerhalb dieser Veröffentlichung ist, dass die Ausführungszeit bei der Verwendung einer Fog-Schnittstelle im Gegensatz zur Verwendung einer Cloud-Schnittstelle signifikant geringer ist. Zudem reduziert der Einsatz von Fog-Schnittstellen die Rate von Verbindungsausfällen erheblich. Maurer et al. [53] veröffentlichten eine integrierte Datenanalyse-Infrastruktur für die Smart Factory. Diese besteht aus der Shop-Floor-Schicht, der Datenerfassungseinheit und der Cloud. Die Berechnung der Analytics wird jedoch auf der Cloud-Ebene und nicht auf

Ebene der Edge durchgeführt. Die Vorverarbeitung der Daten erfolgt jedoch bereits an der Datenerfassungseinheit, die als Edge angesehen werden kann.

Algorithmen. Um künftige Zustände zu prognostizieren und mögliche Reaktionen darauf in der Produktionsumgebung implementieren zu können, werden Algorithmen aus dem Bereich des Data Mining und des Maschinellen Lernens angewandt. In diesem Zusammenhang präsentieren Kiadi und Tan [55] ein mögliches Spektrum an Algorithmen aus dem Bereich des Maschinellen Lernens und deren Einsatzmöglichkeiten. Hill et al. [57] diskutieren das Thema Analytics basierend auf EC im Bereich Industrie 4.0 unter dem Begriff In-Transit Analytics. Neben der entwickelten Architektur wurden Algorithmen für spezielle Anwendungsfälle für den Einsatz am Edge-Knoten skizziert. Eine Reihe weiterer Autoren setzen sich mit dem Thema der Verwendung von Algorithmen aus dem Bereich des Maschinellen Lernens an der Edge auseinander [58, 53, 31, 20, 59]. Dabei finden Algorithmen zur Klassifikation, wie der k-Nearest Neighbor (kNN) [31] oder des Clustering, wie der k-means [59], Anwendung. Auch die Diskussion von Neuronalen Netzen ist in dem wissenschaftlichen Diskurs enthalten [20].

5 Diskussion der Ergebnisse

Die erzielten Ergebnisse der durchgeführten Analyse werden in diesem Abschnitt anhand der aufgestellten Forschungsfragen diskutiert.

1) Wie stellt sich der aktuelle Stand der wissenschaftlichen Diskussion im Bereich Edge Computing im Spannungsfeld der Smart Factory dar und welche thematischen Schwerpunkte sind enthalten?

Innerhalb der untersuchten wissenschaftlichen Diskussion konnten vier Themenschwerpunkte identifiziert werden. Dabei ist festzuhalten, dass achtzig Prozent der als relevant eingestuften Publikationen theoretisch-struktur- und anwendungsorientierte Themen diskutieren. Ein mit etwas zwanzig Prozent wesentlich geringerer Anteil der Diskussion befasst sich mit Themen im Bereich der Sicherheit sowie dem Einsatz von analytischen Methoden. Der Abbildung 4 auf Seite 11 sind die identifizierten Themen innerhalb dieser Schwerpunkte zu entnehmen. Als Ergebnis gilt festzuhalten, dass die untersuchte Diskussion kein hundertprozentig einheitliches Verständnis der betrachteten Konzepte und Begrifflichkeiten beinhaltet. Beispielhaft sind die Konzepte FC und EC zu nennen, welche in einigen Publikationen synonym verwendet werden, in anderen jedoch Unterscheidungen aufweisen. Im Bereich der betrachteten Anwendungen konnte festgestellt werden, dass viele Techniken, Frameworks und Protokolle einer kontinuierlichen Weiterentwicklung unterliegen, um deren Reifegrad zu erhöhen. In dem betrachteten Diskurs werden verschiedenste Bereiche und Branchen betrachtet. Es konnten keine Beschränkungen auf einen spezifischen Anwendungsbereich für EC und FC identifiziert werden. Weiterhin ergibt sich aus der durchgeführten Literaturanalyse, dass im Bereich der IT-Sicherheit der Einsatz von EC oder FC eine Reihe von Problemstellungen und Sicherheitsrisiken durch den Aufbau und die Struktur der Architektur gelöst werden können. Allerdings entsteht eine nicht unerhebliche Anzahl an neuen Herausforderungen, denen entgegengetreten werden muss, um die Sicherheit des Netzwerkes dauerhaft zu gewährleisten. Im analytischen Bereich wird zumeist die Verringerung der Latenzzeit als größter Nutzen dargestellt.

