

Reihenfolgeplanung im Zeitalter von Industrie 4.0

Optimierung in der Werkstattfertigung

Norbert Gronau und Edzard Weber

Für eine effiziente Produktion sind Optimierungsverfahren unverzichtbar. Durch die Ausrichtung der Produktion auf Konzepte wie Industrie 4.0 verändern sich aber die Rahmenbedingungen für den richtigen Einsatz dieser Verfahren. Dieser Beitrag stellt die vorhandene Vielfalt an Optimierungsverfahren vor und diskutiert ihre Eignung für Industrie 4.0.

Der Begriff Industrie 4.0 umschreibt den Einsatz von cyber-physischen Systemen (CPS; softwareintensive eingebettete Systeme, die über das Internet miteinander verbunden sind), die die Eigenschaften von Produkten, Produktionsprozessen, Märkten und Arbeitsbedingungen verändern. Häufig geht mit dem Einsatz von CPS ein höherer Grad an Autonomie in der Fabrik einher [1, 2].

Daher ist zu untersuchen, ob die zahlreichen Verfahren zur Reihenfolgeoptimierung, die zu meist vor dem Hintergrund zentraler Planungsparadigmen entwickelt wurden, noch Gültigkeit besitzen bzw. inwieweit diese an eine große Zahl autonom agierender Objekte in der Fertigung angepasst werden müssen. Dazu stellt dieser Beitrag zunächst eine Klassifikation der bisher bekannten Reihenfolgeplanungsverfahren vor und beurteilt diese u. a. hinsichtlich ihrer Komplexitätsbeherrschung. Als erstes Fazit werden Rahmenbedingungen und Kritik an zentralen Optimierungsverfahren für die Reihenfolgeplanung der Werkstattfertigung genannt.

Stand der Forschung

Eine Maschine steht als Ressource zu bestimmten Zeitpunkten zur Verfügung, abhängig u. a. davon, ob sie zur Zeit mit einem Arbeitsauftrag belegt ist oder nicht. Wird für die Produktion die Reihenfolge der Maschinen nicht geändert, so kann aus der Sicht der Reihenfolgeplanung von einer Fließfertigung (Flow Shop) gesprochen werden [3, 4]. Eine gleichbleibende Reihenfolge ohne fix vorgegebene zeitliche Taktung stellt eine Linienfertigung dar [5]. Ändert sich hingegen die Reihenfolge bei der Bearbeitung von Aufträgen, so wird von Werkstattfertigung (Job Shop) gesprochen [6]. Die Suche nach einer effizienten Reihenfolge der Aufträge wird als Maschinenbelegungsplanung bezeichnet [7].

Die Verfahren zur Maschinenbelegungsplanung (JSP – Job Shop Scheduling Problem) können in optimierende, heuristische und Verfahren der Künstlichen Intelligenz klassifiziert werden [8, 4]. Alternative Systematiken differenzieren nach exakten, eröffnenden, verbessernden und hybriden Verfahren [9]. JSP gehört in die Klasse der NP-vollständigen Probleme [10, 11, 12], denn ihr Berechnungsaufwand steigt exponentiell mit der Anzahl der Variablen und Fragestellungen, die untersucht werden [13]. Zu diesen Variablen gehören die Anzahl einzuplanender Aufträge, die Verweildauer von Arbeitsstücken auf Maschinen, die Anzahl der Maschinen, Rüstzeiten, die Wartezeit [14] oder alternative Maschinen zur Bearbeitung eines Auftrages (Flexible JSP) [15]. Ziel der Verfahren ist u. a. die Optimierung der Durchlaufzeit (makespan) [16] und der Rüstzeit [17].

Optimierende Verfahren haben das Ziel, eine bestmögliche Lösung für das Scheduling zu finden. Ihre Berechnungszeit steigt exponentiell zur Zahl der Eingaben des zu überprüfenden Problems, da sie jede Eingabe einzeln betrachten und sich schrittweise einer optimalen Lösung annähern (wie z. B. CENUM) [18]. Um die Berechnungszeit zu verkürzen, werden Techniken angewendet, mit denen die Problemmenge verkleinert wird (z.B. QUADLS) [18]. Lösungen, die bereits im Vorfeld als nicht optimale Lösung erkannt wurden, werden nicht mehr betrachtet. Des Weiteren kann die Problemmenge in verschiedene Bereiche aufgeteilt und jeder Bereich einzeln betrachtet oder neu angeordnet werden [19, 20].

