

MHPWHITE PAPER

ALGORITHMISCHE PRODUKTION

Ein Framework für die Planung, Entwicklung
und Implementierung von Architekturen zur
Produktionssteuerung

Dieses White Paper stellt als Beitrag zur End-to-End-[I]IoT-Transformation ein Framework vor, das bei der Auswahl der passendsten Lösungsarchitektur für moderne Produktionseinrichtungen unterstützen soll. Die moderne Produktion ist durch Prozesse charakterisiert, die eine variantenreiche Herstellung von hochgradig individualisierbaren und qualitativ hochwertigen Produkten ermöglichen. Die ständig wachsenden Anforderungen an die Produktion fordern neue Architekturlösungen. Hierzu wird als Erstes auf die unterschiedlichen Ansätze zur Implementierung einer solchen Architektur eingegangen. Im zweiten Schritt werden die Komponenten einer solchen Architektur vorgestellt. Abschließend werden die Geschäftsszenarien behandelt, die sich für diese Architektur eignen.

Jedes vom Framework vorgeschlagene Architekturdesign ist durch eine spezifische Kernkomponente charakterisiert – die sogenannte algorithmische Produktion. In algorithmischen Fertigungsplänen werden in einem modularen Produktionssystem die Shopfloor-Instanzen wiederholt optimiert. Ausschlaggebend hierfür sind prognostizierte Verfügbarkeiten von Maschinen und Vorgängen, die gemäß dem Arbeitsplan auszuführend sind, sowie auch unvorhersehbare Ereignisse während der Ausführung. Zur Optimierung des Fertigungsplans wählt das Framework aus einem Repository die Methode aus, die je nach Geschäftsszenario und Zielfunktion am besten geeignet ist.

Abstract

1. Einleitung4

2. Prinzipien und Komponenten der algorithmischen Produktion8

3. Framework der algorithmischen Produktion12

4. Industriereferenz für die Implementierung der algorithmischen Produktion bei der Herstellung von Elektromotoren16

Zusammenfassung18

Abstract

Kapitel 1

Einleitung

1.1. IoT-Transformation – End-to-End-Ansatz

Das industrielle Internet der Dinge (Industrial Internet of Things, [I]IoT) und die digitale Transformation sind vielschichtige und komplexe Konzepte. Hierzu müssen einerseits Handlungsbereiche und Anwendungsfälle von Unternehmen konkret definiert werden – und das möglichst durch kleine Projekte oder Produktkonzepte –, andererseits müssen alle Aspekte in einem umfassenden End-to-End-Ansatz integriert werden.

Der End-to-End-Ansatz und das Verzahnen der einzelnen Themenbereiche stellen entscheidende Erfolgsfaktoren für die [I]IoT-Transformation dar. Zudem ist es erforderlich, diese Herangehensweise mit einer einheitlichen Strategie, Roadmap, Konzeption sowie der Implementierung und Nutzung von technologischen Lösungen zu kombinieren.

Der Einsatz von [I]IoT und dessen Einbettung in die Gesamtarchitektur sind elementare Voraussetzungen für innovative Produktionskonzepte – wie in diesem Beispiel die algorithmische Produktion. Hierfür ist eine reibungslose Zusammenarbeit aller in Abbildung 1 dargestellten Disziplinen notwendig. Nur mit der richtigen Roadmap und dem Fokus auf die relevanten Stationen können Lösungen gewinnbringend – und vor allem nachhaltig – implementiert werden.

1.2. Algorithmische Produktion als Lösung für wachsende industrielle Herausforderungen

Um wettbewerbsfähig zu bleiben, müssen Industrieunternehmen eine steigende Anzahl von Produktvarianten und immer kürzere Produktlebenszyklen bewältigen können. Zugleich erhöht sich die Nachfrage nach Produkten mit schnellen Markteinführungszeiten. So werden Produkte gefordert und entwickelt, die nachhaltig, qualitativ hochwertig und hochgradig individualisierbar sind – und das zu einem möglichst niedrigen Preis. Daneben fördert die rasante Entwicklung von cyberphysischen Systemen und des [I]IoT auch die Autonomie in dynamischen Herstellungsprozessen. Dieses Konzept ist Teil der sogenannten vierten industriellen Revolution bzw. „Industrie 4.0“ [12, 15, 26].

Um auf global stark umkämpften Märkten zu bestehen, beruhen moderne Produktionssysteme auf bestimmten Anforderungen und Charakteristiken, die über traditionelle Leistungsindikatoren hinausgehen. Zu diesen neuen Anforderungen und Charakteristiken gehören:

- Zunehmende Autonomie bei der Entscheidungsfindung auf System- und Komponentenebene.
- Nutzung von selbststeuernden Komponenten, z. B. Ressourcen und Materialien.
- Entwicklung cyber-physisch ausgerichteter Designs zur Individualisierung von Werkzeugen und Produkten.

- Verbesserte Gesamtsystemstabilität mit Schwerpunkt auf Toleranz gegenüber Fehlern und Änderungen.
- Adaptive Fähigkeiten für kurzfristige und umgehende Systemanpassungen sowie zur Realisierung von Skalierbarkeit.

Die genannten Punkte liefern entscheidende Voraussetzungen für die Handhabung neuer und stark dynamischer Umgebungen. Selbstständiger agierende und intelligentere Ressourcen ermöglichen mehr Autonomie und Selbststeuerung. Dies fördert wiederum Innovationen bei bestehenden Produktionsanlagen. Durch die umfassende Datenerfassung, im Zusammenspiel mit Agententechnologie und Cloud Computing, haben sich leistungsstarke Technologien entwickelt, die die heutige Denkweise in der Produktion grundlegend verändern könnten.

Der Begriff „algorithmische Produktion“ bezieht sich auf jede Art von Produktionssteuerungssystem, das Autonomie und Selbststeuerung ermöglicht, indem es das Scheduling (Fertigungs-, Belegungs- sowie Nutzungspläne) von Shopfloor-Instanzen für die Herstellungsprozesse jeder Art berechnet, optimiert und koordiniert. Zu diesen Instanzen gehören Werkzeuge, Maschinen, Vorgänge und Arbeitsaufträge. Darüber hinaus werden auch unvorhersehbarer Prozessereignisse oder Störungen berücksichtigt.

Für die algorithmische Produktion können unterschiedliche Architekturszenarien verwendet werden, die sich nach dem geschäftlichen Anwendungsfall richten. Bei jedem Architekturszenario gelten eigene funktionelle und technische Anforderungen, obwohl alle im Allgemeinen den Funktionsvorgaben gemäß ISA-95, Ebene 3 bis Ebene 1, entsprechen müssen. Es

wurden bereits zahlreiche verschiedene Architekturdiseins für Produktionssteuerungssysteme bearbeitet: „Reconfigurable Mechatronic System“ (RMS) [8, 12, 15, 18], „Multi Agent System“ (MAS) [19, 29] oder auch „Holonc Manufacturing System“ (HMS) [1, 6, 23]. Dieses Framework der algorithmischen Produktion bewertet unterschiedliche Szenarien dahingehend, welche Anforderungen sie jeweils an die Implementierung des algorithmischen Produktionsprinzips stellen. Hierbei berücksichtigen wir primär das Architekturdiseign statt spezifische Implementierungsstrukturen wie HMS. Jedes der Designs kann zur Implementierung algorithmischer Produktionsprozesse verwendet werden.