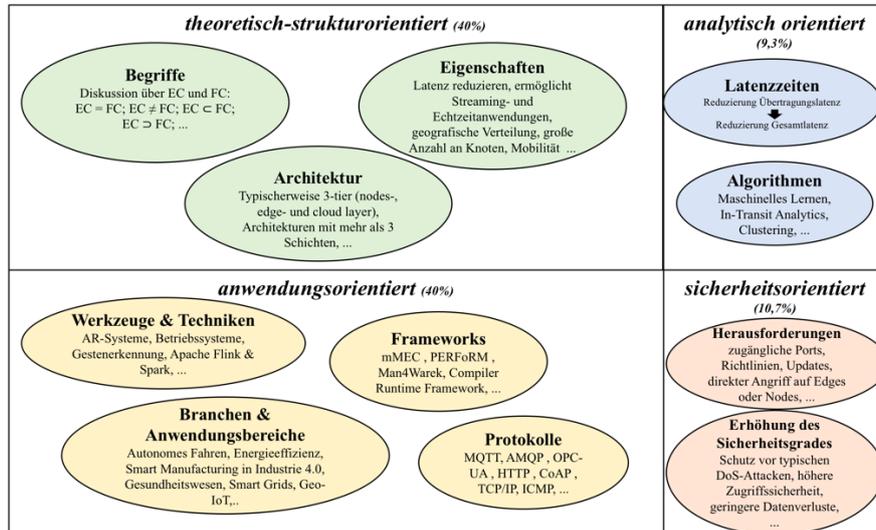


Abbildung 4. Identifizierte Themenschwerpunkte und deren Inhalte

Es entsteht die Möglichkeit Algorithmen, beispielsweise aus dem Bereich des Maschinellen Lernens, in Echtzeitanwendungen einzusetzen und dadurch die Effizienz zu steigern. Eine spezifischere Betrachtung der Potentiale und Limitierungen wurde zur Beantwortung der zweiten Forschungsfrage vorgenommen.

2) *Welche Potentiale und Herausforderungen bringt der Einsatz von Edge Computing Architekturen in der Produktion mit sich?*

Dem wissenschaftlichen Diskurs kann entnommen werden, dass das größte Potential und zumeist die Hauptmotivation für den Einsatz einer EC-Architektur innerhalb einer Fabrik die Reduzierung der Übertragungslatenz mit sich bringt. Exemplarisch kann die Möglichkeit genannt werden, Funktionalitäten aus dem Bereich von MES in Echtzeit auszuführen und somit deren Nutzen zu erhöhen. So kann eine Qualitätskontrolle in Echtzeit automatisierte Reaktionen auslösen und dadurch die Effizienz erhöhen. Die dezentrale Datenverarbeitung ermöglicht zum einen die Minimierung der Übertragungslatenz, bietet aber dennoch die Möglichkeiten Daten maschinen- und anlagenübergreifend zu analysieren und verarbeiten. Außerdem birgt EC die Möglichkeit, flexibel und dynamisch auf neue Herausforderungen und Anforderungen reagieren zu können. Beispielhaft kann die Integration neuer Edge Devices oder Nodes genannt werden.

Neben den Potentialen von EC-Architekturen bringen diese im Bereich der Smart Factory auch eine Reihe von Herausforderungen im Hinblick auf Zuverlässigkeit, Sicherheit und Leistungsfähigkeit mit sich. Dabei ist es von entscheidender Bedeutung, dass die Architektur und deren Anwendungen robust und zuverlässig arbeiten. Anderenfalls können Fehler entstehen, die im schlechtesten Fall zum Produktionsstopp führen. Weiterhin gilt es Herausforderungen im Bereich der IT-Sicherheit zu lösen. Neben typischen Problemstellungen im Netzwerkbereich, stellte der Fakt, dass die Edges oder Nodes von Außerhalb erreichbar sind ein

erhöhtes Sicherheitsrisiko dar. So besteht die Gefahr von DDoS oder Sleep Deprivation Attacks. Wofür entsprechende Gegenmaßnahmen getroffen werden müssen. Weiterhin sind die Edge Server in den meisten Fällen nicht so leistungsstark wie herkömmliche Server in einem Client-Server-Verbund. Daher müssen hierfür Methoden und Techniken genutzt werden um die Analyselatenz zu verringern.