Für die Berechnung einer Lösung kommen Ansätze wie lineare Programmierung, Branch&Bound

In diesem Beitrag lesen Sie:

- ✓ welche Methoden der Reihenfolgeplanung in der Werkstattfertigung existieren,
- ✓ wie diese klassifiziert werden können und
- ✓ wie sie sich für den Einsatz in Industrie 4.0-Szenarien eignen.



Prof. Dr.-Ing. Norbert Gronau ist Inhaber des Lehrstuhls für Wirtschaftsinformatik insb. Prozesse und Systeme an der Universität Potsdam und wissenschaftlicher Direktor des Forschungs- und Anwendungszentrums Industrie 4.0.



Dr. Edzard Weber ist wissenschaftlicher Mitarbeiter des Lehrstuhls für Wirtschaftsinformatik insb. Prozesse und Systeme an der Universität Potsdam und Leiter der Nachwuchsforscherguppe Entscheidungsmanagement.

www.lswi.de

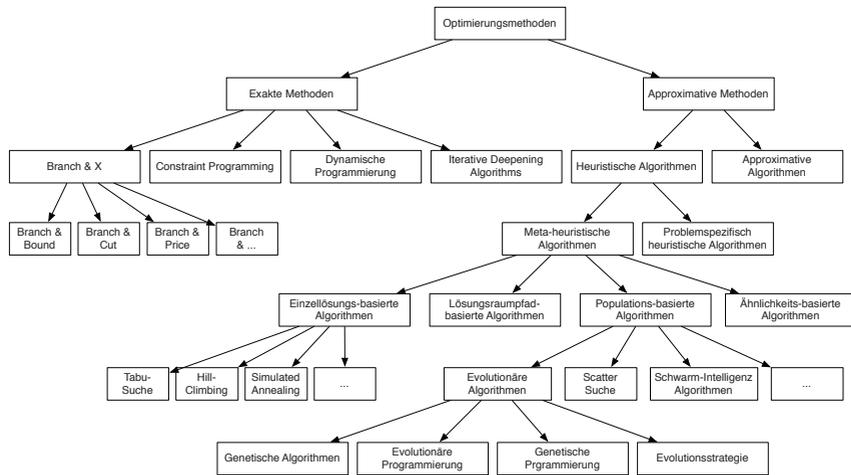


Bild 1: Taxonomie der Optimierungsmethoden (in Anlehnung an [83])

ding oder Simulated Annealing [21, 22] zum Einsatz. Die Grundidee der linearen Programmierung wurde bereits 1960 mit MIP (mixed integer linear programming) vorgestellt [23]. Branch & Bounding nimmt die Idee der Teilbarkeit der Problemmenge auf und generiert einen Baum, der nach der optimalen Lösung durchsucht werden kann [24]. Neuere Ansätze kombinieren MIP mit Constraints und generalisierten Solvern [25].

Heuristische Verfahren finden eine Lösung zu einem Problem, ohne zu bestimmen, ob es sich dabei um eine optimale Lösung handelt oder wie weit die gefundene Lösung von dem globalen Optimum entfernt ist [8, 26, 27, 28]. Zur Untersuchung von JSP werden auch metaheuristische Verfahren sowie genetische Algorithmen genutzt. Metaheuristiken stellen allgemeine Ansätze für die Suche nach Lösungen zur Verfügung [29, 30]. Berechnungszeit und Qualität der Lösungen hängen von den zu betrachteten Parametern ab. So stellt der I-JAR Algorithmus [31] einen Ansatz vor, der den Iterated Local Search-Algorithmus (ILS) erweitert [32]. Simulated Annealing beschreibt die Suche nach globalen Minima [21, 33]. Ebenso können jene Parameter durch unscharfe Mengen beschrieben werden [34]. Planung kann auch durch kombinierbare Prioritätsregeln erfolgen, von denen über 30 existieren [35]. Ideen aus der Künstlichen Intelligenz, um JSP zu lösen, sind Neuronale Netze [36, 37, 38, 39, 40], Agentensysteme oder Expertensysteme (zum Beispiel CBR - Case-based Reasoning) [41, 42]. Frühe NN-basierte Ansätze (Neuronale Netze) konnten durch beschränkte Rechenkapazitäten oder Modellkomplexität keine praktische Relevanz erwirken [43, 44, 45]. Später wurden Neuronale Netze in der Praxis erfolgreich eingesetzt, um Job Scheduling durchzuführen [46]. Auch eine Kombination von CBR und Neuronalen Netzwerken konnte erprobt und angewandt werden [47, 48].