Die vorliegende Arbeit ist folgendermaßen strukturiert: In Kapitel 2 wird der Begriff „algorithmische Produktion“ als Kernprinzip erläutert. Dieses Prinzip ist in jedem von diesem Framework vorgeschlagenen Architekturdiseign enthalten. Die charakteristischen Merkmale der algorithmischen Produktion werden anhand des Architekturdiseigns erläutert, das mehrere Komponenten mit spezifischen Funktionen umfasst. In Kapitel 3 werden verschiedene Architekturszenarien zur Umsetzung der algorithmischen Produktion vorgeschlagen – aus technischer wie auch funktionaler Sicht. Außerdem werden in Kapitel 3 die zugehörigen Anwendungsfälle der algorithmischen Produktionsszenarien zusammengefasst sowie die Indikatoren erläutert, mit denen das passendste Architekturszenario ermittelt werden kann. In Kapitel 4 wird eine OEM-Implementierung des zentralen Architekturszenarios vorgestellt, welches das Produktionsprogramm mithilfe eines genetischen Algorithmus (GA) berechnet. Hierbei wird auch auf die operativen Herausforderungen und Erfahrungen während der Umsetzung eingegangen.

[I]IoT Transformation

Tubemap

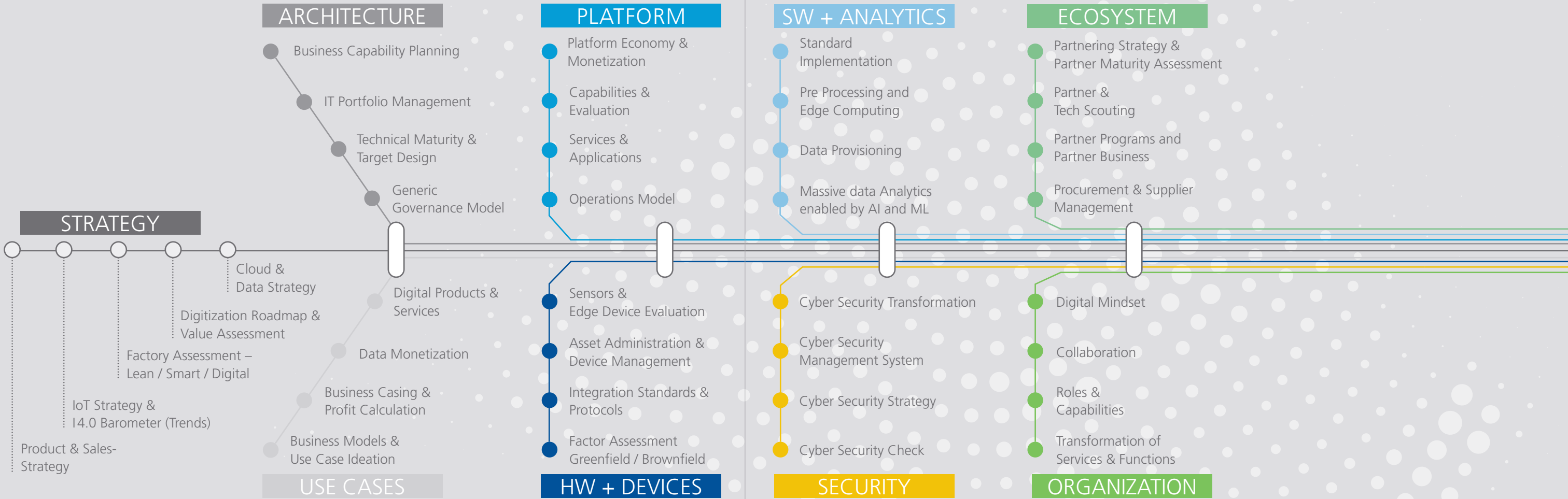


Abb. 1: [I]IoT-Transformation – End-to-End-Ansatz von MHP für die Digitalisierung

Kapitel 2

Prinzipien und Komponenten der algorithmischen Produktion

2.1. Allgemeine Prinzipien der algorithmischen Produktion

Bei der algorithmischen Produktion werden mehrere parallellaufende Produktionspläne von Fertigungsaufträgen koordiniert und optimiert. Grundlage hierfür liefern eine oder mehrere vordefinierte Zielfunktionen. Da aufgrund von Störungen jederzeit unerwartete Planabweichungen auftreten können, müssen auch diese während der Optimierung behoben werden. In der algorithmischen Produktion wird jede mögliche Abfolge von Tätigkeiten bei der Ausführung eines Produktionsauftrages wiederholt im Voraus für eine kurze Zeitspanne berechnet und gegen vorab festgelegte Zielfunktionen maximiert. Verfügbarkeit, Durchlaufzeit, Durchsatz und Verspätungen sind Zielfunktionen für die Optimierung. Gleichzeitig müssen alle materialbezogenen Prozessabläufe der Auftragsbedingungen eingehalten werden. Nach der Implementierung garantiert die algorithmische Produktion maximale Flexibilität und Zuverlässigkeit der Prozesse auf dem Shopfloor. Da die algorithmische Produktion autonome Instanzen durch ständige Planoptimierung auf unterschiedlichen Ebenen steuert, kann sie auch agil auf Änderungen reagieren. Dies gilt auch auf Maschinen-, Routen- und Produktebene.

Unter Scheduling in der Produktion versteht man die Zuweisung von Aufträgen an Ressourcen über eine

bestimmte Zeit hinweg. Aufträge resultieren aus Bestellungen, die innerhalb eines festgelegten Zeitraums ausgeführt werden. Die Ausführung der Bestellungen erfolgt entweder parallel oder der Reihe nach, wodurch sich die Komplexität des Scheduling erhöhen kann [2, 5, 11, 14, 32, 33]. Da es in der Praxis immer wieder zu kurzfristigen Planänderungen kommt, müssen diese sofort berechnet und umgesetzt werden, um einen kontinuierlichen Prozessablauf zu gewährleisten. Die verwendeten Planungsmechanismen und die gewählte Zielfunktion müssen ausgeglichen sein, um maximale Effizienz zu erzielen. Das Framework bietet unterschiedliche Kombinationen aus Planungsmechanismen und Zielfunktionen für jedes der Architekturszenarien. In der industriellen Praxis laufen die Pläne selten wie erwartet, da stets diverse Ereignisse auftreten:

- Neue Aufgaben kommen im System kontinuierlich hinzu, während geplante Aufgaben gestrichen werden.
- Bestimmte Ressourcen sind nicht (mehr) verfügbar und/oder zusätzliche Ressourcen werden hinzugefügt.

- Im System treten unerwartete Ereignisse auf, z. B. Maschinenausfälle, Abwesenheit des Bedieners, Eilaufträge oder die fehlende Verfügbarkeit von Bauteilen.
- Geplante Aufgaben nehmen mehr oder weniger Zeit in Anspruch als erwartet.

In solchen agilen Umgebungen kann ein vorab erstellter optimierter Plan schnell überholt sein. Damit Betriebsabläufe nicht unterbrochen werden, ist so schnell wie möglich eine dynamische Umplanung nötig [3, 4, 5, 14]. Aus diesem Grund ist die Produktionsplanung bzw. das Scheduling ein entscheidender Bestandteil aller Produktionssteuerungssysteme. In der Literatur wurden viele Planungsmethoden bewertet [4, 7, 11, 13, 14, 33, 36], die auf Verfahren der Heuristik, der linearen Programmierung, der Erfüllung von Lösungsbedingungen, der Nachbarschaftssuche (z.B. Simulated Annealing oder Tabusuche) und genetischen Algorithmen beruhen [2, 11, 13]. Allerdings muss bestimmt werden, welche Methode sich am besten für die jeweilige Architektur der Produktionssteuerung eignet [26, 27].