6 Fazit

Um die großen Datenmengen, welche in der Smart Factory mittels Sensoren innerhalb der Produktion aufgenommen werden, zur Steigerung der Effizienz sowie der Effektivität des gesamten Produktionsprozesses nutzen zu können, gilt es den Transfer der Daten zu den verarbeitenden Recheneinheiten mit möglichst geringer Latenz zu vollziehen. Zu diesem Zweck sind Netzwerkarchitekturen wie EC oder FC notwendig, welche die Minimierung der Übertragungslatenz unterstützen. Um einen Überblick über die Status Quo des wissenschaftlichen Diskurses in diesem Spannungsfeld aufzuzeigen, verfolgt dieser Beitrag das Ziel die thematischen Schwerpunkte zu identifizieren sowie deren Potentiale und Herausforderungen aufzuzeigen. Zur Beantwortung der Forschungsfragen wurden eine strukturierte Literaturanalyse durchgeführt, welche einen thematischen Überblick der Diskussion zum Ergebnis hat. Neben der Erhöhung des Verständnisses für die Thematik sowie deren Begrifflichkeiten, enthält die durchgeführte Analyse Ansatzpunkte für zukünftige Untersuchungen und deckt Forschungslücken auf. Darauf aufbauend wurden die Potentiale und Herausforderungen im untersuchten Spannungsfeld abgeleitet. Schlussfolgernd gilt es hierbei festzuhalten, dass EC-Architekturen die Möglichkeit mit sich bringen Analytische Techniken und Methoden innerhalb der Smart Factory in Echtzeit ausführen zu können. Der zielgerichtete Einsatz hin zur vollständigen Prozessautomatisierung, welcher beispielsweise durch den Einsatz von Algorithmen aus dem Bereich des Maschinellen Lernens unterstützt werden kann, stellt hierbei das größte Potential dar. Jedoch auch die Möglichkeiten dynamisch und flexibel auf neue Anforderungen reagieren zu können, ohne große Investitionen in die Hardware tätigen zu müssen, birgt Potentiale für den Einsatz von EC. Zumal die Vorteile der dezentralen Datenverarbeitung zur Verfügung stehen, Daten von Anlagen und Maschinen aber dennoch übergreifend verarbeitet werden können. Es wurde zudem ersichtlich, dass sowohl die Netzwerkstruktur, also auch die verwendeten Applikationen eine hohe Zuverlässigkeit, Robustheit und Sicherheit aufweisen müssen, da sich anderenfalls die Vorteile negieren.

Mit Blick auf die Limitierungen ist festzuhalten, dass diesem Beitrag eine wissenschaftliche Methodik zugrunde liegt, welche die Publikationen im betrachteten Spannungsfeld strukturiert reduziert. Potentiell relevante Publikationen in anderen wissenschaftlichen Datenbanken fanden daher keine Berücksichtigung. Zudem liegt der Fokus des Beitrages im wissenschaftlichen Sektor und bedarf einer Evaluation im Feld der praktischen Anwendung. Dies ist zugleich als Ausblick für weitere Forschungsprojekte festzuhalten.