2.2. Komponenten für das Design der algorithmischen Produktionsarchitektur

Im Rahmen des Architekturdesigns der algorithmischen Produktion werden vier zentrale Komponenten beschrieben. Diese Komponenten erfassen Daten vom Shopfloor und wandeln sie in sinnvolle Informationen und Ereignisse um, die zur Berechnung des Produktionsplans herangezogen werden. Außerdem erstellen sie vorab einen anfänglichen Schedule und optimieren diesen anhand verschiedener Kriterien. Diese Komponenten sorgen für einen geschlossenen Kreislaufprozess mit Deep-Learning-Fähigkeiten, um das Verhalten im Laufe der Zeit zu verbessern.

Vom erfassten Produktionsbereich werden auf Grundlage von erhobenen Daten Schedules für einen bestimmten Zeitraum t_2 im Voraus erstellt und der Reihe nach für die Optimierung vorbereitet. Die Optimierung wird nach Ablauf der Zeit t_1 solange wiederholt, bis alle Aufträge abgearbeitet worden sind.

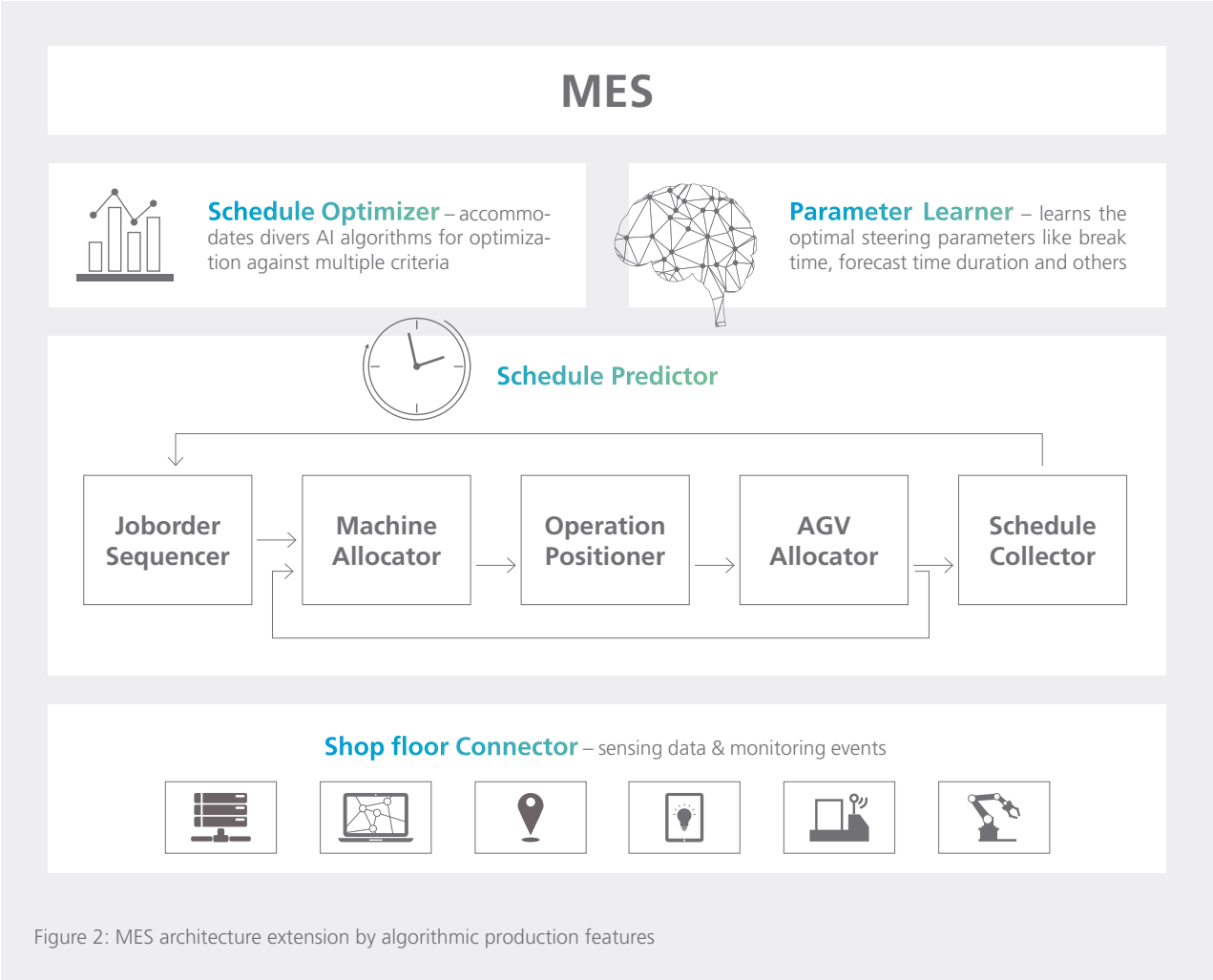


Figure 2: MES architecture extension by algorithmic production features

Der Zeitparameter t_1 ist erheblich kleiner als t_2 , damit so viele Ereignisse wie möglich erfasst werden. Beide Zeitparameter werden zu Beginn festgelegt und während der Laufzeit sukzessive präzisiert. Aus diesem Arbeitsprinzip ergeben sich zwei Konsequenzen. Erstens darf das Interesse nicht darin bestehen, schon während des Prognoseschritts einen optimalen Plan vorzugeben, da die Optimierungsschritte erst im Anschluss erfolgen. Zweitens wird durch die Optimierung kein globales Optimum erzielt, sondern nur eines auf lokaler Ebene.

In Abbildung 2 wird das grundsätzliche Architekturdesign eines um die algorithmische Produktionsfunktion erweiterten konventionellen Produktionssteuerungssystems (MES) dargestellt.

Im Architekturdesign sind folgende Komponenten enthalten:

 Shopfloor Connector

erfasst alle planungsrelevanten Daten vom Shopfloor, die sich während der Laufzeit verändern, z. B. von fahrerlosen Transportfahrzeugen (AGVs), Maschinen und Betriebsabläufen zusammen mit den jeweiligen Start- und Endzeiten. Alle erfassten Daten werden in den aktuellen Schedule „eingespeist“ und darüber hinaus für die Planvorhersage des nächsten Zyklus berücksichtigt.

 Schedule Predictor

berechnet verschiedene Planvarianten, die jeweils im Zeitraum t_2 eingesetzt werden könnten. Diese Schedules müssen die geltenden Arbeitspläne ihrer zugehörigen Aufträge einhalten. Obwohl dem Planungsdesign das Prinzip der frühesten Fertigstellungszeit zugrunde gelegt wird, besteht die Aufgabe von „Schedule Predictor“ nicht darin, einen optimalen Schedule zu erstellen, sondern nur darin, verschiedene Planvarianten zu liefern.

Wie in Abbildung 2 dargestellt, umfasst der „Schedule Predictor“ fünf Untermodule zur Berechnung der entsprechenden Einzelpläne. Die Berechnung beginnt mit dem Modul „Joborder Sequencer“, das verschiedene Abläufe für die Auftragsabwicklung erstellt. Dadurch sollen verschiedene Planvarianten erzeugt werden, die zusammengefasst und abschließend vom Modul „Schedule Collector“ konsolidiert werden. Die

Erstellung eines Einzelplans umfasst folgende Schritte: Zuerst wird bei der Maschinenzuweisung ein auszuführender Arbeitsplanvorgang einer Maschine zugewiesen, deren Verfügbarkeit nahe am Starttermin des Vorgangs liegt. Der „Operation Positioner“ bestimmt danach den Start- und Fertigstellungstermin des Vorgangs auf Grundlage der Maschinenzkluszeit sowie der Transportzeiten zu und von dieser Maschine. Abschließend managt und steuert der „AGV Allocator“ die Bewegungen der AGVs und deren Verfügbarkeit, um somit Wartungszeiten sowie Kosten zu optimieren.

 Schedule Optimizer

erstellt einen einzigen optimalen Schedule, indem die Planvarianten des „Schedule Predictors“ für den Zeitraum t_2 optimiert werden. Der Optimierungsschritt wird nach der Zeit t_1 so lange wiederholt, bis alle Arbeitsaufträge verarbeitet wurden. In der Fachliteratur wurden verschiedene Optimierungsmethoden behandelt – von genetischen Algorithmen über Markow-Suchbäume und Schwarmmodelle bis hin zu konventionellen Verfahren wie dem Gradientenabstieg. Je nach Anwendungsfall muss bestimmt werden, welche Methode im Hinblick auf das Architekturdesign am besten geeignet ist.

 Parameter Learner

wendet Lernmechanismen an. Es wurden bereits zwei Parameter erwähnt, die für die algorithmische Produktion relevant sind. Zum einen der Zeitraum t_2 , nach dem jeder Schedule im Voraus berechnet wird. Zum anderen die Zeit t_1 , nach der der Optimierungsschritt wiederholt wird. Beide vorabfestgelegten Parameter werden über die Zeit durch den Einsatz von Lernmechanismen präzisiert. Aufgabe des „Parameter Learners“ ist es, in kürzester Zeit zu ermitteln, auf welchen Wert sich die Parameter t_1 und t_2 belaufen sollen, um das maximale Optimierungsergebnis erzielen.



Kapitel 3

Framework der algorithmischen Produktion

Das Framework definiert die unterschiedlichen Architekturszenarien für die Umsetzung der algorithmischen Produktion mit den zugehörigen Anwendungsfällen.

Im Allgemeinen lassen sich die Architekturen für die Produktionssteuerung in eine von vier topologischen Klassen einordnen [31]. Architekturen, die über eine zentrale Steuerung das gesamte Aufgabenspektrum für Maschinen und Transportwege regeln, bilden die Klasse 0. In Klasse I wird der hohe Verarbeitungsaufwand der Architekturen aus Klasse 0 durch Aufteilung auf verschiedene steuernde (Unter-)Architekturen reduziert. Bei der Aufteilung in Unterarchitekturen bleibt jedoch das hierarchische Design der Gesamtarchitektur erhalten. In Klasse II werden die Architekturen zusammengefasst, die eine hybride Produktionssteuerung durch Kombination aus hierarchischer und partiell heterarchischer Steuerung ermöglichen. Architekturen der Produktionssteuerungssysteme in der Klasse III bieten schließlich eine vollständig dezentrale Steuerung, bei der die Verarbeitung durch mehrere eigenständige und autonome Instanzen erfolgt. Da es zwischen den Klassen 0 und I keine erhebliche Abweichung im Hinblick auf die zugrunde liegende Prozess- und Systemstruktur gibt, werden sie im Framework für die algorithmische Produktion nicht als gesonderte Klassen betrachtet. Im Framework der algorithmischen Produktion werden die folgenden Architekturszenarien genauer erläutert und auf betriebliche Abläufe in Produktionsanlagen angewendet:

- **Zentrale Produktionsarchitektur** – die Steuerung der Produktion erfolgt über Aufträge gemäß Fertigungsplanung: Ein allgemeiner zentraler Schedule regelt alle Aufträge, Vorgänge und Ressourcen. Störungen (z. B. nicht verfügbare Ressourcen) werden zentral während der regelmäßig durchzuführenden Schedule-Optimierung behoben. Um jegliche Unterbrechungen zu vermeiden, müssen alle kritischen Wege im gesamten Produktionsbereich redundant aufgebaut sein.
- **Föderierte Produktionsarchitektur** – gemischter Ansatz je nach Störung. Es besteht ein allgemeiner zentraler Schedule nur für den „Happy Path“. Im Falle von Störungen handeln die betroffenen Instanzen neue lokale Schedules aus. Sobald die Störungen behoben wurden, wird ein neuer zentraler Schedule berechnet, gemäß dieser die Produktion weitergeführt wird. Dieser Ansatz liefert eine hohe Zuverlässigkeit der Produktion in Bezug auf die Ausbringungsmenge.
- **Dezentrale Produktionsarchitektur** – Maschinen auf dem Shopfloor steuern die Produktion: Schedules gelten nur lokal auf Agentenebene. Die Kommunikation zwischen den Agenten steuert den allgemeinen Produktionsprozess. Agenten arbeiten auf allen Ebenen. Aufträge, Vorgänge und Ressourcen folgen alle jeweils eigenen Agenden und Zielen. Durch Verhandlungen werden individuelle Interessen ausgeglichen und die Kommunikation zwischen Agenten ermöglicht.

	Zentrale Produktionsarchitektur	Föderierte Produktionsarchitektur	Dezentrale Produktionsarchitektur
Topologie-Klasse	Klasse 0–I	Klasse II	Klasse III
Scheduling-Mechanismus	Es gilt ein einzelner allgemeiner Plan: Approach by Localization (AL) [13], disjunktives Graphenmodell (DSG) [3], earliest finishing time (FEZ) [4], Heterogeneous Earliest Finish Time (HEFT) [4, 30]	Koordination von verteilten einzelnen Plänen [16, 17]	Koordination von autonomen Agenten [19, 29]
Zielfunktion	Durchlaufzeit, Maschinenauslastung, Ausbringungsmenge	Durchlaufzeit, Maschinenauslastung, Unpünktlichkeit, Nervosität	Durchlaufzeit, Maschinenauslastung, Unpünktlichkeit, Nervosität
Optimierungsfunktion	Partikelschwarmoptimierung (PSO), genetischer Algorithmus (GA), Automated Bee Colony (ABC), Ant Colony (ANC) [18, 33]	Genetischer Algorithmus (GA), Multi-Issue-Negotiation [9, 10]	Multi-Issue-Negotiation
Architekturprinzip	Zentrale Steuerinstanz für alle beteiligten Instanzen	Zentrale Steuerinstanz, verteilte Shopfloor-Instanzen	Verteilte, selbstständig agierende, autonome Instanzen
Technologie-Stack	Herkömmliches MES mit Erweiterung zum Shopfloor-Gateway zur Steuerung von Ressourcen auf Ebene 2–0	Holonische Produktionssysteme, Multi-Agentensysteme	IoT, Multi-Agentensystem, Cloud Manufacturing, Schwarmintelligenz
Geschäftsprinzip	Auftragszentriert	Ereigniszentriert	Maschinen-/Ressourcenzentriert

Tabelle 1: Architekturszenarien für die algorithmische Produktion

3.1. Zentrale Produktionsarchitektur

In einer zentralen Produktionsarchitektur werden alle produktionsrelevanten Aufgaben über einen zentralen Schedule verwaltet. Ein solcher Schedule besteht aus mehreren Instanzen, die hierarchisch in Aufträge, Vorgänge und Ressourcen strukturiert sind und die Reihenfolgen (Routings) aller auftragsbezogenen Verarbeitungs-, Transport- und Logistikaufgaben bestimmt.