7 Literatur

1. Saenz de Ugarte, B., Artiba, A., Pellerin, R.: Manufacturing execution system—a literature review. In: *Production planning and control*, 20(6), 525-539 (2009).
2. Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., Xu, L.: Edge computing: Vision and challenges. In: *IEEE Internet of Things Journal*, 3(5), 637-646 (2016).
3. Baccarelli, E., Naranjo, P. G. V., Scarpiniti, M., Shojafar, M., Abawajy, J. H.: Fog of everything: Energy-ef networked computing architectures, research challenges, and a case study. In: *IEEE access*, Nr. 5, 9882 (2017).
4. Cook, A., Robinson, M., Ferrag, M. A., Maglaras L. A., He, Y., Jones, K., Janicke, H.: Internet of Cloud: Security and Privacy Issues. In: *Cloud Computing for Optimization: Foundations, Applications, and Challenges*, 271-301 (2018).
5. Trinks, S., Felden, C.: Edge Computing architectures to support Real Time Analytic applications – A State of the art within the application area of Smart Factory and Industry 4.0. In: *IEEE International Conference on Big Data*, 2930-2939 (2018).
6. Satyanarayanan, M.: The emergence of edge computing. In: *Computer*, 50(1), 30-39 (2017).
7. Bonomi, F., Milito, R., Zhu, J., Addepalli, S.: Fog computing and its role in the Internet of things. In: *Proceedings of the First Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing*, 13–16 (2012).
8. Varghese, B., Wang, N., Nikolopoulos, D. S., Buyya, R.: Feasibility of fog computing. In: *arXiv preprint arXiv:1701.05451* (2017).
9. Escamilla-Ambrosio, P. J., Rodríguez-Mota, A., Aguirre-Anaya, E., Acosta-Bermejo, R. Salinas-Rosales, M.: Distributing Computing in the Internet of Things: Cloud, Fog and Edge Computing Overview. In: *NEO 2016*, Springer, 87-115 (2018).
10. Steiner, W., Poledna, S.: Fog computing as enabler for the Industrial Internet of Things. In: *e & i Elektrotechnik und Informationstechnik*, 133(7), 310-314 (2016).
11. Yi, S., Li, C., Li, Q.: A survey of fog computing: concepts, applications and issues. In: *Proceedings of the 2015 Workshop on Mobile Big Data* (2015).
12. Luntovskyy, A.: SLMA and Novel Software Technologies for Industry 4.0. In *International Multi-Conference on Advanced Computer Systems* (2019).
13. Cooper, H. M.: *Synthesizing Research: A Guide for Literature Reviews*. Thousand Oaks, Sage Publ (1998).
14. Jang, S. H., Guejong, J., Jeong, J. Sangmin, B.: Fog Computing Architecture Based Blockchain for Industrial IoT. In *International Conference on Computational Science*, 593-606, Springer, Cham (2019).
15. Luntovskyy, A., Nedashkivskiy O. :Intelligent networking and bio-inspired engineering. In: *Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*, 2017 International Conference on IEEE (2017).
16. Dogo, E. M., Salami, A. F., Aigbavboa, C. O., Nkonyana, T.: Taking Cloud Computing to the Extreme Edge: A Review of Mist Computing for Smart Cities and Industry 4.0 in Africa. In *Edge Computing*, 107-132, Springer, Cham. (2019).
17. Li, X., Li, D., Wan, J., Liu C., Imran, M.: In: *IEEE Internet of Things Journal* 5(3), 1351-1360 (2018).
18. Shah, N., Bhatt, C., Patel, D.: IoT Gateway for Smart Devices. In: Dey, N., Hassanién, A., Bhatt, C., Ashour, A., Satapathy, S.: *Internet of Things and Big Data Analytics Toward Next-Generation Intelligence.*, *Studies in Big Data*, Nr. 30, Springer, Cham (2018).
19. Shaaban, A. M., Schmittner, C., Gruber, T., Mohamed, A. B., Quirchmayr, G., Schikuta E.: CloudWoT-A Reference Model for Knowledge-based IoT Solutions. In: *Proceedings of the 20th International Conference on Information Integration and Webbased Applications & Services ACM*, 272-281 (2018).
20. Dao, N. N., Lee, Y., Cho, S., Kim, E., Chung, K. S., Keum, C.: Multi-tier multi-access edge computing: The role for the fourth industrial revolution. In: *Information and Communication Technology Convergence (ICTC) International Conf* (2017).
21. Munoz, R., Mangués-Bafalluy, J., Vilalta, R., Verikoukis, C., Alonso-Zarate, J., Bartzoudis, N., Martínez, R.: The CTTC 5G end-to-end experimental platform: integrating heterogeneous wireless/optical networks, distributed cloud, and IoT devices. In: *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 11(1), 50-63 (2016).
22. Rao, S. K., Prasad, R.: Impact of 5G technologies on industry 4.0. In: *Wireless Personal Communications*, 100(1), 145-159, (2018).