Während der Verarbeitung wird der zentrale Schedule regelmäßig aktualisiert und optimiert. Zum Zwecke der Optimierung können verschiedene Zielfunktionen auf unterschiedliche Instanzen angewendet werden, z.B. Transportkosten oder Geschwindigkeiten von AGVs sowie Verfügbarkeiten oder Verarbeitungszeiten von Maschinen. Unerwartet auftretende Störungen in Form von nicht verfügbaren Ressourcen werden während der Optimierung behoben. Deshalb sollten alle kritischen Wege im gesamten Produktionsbereich redundant sein, um Unterbrechungen vermeiden zu können.

Eine Möglichkeit zur Implementierung einer Optimierungskomponente im Scheduling ist die Nutzung eines genetischen Algorithmus (GA). Ein GA ist eine Suchheuristik, die von der Theorie der natürlichen Evolution inspiriert ist. Der Algorithmus spiegelt den Prozess der natürlichen Auslese wider, bei der sich nur die stärksten Individuen vermehren. Der Prozess der natürlichen Auslese beginnt mit der Auswahl der stärksten Individuen aus einer Anfangspopulation [2, 13, 32]. Durch Kreuzung und Mutation werden Rekombinationen und Optimierungen erzielt. Wird dieses Prinzip auf ein zentrales Scheduling angewendet, kann damit ein globales Optimum erreicht werden.

Im Rahmen der algorithmischen Produktion ist jedoch das Erreichen eines globalen Optimums auch für eine zentrale Produktionsarchitektur nicht notwendig. Das Prinzip der algorithmischen Produktion basiert auf der Realisierung von kurz aufeinanderfolgenden partiellen Optimierungen. Gemäß dem Architekturdesign aus Kapitel 2 beginnt der „Schedule Predictor“ auf Basis der vorliegenden Informationen von „Shopfloor Connector“, alle möglichen Schedule-Varianten für einen fest definierten zukünftigen Zeithorizont (z.B. 10 Minuten) zu ermitteln. Die berechneten Schedule-Varianten können bspw. als anfängliche Population für den genetischen Algorithmus genutzt werden. Der „Optimizer“ bearbeitet

die Schedules entsprechend weiter, bis ein Optimum bestimmt worden ist. Dieser Prozess wird nach Ablauf eines festen Zeitintervalls erneut gestartet, sodass in kurzer Zeit aufeinanderfolgende partiell-optimale zentrale Schedules erzeugt werden.

Für den reibungslosen Einsatz einer zentralen Produktionsarchitektur müssen einige Voraussetzungen bestehen: Zunächst muss die Handlungsfähigkeit bei Bedarf von Planänderungen gegeben sein. Bei Maschinenausfällen, Eilaufträgen oder Stornierungen wegen Qualitätsmängeln sind Umplanungen nötig. Darüber hinaus ist es wichtig Optimierungsverfahren anwenden zu können, um eine kontinuierliche Verbesserung des gesamten Systemverhaltens zu erzielen.

3.2. Föderierte Produktionsarchitektur

Ziel der föderierten Architektur ist es, zentrale und dezentrale Produktionssteuerungskonzepte miteinander zu kombinieren, um Agilität, Flexibilität sowie Stabilität im Gesamtsystem zu erhöhen. Die umzusetzenden Systeme sind so zentral wie möglich und so dezentral wie nötig. Diese Konstellation erlaubt einen zentralen Ansatz zu verwenden, wenn das Ziel die Optimierung ist, und einen dezentralen Ansatz, um auf unerwartete Ereignisse zu reagieren.

Dieses Architekturdesign wurde zuerst in Zusammenhang mit sogenannten Holons ins Spiel gebracht. Ein Holon ist laut Definition von Koestler ein Teil eines Systems, das eine eigene Identität und einen privaten Schedule besitzt. Bei Holons kann es sich um physische Ressourcen und logische Instanzen handeln, die informationelle wie auch physische Teile umfassen [1, 6].

In föderierten Architekturen werden verschiedene selbstregulierende Holons auf der Grundlage ihrer privaten Schedules zu einem hierarchisch gegliederten Gesamtsystem zusammengefasst [16,17,18]. Im Folgenden werden zentrale Holon-Typen vorgestellt, die gemeinsam mit der Bildung einer Hierarchie die Ausführung von Fertigungsaufträgen übernehmen können:

- **Task Holon:** Ist verantwortlich für die Echtzeitausführung eines Fertigungs- oder Teilfertigungsauftrags im Produktionsbereich.

- **Operational Holon:** Repräsentiert die Systemressourcen, z.B. Maschinen und Roboter. Ein Operational Holon ist verantwortlich für die Steuerung seiner eigenen Agenda sowie die Verwaltung der physischen Verbindung zu der realen Ressource.

- **Supervisor Holon:** Überwacht die Koordination und Interaktionen zwischen Holons und schafft eine Verarbeitungshierarchie in einem ansonsten dezentralen System.

In einem föderierten System kann jedes einzelne Holon jederzeit die Hierarchie und damit den Schedule verlassen, um sich einer temporär entstandenen Hierarchie aus anderen Holons anzuschließen. Derartige Hierarchien entstehen durch Störungen. Die Teilnahme eines Holons richtet sich danach, wie gut das Holon mit seinem privaten Schedule, den lokalen Schedule aus der mit den anderen Holons gebildeten Hierarchie optimieren kann. Nur wenn das Holon die definierten Optimierungskriterien erfüllt, wird es integriert.

Die Integration erfolgt über die algorithmische Produktion: Dabei werden zum einen über den „Schedule Predictor“ die möglichen Integrationsvarianten des privaten Holon-Schedules in die entsprechende Hierarchie berechnet. Zum anderen wird von „Schedule Optimizer“ festgelegt, ob die vordefinierten Optimierungskriterien eingehalten worden sind oder nicht.

3.3. Dezentrale Produktionsarchitektur

Ein weiteres Szenario für die Entwicklung algorithmischer Produktionssteuerungssysteme ist der Ansatz der dezentralen Architektur. Hierbei wird die Produktionssteuerung von Shopfloor-Ressourcen wie Maschinen, Produkten oder Werkstückträgern selbst ausgeführt. Diese interagierenden und intelligenten Ressourcen werden als Agenten bezeichnet. Agenten lassen sich als eigenständig, autonom und zumindest teilweise unabhängig charakterisieren. Zusammen bilden sie sogenannte Multi-Agentensysteme, die das Ziel haben, Probleme zu lösen, die für einen einzelnen Agenten oder ein monolithisches System zu komplex oder sogar unmöglich wäre [21, 22].

Im Gegensatz zum zentralen und föderierten Ansatz spielen beim dezentralen Ansatz ausschließlich die privaten Schedules der Agenten eine Rolle. Ein Merkmal der Agenten ist ihre begrenzte Sicht auf ihre

proprietären Parameter und Rahmenbedingungen. Deshalb findet zwischen den Agenten eine kontinuierliche Kommunikation in Echtzeit statt, um durchgängige Produktionsprozesse abwickeln und übergeordnete Probleme lösen zu können.