23. Naranjo, P. G. V., Baccarelli, E., Scarpiniti, E.: Design and energy-efficient resource management of virtualized networked Fog architectures for the real-time support of IoT applications. In: *The Journal of Supercomputing*, 74(6), 2470-2507 (2018).
24. Villari, M., Celesti, A., Fazio, M.: Towards osmotic computing: Looking at basic principles and technologies. In: *Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems*, 906-915, Springer, Cham (2017).
25. Skarlat, O., Nardelli, M., Schulte, S., Borkowski, M., Leitner, P.: Optimized IoT service placement in the fog. In: *Service Oriented Computing and Applications*, 11(4), 427-443, (2017).
26. Stark, R., Damerau, T., Lindow, K.: Industrie 4.0—Digital Redesign of Product Creation and Production in Berlin as an Industrial Location. In: *The Internet of Things*, 171-186. Berlin, Heidelberg, Springer Vieweg (2018).
27. Oppitz, M., Tomsu, P.: Internet of things. In: *Inventing the Cloud Century*, 435-469, Springer, Cham (2018).
28. Guth, J., Breitenbücher, U., Falkenthal, M., Fremantle, P., Kopp, O., Leymann, F., Reinfurt, L.: A detailed analysis of IoT platform architectures: concepts, similarities, and differences. In: *Internet of Everything*, 81-101, Singapo, Springer (2018).
29. Manzalini, A., Di Girolamo, M., Celozzi, G., Bruno, F., Carullo, G., Tambasco, M., Castellano, G.: A Unifying Orchestration Operating Platform for 5G. In *International Conference on Green, Pervasive, and Cloud Computing* , 252-266, Springer, Cham (2017).
30. Alcaraz, C.: Secure Interconnection of IT-OT Networks in Industry 4.0,“ in *Critical Infrastructure Security and Resilience*, 201-217, Springer, Cham (2019).
31. Güven, E. Y., Çamurcu, A. Y.: Edge Computing Security Application: Kılıç. In *3rd International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)* (2018).
32. Liu, Y. Y., Hung, M. H., Lin, Y. C., Chen, C. C., Gao, W. L., Cheng, F. T.: A Cloud-based Pluggable Manufacturing Service Scheme for Smart Factory. In: *IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE) IEEE* (2018).
33. Na, W., Lee, Y., Dao, N. N., Vu, D. N., Masood, A., Cho, S.: Directional Link Scheduling for Real-Time Data Processing in Smart Manufacturing System. In: *IEEE Internet of Things Journal*, 5(5), 3661-3671 (2018).
34. Ahn, D. J., Jeong, J., Lee, S.: A Novel Cloud-based Fog Computing Network Architecture for Smart Factory Big data Applications. In: *South-Eastern European Design Automation, Computer Engineering, Computer Networks and Society Media* (2018).
35. Wan, J., Chen, B., Wang, S., Xia, M., Li, D., Liu, C.: Fog computing for energy-aware load balancing and scheduling in smart factory. In: *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(10), 4548-4556 (2018).
36. Peralta, G., Iglesias-Urkia, M., Barcelo, M., Gomez, R., Moran, A., Bilbao, J.: Fog computing based efficient IoT scheme for the Industry 4.0. In: *Electronics, Control, Measurement, Signals and their Application to Mechatronics (ECMSM)* (2017).
37. Ashjaei, M., Bengtsson, M.: Enhancing smart maintenance management using fog computing technology. In *Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, 2017 IEEE International Conference on IEEE, 1561-1565 (2017).
38. Zhang, H., Li, S., Yan, W., Jiang, H., Wei, Z.: A Knowledge Sharing Framework for Green Supply Chain Management Based on Blockchain and Edge Computing. In: Ball, P., Huaccho Huatuco, L., Howlett, R., Setchi, R.: *Sustainable Design and Manufacturing 2019. KES-SDM 2019. Smart Innovation, Systems and Technologies*, Nr. 155. Springer, Singapore (2019).
39. Kim, M. S.: Research issues and challenges related to Geo-IoT platform. In: *Spatial Information Research*, 26(1), 113-126 (2018).
40. Samie, F., Bauer, L., Henkel, J.: Edge Computing for Smart Grid: An Overview on Architectures and Solutions. In: *IoT for Smart Grids*, 21-42, Springer, Cham (2019).
41. Alam, M., Tehranipoor, M. M., Guin, U.: TSensors Vision, Infrastructure and Security Challenges in Trillion Sensor Era. In: *Journal of Hardware and Systems Security*, 1(4), 311-327 (2017).
42. Molina, E., Lazaro, O., Sepulcre, M., Gozalvez, J., Passarella, A., Raptis, T. P., Mooij, E.: The AUTOWARE framework and requirements for the cognitive digital automation. In: *Working Conference on Virtual Enterprises*, 107-117 (2017).
43. Lee, H., Oh, J., Kim, K., Yeon, H.: A data streaming performance evaluation using resource constrained edge device. In: *Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, 2017 International Conference on IEEE, 628-633 (2017).

44. Peres, R. S., Rocha, A. D., Coelho, A., Oliveira, J. B.: A Highly Flexible, Distributed Data Analysis Framework for Industry 4.0 Manufacturing Systems. In: *Service Orientation in Holonic and Multi-Agent Manufacturing*, 373-381, Springer, Cham (2017).
45. Al-Jaroodi, J., Mohamed, N., Jawhar, I., A service-oriented middleware framework for manufacturing industry 4.0. In: *ACM SIGBED Review*, 15(5), 29-36 (2018).
46. Maurer, I., Riva, M., Hansen, C., Ortmaier, T.: Cloud-based Plant and Process Monitoring based on a Modular and Scalable Data Analytics Infrastructure. In: *Tagungsband des 2. Kongresses Montage Handhabung Industrieroboter*, Springer (2017).
47. Kiadi, M., Tan, Q.: Machine Learning: A Convergence of Emerging Technologies in Computing. In: *International Conference on Advanced Machine Learning Technologies and Applications*. Springer, Cham. (2018).
48. Hill, R., Devitt, J., Anjum, Ali, A. M.: Towards In-Transit Analytics for Industry 4.0. In: *FCST2017 IEEE Computer Society* (2017).
49. Bach, T., Tariq, M. A., Mayer, R., Rothmel, K.: Knowledge is at the Edge! How to Search in Distributed Machine Learning Models. In: *OTM Confederated International Conferences On the Move to Meaningful Internet Systems*, 410-428, Springer (2017).
50. Kim, D., Kim, S.: Data Transmission Using K-Means Clustering in Low Power Wide Area Networks with Mobile Edge Cloud. In: *Wireless Personal Communications*, 105(2), 567-581 (2019).
51. Langfinger, M., Schneider, M., Stricker, D., Schotten, H. D.: Addressing security challenges in industrial augmented reality systems. In: *Industrial Informatics (INDIN), 2017 IEEE 15th International Conference on IEEE*, 299-304 (2017).
52. Barbarossa, S., Ceci, E., Merluzzi, M.: Overbooking radio and computation resources in mmW-mobile edge computing to reduce vulnerability to channel intermittency. In: *Networks and Communications (EuCNC), 2017 European Conference*, 1-5 (2017).
53. Luntovskyy, A., Spillner, J.: Smart grid, Internet of Things and fog computing. In: *Architectural Transformations in Network Services and Distributed Systems*, 135-210, Springer Vieweg, Wiesbaden (2017).
54. Coullon, H., Noyé, J.: Reconsidering the relationship between cloud computing and cloud manufacturing. In: *Service Orientation in Holonic and Multi-Agent Manufacturing*, Springer, Cham, 217-228 (2018).
55. Manogaran, G., Thota, C., Lopez, D., Sundarasekar, R.: Big data security intelligence for healthcare industry 4.0. In: *Cybersecurity for Industry 4.0*, 103-126, Springer, Cham (2017).
56. Song, Z., Moon, Y.: Assessing sustainability benefits of cybermanufacturing systems. In: *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 90(5-8), 1365-1382 (2017).
57. Lee, G., Saad, W., Bennis, M.: Online Optimization for UAV-Assisted Distributed Fog Computing in Smart Factories of Industry 4.0. In: *IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, 1-6 (2018).
58. Missbach, M., Staerk, T., Gardiner, C., McCloud, J., Madl, R., Tempes, M., Anderson, G.: SAP and the Internet of Things. In: *SAP on the Cloud*, 139-151, Springer, Berlin, Heidelberg (2016).
59. Wang, Z., Lou, X., Yu, Z., Guo, B., Zhou, X.: Enabling non-invasive and real-time human-machine interactions based on wireless sensing and fog computing. In: *Personal and Ubiquitous Computing* 23(1), 29-41 (2019).
60. McKee, D. W., Clement, S. J., Almutairi, J., Xu, J.: Massive-scale automation in cyber-physical systems: Vision & challenges. In: *Autonomous Decentralized System (ISADS), 2017 IEEE 13th International Symposium on IEEE*, 5-11 (2017).
61. Dautov, R., Distefano, S., Buyya, R. J.: Hierarchical data fusion for Smart Healthcare. In: *Journal of Big Data* 2019, 6(19) (2019).
62. Bose, S. K., Kar, B., Roy, M., Gopalakrishnan, K., Basu, A.: ADEPOS: anomaly detection based power saving for predictive maintenance using edge computing. In: *Proceedings of the 24th Asia and South Pacific Design Automation Conference ACM*, 597-602 (2019).
63. Fraga-Lamas, P., Fernández-Caramés, T. M., Blanco-Novoa, Ó., Vilar-Montesinos, M. A.: A Review on Industrial Augmented Reality Systems for the Industry 4.0 Shipyard. In: *IEEE Access*, Nr. 6, 13358-13375 (2018).
64. Yin, S., Bao, J., Li, J.: Real-time task processing method based on edge computing for spinning CPS. In: *Frontiers of Mechanical Engineering*, 1-12 (2019). <https://doi.org/10.1007/s11465-019-0542>