Agenten steuern Aufträge, Vorgänge und Ressourcen auf unterschiedlichen Ebenen. Jeder Agent folgt einer vordefinierten individuellen Arbeitsagenda (privater Schedule), die an konkrete Ziele geknüpft ist und die Durchführung von Aktivitäten mit anderen Agenten erfordert. Die Aktivitäten aller Agenten untereinander müssen koordiniert werden, damit die Produktionssteuerung stets effektiv und effizient ausgeführt werden kann. Entscheidend hierfür ist die Durchführung von Verhandlungen zwischen den Agenten, wodurch Aufgabenverteilung und Zielerreichung der Agenten optimiert wird. Durch Verhandlungen wird die Kommunikation aufrechterhalten und individuelle Interesse ausgeglichen.

Zur Regelung des Verhandlungsverfahrens dient ein Kreditpunktesystem. Agenten kommunizieren untereinander über ihre Ziele und die angeforderten Aktivitäten und erhalten bei Verhandlungserfolg entsprechende Kreditpunkte. In einer Verhandlung zwischen Agenten werden untereinander Angebote ausgetauscht, die entweder angenommen oder abgelehnt werden können. Dabei müssen Agenten ihre Entscheidung umgehend mitteilen, um zu verhindern, dass mehrere Agenten dieselbe Aufgabe ausführen.

In der algorithmischen Produktionsarchitektur werden alle Entscheidungen der Agenten vom „Shopfloor Connector“ gesammelt und an den „Schedule Predictor“ übermittelt, der dann verschiedene Varianten von Entscheidungsfolgen zu Schedules bündelt. Der „Schedule Optimizer“ wird anschließend den am besten geeigneten Schedule auswählen und den beteiligten Agenten bekanntgeben. Für den Fall, dass das endgültige Optimierungsergebnis die Interessen einiger Agenten „verletzt“, werden jedem betroffenen Agenten Kreditpunkte gutgeschrieben. Darüber hinaus wird jede Verhandlung abgebrochen, die nicht abgeschlossen ist, bevor der „Schedule Predictor“ erneut mit der Berechnung von neuen Entscheidungsvarianten beginnt.

Kapitel 4

Industriereferenz für die Implementierung der algorithmischen Produktion bei der Herstellung von Elektromotoren

Die Industriereferenz beruht auf einer zentralen Produktionsarchitektur und hat den primären Zweck zu erläutern, wie die algorithmische Produktion in der industriellen Praxis umgesetzt werden kann. Die Implementierung erfolgte im Rahmen eines Automotive-Projekts zur Herstellung von Elektromotoren in einem neuen Produktionswerk.

Zum besseren Verständnis des Referenzbeispiels werden zunächst die im Rahmen des Projekts geplanten Produktionsinnovationen erklärt:

- Der OEM plant künftig mehr E-Mobilitätsoptionen anzubieten und hat einen Elektromotor für ein vollständig elektrisch betriebenes Fahrzeug entwickelt. Der Produktentwicklungsprozess war während des Projekts sehr dynamisch. Entsprechend wirkten sich Änderungen am Produkt auf die Implementierung und Umsetzung der erforderlichen Herstellungsprozesse sowie auf die technischen Parameter und Konfigurationen im Produktionssteuerungssystem aus.

- Das neue Produkt wurde nach einem komplett neuen Konzept in modularer Bauweise gefertigt. Hauptziel des OEM war es, eine dynamische und flexible Produktionsstätte aufzubauen, die autonom auf sich verändernde Ereignisse reagieren kann. Erstmals wurden in der Branche AGVs nicht nur zu logistischen Zwecken eingesetzt, sondern auch, um die Wertschöpfungskette auf dem Shopfloor abzubilden, wodurch sie zu einem wichtigen Bestandteil des Produktionssystems wurden.
- Durch das modulare Produktionslayout und die redundante Verfügbarkeit von Maschinen wurde die Flexibilität bei der Prozessausführung erhöht. Ein Steuerungsalgorithmus führte die AGVs durch die modulare Produktionsanlage. Somit konnten bspw. Wartezeiten durch dynamische Reaktionen auf unerwartete Ereignisse verkürzt werden. Maschinenausfälle führten nicht mehr zu einer Unterbrechung der Produktionskette, da alternative Maschinen mit identischen Funktionen angeboten wurden.

Aus diesen Rahmenbedingungen ergaben sich gleichzeitig folgende Kundenanforderungen an das Produktionssystem:

- Es wurde ein intelligentes Planungssystem benötigt, das bei Bedarf auf Änderungen des Produktionsplans reagieren kann, um die Kapazitäten der Anlagen maximal auszulasten.
- Eine weitere wichtige Anforderung war die flexible Durchführung von Vorgängen im Arbeitsplan. Durch die Verfügbarkeit von mehreren Anlagen mit gleichen oder ähnlichen Funktionen, sollte die Ausführungsabfolge von Vorgängen sowie Ressourcen dynamisch sein. Aus diesem Grund wurden Vorgänge im Arbeitsplan bis auf kleinste Teilschritte zerlegt, um diese den Ressourcen zuzuweisen.
- Des Weiteren bestand die Anforderung logistische Prozesse in das Produktionssteuerungssystem zu integrieren. In diesem integrativen System war es im Hinblick auf die Produktivität von entscheidender Bedeutung, dass das richtige Material zur richtigen Zeit für die richtige Ressource und Produktvariante zur Verfügung steht. Wie es in den meisten Produktionshallen der Fall ist, lautete auch für dieses Produktionssystem die Zielstellung minimale Durchlaufzeit und maximale Ausbringungsmenge.

Für die beschriebene modulare Produktion war eine neue Systemarchitektur erforderlich. Zur Umsetzung der Kundenziele wurde der Ansatz einer zentralen Architektur gewählt. Mit dem zentralen Planungsansatz wurde in einem integrativen Produktionssteuerungssystem ein allgemeiner Schedule erstellt, der sämtliche Aufträge, Vorgänge und Ressourcen umfasst. Dieser Schedule bestimmte die jeweilige Abfolge von Bearbeitungstätigkeiten von Mensch und Maschine sowie auch die Transportfahrten der AGVs. Zum einen wurden die AGVs für den Transport der Elektromotoren auf dem gesamten Shopfloor und zwischen den Anlagen genutzt. Zum anderen wurden zu verbauende Komponenten aus einem Supermarkt auf den AGVs für die Montage zur Verfügung gestellt. Durch die multiple Verfügbarkeit von Anlagen, gab es in der Produktionshalle mehrere Herstellungswege. Eine regelmäßige Aktualisierung des Schedules ermöglichte eine Umplanung und Optimierung der Herstellungswege im Falle von Störung oder Verzögerung. Bei der Implementierung des zentralen Produktionssystems gab es für die Projektteilnehmer mehrere technische und organisatorische Herausforderungen, von denen nachstehend die wichtigsten aufgeführt sind:

- Integration und Komplexität:** Ein zentraler Ansatz führt stets dazu, dass sämtliche Systeme und Technologien auf allen ISA-Ebenen integriert werden müssen. Eine nahtlose Integration aller technischen und logistischen Instanzen verbunden mit einem modularen Produktionskonzept erhöhte die Komplexität des Gesamtsystems. Dies machte sich vor allem bei Änderungen im System erkennbar.
- Leistung:** Eine kurze Latenzzeit der Maschinenzyklen brachte einen anspruchsvollen Zeitplan mit sich, an den sich alle Prozesse halten mussten. Die Zykluszeit jeder Maschine musste alle Tätigkeiten einschließen, die für die Datenerfassung und -berechnung der Schnittstellensysteme erforderlich waren.
- Gesamtsystemverfügbarkeit:** Aufgrund der pervasiven Eigenschaft der Systemverfügbarkeit war jedes einzelne System erfolgskritisch. Die Systeme der Architekturlandschaft waren miteinander verbunden und voneinander abhängig.