65. Kim, B., Heo, S., Lee, G., Song, S., Kim, J., Kim, H.: Spinal code: automatic code extraction for near-user computation in fogs. In: Proceedings of the 28th International Conference on Compiler Construction ACM, 87-98 (2019).
66. Kropp, A., Schmoll, R. S., Nguyen, G. T., Fitzek, F. H.: Demonstration of a 5G Multi-access Edge Cloud Enabled Smart Sorting Machine for Industry 4.0. In 16th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC) (2019).
67. Wang, W., Fan, L., Huang, P., Li, H.: A New Data Processing Architecture for Multi-scenario Applications in Aviation Manufacturing. In: IEEE Access (2019).
68. Pace, P., Aloï, G., Gravina, R., Caliciuri, G., Fortino, G., Liotta, A.: An edge-based architecture to support efficient applications for healthcare industry 4.0. In: IEEE Transactions on Industrial Informatics, 15(1), 481-489 (2019).
69. Chen, B., Wan, J., Celesti, A., Li, D., Abbas, H., Zhang, Q.: Edge Computing in IoT-Based Manufacturing. In: IEEE Communications Magazine, 56(9), 103-109 (2018).
70. Chung, K., Yoo, H.: Edge computing health model using P2P-based deep neural networks. In: Peer-to-Peer Networking and Applications, 1-10 (2019). <https://doi.org/10.1007/s12083-019-00738-y>
71. Alcaraz, C., Bernieri, G., Pascucci, F., Lopez, J., Setola, R.: In: IEEE Systems Journal (2019).
72. Al Yami, M., Schaefer, D.: Fog Computing as a Complementary Approach to Cloud Computing. In: International Conference on Computer and Information Sciences (ICCIS), 1-5 (2019).
73. Salimi, F., Salimi, F.: A Systems Approach to Managing the Complexities of Process Industries, Amsterdam, Elsevier (2017).
74. O'Donovan, P., Gallagher, C., Bruton, K., O'Sullivan, D. T.: A fog computing industrial cyber-physical system for embedded low-latency machine learning Industry 4.0 applications. In: Manufacturing Letters, Nr. 15, 139-142, (2018).
75. Stojmenovic, I., Wen, S.: The fog computing paradigm: Scenarios and security issues. In: Computer Science and Information Systems (FedCSIS), 2014 Federated Conference on IEEE (2014).
76. Yen, C., Tsung, C., Wu, W. J.: Detecting removed attributes in the cyber system for smart manufacturing. In: the Journal of Supercomputing, 1-22 (2019). <https://doi.org/10.1007/s11227-019-02809-6>
77. Kletti, J.: Manufacturing Execution System - MES, Berlin Heidelberg, Springer, (2007).
78. Özsu, M. T.: Client-Server Architecture. In: Encyclopedia of Database Systems, 1-3 (2016).