Eine letzte, zu erwähnende Herausforderung ist der menschliche Einfluss auf das neue, disruptive Konzept der modularen und algorithmischen Produktion. Zunächst einmal unterscheidet sich der Herstellungsprozess für einen Elektromotor erheblich von dem eines Verbrennungsmotors. Darüber hinaus war die Planung und Produktion bis dato manuell geplanter und linearer Herstellungswege durch eine sequenziell-transparente Abfolge von Vorgängen und Ressourcen gewohnt. Das neue integrative System löste jedoch diese Gewohnheit durch eine dynamisch-automatisierte Produktionssteuerung ab, in der der Algorithmus entschied, welchen Herstellungsweg das Produkt durch die Fertigungshalle fahren soll. Intelligente Instanzen, die die Shopfloor-Prozesse gesteuert haben, führten bei der modularen Produktion zu einem Verlust an menschlicher Kontrolle und Transparenz. Zudem konnte das Eingreifen eines Bedieners in den automatisierten Prozess zu einer Effizienzminderung führen. Als Beispiele hierfür sind erhöhte Wartezeiten bei Maschinen sowie längere Transportzeiten der AGVs zu nennen.

Das Projekt stellte sowohl im Hinblick auf die Prozess- und Systementwicklung als auch aufgrund der technischen und organisatorischen Herausforderungen bei der Implementierung und betrieblichen Ausführung des zentralen Produktionssystems, einen Lernprozess für alle Projektbeteiligten dar. So ist es z.B. in einer Mensch-Maschinen-Umgebung essenziell, das von Anfang an ein Bewusstsein der operativen Mitarbeiter für eine voll-automatisierte Produktionssteuerung geschaffen wird.

Zusammenfassung

In diesem White Paper wurde das Prinzip der algorithmischen Produktion als eine empfohlene Lösung vorgestellt, um den Anforderungen moderner Produktionseinrichtungen im Hinblick auf Flexibilität, Stabilität und Effizienz gerecht zu werden und somit die Fertigung hochgradig individualisierbarer Produkte zu realisieren. Die algorithmische Produktion beruht auf einer wiederholten Prognoseberechnung des Schedules in kurzen Zeitabständen für einen festgelegten Zeitraum. Bei diesem Prozess werden alle auftretenden Ereignisse erfasst, die sich auf den Produktionsplan auswirken können. Es wird der Schedule für die Verarbeitung gewählt, der die vorab definierten Optimierungskriterien am besten erfüllt. Eine Optimierung erfolgt anhand verschiedener Parameter, z. B. Durchlaufzeit, Durchsatz und Maschinenauslastung.

Zur Implementierung der algorithmischen Produktion wurden drei verschiedene Architekturszenarien (zentral, föderiert und dezentral) vorgeschlagen. Jede Architektur wurde im Hinblick auf ihre relevanten Komponenten erläutert. Aufgrund fehlender experimenteller Daten muss im Allgemeinen die Auswahl des Architekturszenarios allein anhand des Geschäftszwecks erfolgen. Es wird angenommen, dass sich das zentrale Szenario am besten für den auftragsgesteuerten Produktionsprozess eignet. Dieses Szenario unterscheidet sich vom dezentralen Ansatz, bei dem Maschinen die Shopfloor-Prozesse autonom steuern. Das Szenario der föderierten Architektur kann für eine Mischung aus beiden Geschäftszwecken eingesetzt werden.

Abschließend wurde die industrielle Implementierung des Ansatzes einer zentralen Architektur an einem Referenzbeispiel für die Elektromotorenherstellung vorgestellt. Dabei wurden sowohl technische als auch organisatorische Herausforderungen behandelt.

Zusammenfassend wird deutlich, dass die [I]IoT-Transformation ein äußerst komplexes Thema ist. Zugleich bietet sie ein enormes Potenzial für die Produktionseffizienz, sofern ein integrativer Ansatz gewählt wird. Da sich die Entwicklungszyklen von Softwareanwendungen und innovativen Technologien stetig beschleunigen, muss auch das Unternehmensmanagement aus neuer Perspektive betrachtet werden. Ein Verständnis der technischen Änderungen sowie der sich verändernden Aufgaben und Rollen von Beschäftigten wird hierbei immer mehr von Bedeutung.



Quellen

- [1] Barbosa, J., Leitão, P., Adam, E., & Trentesaux, D. (2013). "Structural Self-organized Holonic Multi-Agent Manufacturing Systems" *Industrial Applications of Holonic and Multi-Agent Systems* (pp: 59–70). Springer.
- [2] Byung Joo Park, Hyung Rim Choi, Hyun Soo Kim (2003). "A Hybrid Genetic Algorithm for the Job Shop Scheduling Problem." *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 4 No. 45 (pp: 597–613).
- [3] Peter Brucker (2006). "Scheduling Algorithms." Fifth Edition. Springer.
- [4] Zhengcai Cao, Lije Zhou, Biao Hu and Chengran Lin. "An Adaptive Scheduling Algorithm for Dynamic Jobs for Dealing with the Flexible Job Shop Scheduling Problem." *BISE 3/2019* (pp. 300–309).
- [5] CHAUDHRY, I A. (2009). "Minimizing Flow Time for the Worker Assignment Problem in Identical Parallel Machine Models using GA [J]." *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 48 (5–8) (pp: 747–760).
- [6] Dias Ferreira, J., Ribeiro, L., Onori, M., & Barata, J. (2013). "Bio-Inspired Self-Organising Methodologies for Production Emergence." *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)* (pp: 3835–3841). IEEE.
- [7] Dias-Ferreira, J., Ribeiro, L., Akillioglu, H., Neves, P., Maffei, A., & Onori, M. (2014). "Characterization of an Agile Bio-Inspired Shop Floor." *12th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)* (pp: 404–410).
- [8] Farid, A. M. & Ribeiro, L. (2015). "An Axiomatic Design of a Multiagent Reconfigurable Mechatronic System Architecture." *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(5) (pp: 1142–1155).
- [9] Shaheen S. Fatima, Michael Wooldridge, Nicholas R. Jennings (2004). *Artificial Intelligence*, Vol. 152, 1–45, Elsevier.
- [10] Shaheen Fatima, Sarit Kraus, Michael Wooldridge (2015). "Principles of Automated Negotiation." Cambridge University Press.
- [11] Hong Zhou, Yuncheng Feng, Limin Han (2001). "The Hybrid Heuristic Genetic Algorithm for Job Shop Scheduling." *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 3 No. 40 (pp: 191–200)
- [12] Jazdi, N. (2014). "Cyber Physical Systems in the Context of Industry 4.0." *IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics* (pp. 1–4).
- [13] KACEM I (2003). "Genetic Algorithm for the Flexible Job-Shop Scheduling Problem [J]." *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics* 4 (pp: 3464–3469).
- [14] KACEM I, HAMMADI S, and BORNE P (2002). "Approach by Localization and Multi-Objective Evolutionary Optimization for Flexible Job-Shop Scheduling Problems [J]." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C*, 32(1) (pp: 408–419).
- [15] Kagermann, H., Helbig, J., Hellinger, A., & Wahlster, W. (2013). "Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0: Securing the future of German manufacturing industry." *Final Report of the Industrie 4.0 Working Group*. Forschungsunion
- [16] Leitão P, Restivo F. (2006). "ADACOR: A Holonic Architecture for Agile and Adaptive Manufacturing Control." *Comput Ind* 57(2) (pp: 121–30).
- [17] Leitão P, Restivo F. (2005). "Experimental Validation of ADACOR Holonic Control System. System." Mari'k V, Brennan R, Pechoucek M, editors (2005). "Holonic and Multi-Agent Systems for Manufacturing." *LNAI* 3593. Springer (pp: 121–132).
- [18] Leitão, P., Barbosa, J., & Trentesaux, D. (2012). Bio-Inspired Multiagent Systems for Reconfigurable Manufacturing Systems." *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(5) (pp: 934–944).
- [19] Lepuschitz, W., Zoitl, A., Valleé, M., & Merdan, M. (2011). "Toward Self-Reconfiguration of Manufacturing Systems Using Automation Agents." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 41(1) (pp: 52–69).
- [20] M. Lubosch, M. Kunath and H. Winkler (2018). "Industrial Scheduling with Monte Carlo Tree Search and Machine Learning." *Procedia CIRP*, Vol. 72 (pp: 1283–1287).
- [21] Maturana, F., Shen, W., & Norrie, D. H. (1999). Metamorph: "An Adaptive Agent-Based Architecture for Intelligent Manufacturing." *International Journal of Production Research*, 37(10) (pp: 2159–2173).
- [22] MacDougall, W. (2014). "Industrie 4.0 Smart Manufacturing for the Future." http://www.gtai.de/GTAI/Content/EN/Invest/_SharedDocs/Downloads/GTAI/Brochures/Industries/industrie4.0-smart-manufacturing-for-the-future-en.pdf.
- [23] McFarlane, D. C. & Bussmann, S. (2003). "Holonic Manufacturing Control: Rationales, Developments and Open Issues." S. M. Deen (Ed.). "Agent-Based Manufacturing." (pp: 303–326). Berlin, Heidelberg: Springer.
- [24] Bilel Marzouki, Olfa Belkahla Driss, Khaled Ghedira (2017). "Decentralized Tabu Searches in Multi Agent System for Distributed and Flexible Job Shop Scheduling Problem." *IEEE/ACS 14th International Conference on Computer Systems and Applications*.
- [25] Sebastian Mayer, Nikolas Höhme, Dennis Gankin and Christian Endisch (2019). "Adaptive Production Control in a Modular Assembly System – Towards an Agent-Based Approach." *IEEE Conference on Mechantronics (ICM)*.
- [26] Monostori, L. (2014). "Cyber-Physical Production Systems: Roots, Expectations and R&D Challenges." *Procedia CIRP*, 17 (pp: 9–13).
- [27] Pach, C., Berger, T., Bonte, T., & Trentesaux, D. (2014). "ORCA-FMS: A Dynamic Architecture for the Optimized and Reactive Control of Flexible Manufacturing Scheduling." *Computers in Industry*, 65(4) (pp: 706–720).
- [28] Ren, L., Zhang, L., Wang, L., Tao, F. & Chai, X. (2014). "Cloud Manufacturing: Key Characteristics and Applications." *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* (pp: 1–15).
- [29] Ribeiro, L., Rocha, A., Veiga, A. & Barata, J. (2015). "Collaborative Routing of Products Using a Self-Organizing Mechatronic Agent Framework — A Simulation Study." *Computers in Industry*, 68 (pp: 27–39).
- [30] Topcuoglu H., Hariri S., Wu M. (2002). "Performance-Effective and Low- Complexity Task Scheduling for Heterogeneous Systems." *IEEE Trans Parallel Distrib Syst* 13(3) (pp: 260–274)
- [31] Trentesaux, D. (2009). "Distributed Control of Production Systems." *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(7) (pp: 971–978).
- [32] Xuan Guangnan and Cheng Runwei (2000). "Genetic Algorithm and Engineering Design [M]." Beijing: Sciences Press.
- [33] Zhang Guohui, and Shi Yang (2011). "Improved Genetic Algorithm for the Flexible Job-shop Scheduling Problem [J]." *Mechanical Science and Technology* 30(11) (pp: 1890–1894).
- [34] Zhang, L., Luo, Y., Tao, F., Li, B. H., Ren, L., Zhang, X., et al. (2014). "Cloud Manufacturing: A New Manufacturing Paradigm." *Enterprise Information Systems*, 8(2) (pp: 167–187).
- [35] Yu-Kwong Kwok and Ishfaq Ahmad (1997). "Dynamic Critical-Path Scheduling: An Effective Technique for Allocating Task Graphs to Multiprocessors." *IEEE Transactions on Distributed Computing*.

Herausgeber

MHP Management- und IT-Beratung GmbH

MHP ist eine weltweit agierende und führende Management- und IT-Beratung. Wir entwickeln wegweisende Mobility- und Manufacturing-Lösungen für internationale Konzerne, gestandene Mittelständler und disruptive Start-ups. Als Premium-Business- und Technologiepartner gestalten wir bereits heute die digitale Zukunft von morgen. Unser Beratungsansatz ist einzigartig: Wir verbinden ganzheitliche IT- und Technology-Expertise mit tiefgreifendem Management-Know-how. Damit ist MHP der ideale Partner für einen erfolgreichen Digital-Turn. Als Digitalisierungsexperte liefern wir auf Basis von fundierten Analysen innovative Strategien, um Veränderungsprozesse in nachhaltigen Erfolg zu verwandeln. Mit über 3.000 Mitarbeitern treiben wir weltweit an 16 Standorten den digitalen Fortschritt voran – gemeinsam mit über 300 Kunden. Und das mit Excellence auf allen Ebenen. **MHP: DRIVEN BY EXCELLENCE**

Ansprechpartner



Autor
Daban Ahmad
Digital Supply
Chain Solutions



Autor
Dr. Stefan Gerber
Digital Supply
Chain Solutions



Autor
Andreas Fries
Digital Supply
Chain Solutions



Sponsor
Jens Fath
Strategic Lead [I]IoT
Transformation



**ENABLING YOU
TO SHAPE A BETTER
TOMORROW >>>**

Fotokredits

Seite 1 ©istock yoh4nn | Seite 11 ©shutterstock Rawpixel.com
Seite 18 ©istock ipopba

Layout

Freiland Design

MHP: DRIVEN BY EXCELLENCE

16 MHP Offices in Germany, United Kingdom, USA, China, and Romania.



Germany

Ludwigsburg
(Headquarters)
Berlin
Essen
Frankfurt a. M.
Ingolstadt
Munich
Nuremberg
Wolfsburg

International

Atlanta (USA)
Birmingham (United Kingdom)
Cluj-Napoca (Romania)
Timișoara (Romania)
Shanghai (China)

www.mhp.com