Genetische Algorithmen werden [49, 50, 51] auf Probleme erfolgversprechend angewendet,

welche eine hohe Komplexität besitzen bzw. NP-schwer sind, so dass berechnende Verfahren zu keinem Ergebnis kommen können. Der Lösungsraum ist entsprechend groß und insbesondere bei Reihenfolgeproblemen so strukturiert, dass gute Lösungen nicht zwangsweise nebeneinander liegen müssen [52]. Um verschiedenartige Lösungen und Populationsstämme zu erzeugen, werden Veränderungsoperationen, wie z. B. Mutationsverfahren [53], erprobt oder heuristische Zwischenschritte eingebunden [54]. Zwischenlösungen werden durch lokale Suchfunktionen geprüft [55].

Genetische Algorithmen setzen bekannte Algorithmen [56], die vorher zur Berechnung genutzt wurden, neu um [57, 58]. Diese Ansätze erlauben es, JSP nahezu in Echtzeit durchzuführen [59] und so direkt in der Produktionsplanung einzusetzen [60, 61]. Durch Genetische Algorithmen werden die Algorithmen optimiert und es wird versucht, die Komplexität des Problems zu reduzieren [58] und damit den Suchraum zu verkleinern [62].

Die Erforschung und Entwicklung Genetischer Algorithmen sind noch nicht abgeschlossen [63, 64]. Genetische Algorithmen können JSP zum Beispiel mit Hilfe von Rekursion [65] lösen und durch Konzepte des parallelen Rechnens effizienter werden [66].

Der Bereich der Heuristischen Suche wird durch Methoden zur Problem- und Berechnungszeitreduzierung bearbeitet. Dies erfolgt durch die Optimierung der zu untersuchenden Parameter [67, 68]. Hierzu werden z. B. Filter-Such-Algorithmus-Anwendungen entwickelt [69].

Neue Produktionsaufträge, veränderte Prioritäten zur Produktionszeit, Lieferengpässe oder Maschinenausfall bzw. eine veränderte Maschinenanzahl erfordern, dass Planungsverfahren auch die Umwelt als Einflussgröße betrachten müssen [70, 71, 72]. Diese Planungsunsicherheiten werden durch Fuzzy-Ansätze [73, 74] oder durch AHP-basierte (analytical hierarchy process) Bewertungsroutinen abgebildet [75].

Der Ansatz der Fitness Landscape [76, 77, 78] beschreibt den Standort optimaler Lösungen in einem Suchraum und kann mit Hilfe von Algorithmen wie dem Random Walk überprüft [79, 80] oder dem Tabu-Search-Algorithmus [81] bewertet werden [82].

Klassifikation der Optimierungsverfahren

Eine Klassifikation der Optimierungsansätze ist sinnvoll, weil dadurch deren Unterschiedlichkeiten und Gemeinsamkeiten aufgezeigt werden.

Darauf wird im weiteren Verlauf des Beitrags Bezug genommen, wenn die Eignung für bestimmte Anwendungskontexte betrachtet werden soll.

Es sind mehrere Merkmale für die Unterscheidung bzw. Klassifikation anwendbar, wie z. B. die mathematische Belastbarkeit von Verfahrensentscheidungen zur Reduktion des Lösungsraums bzw. der Problemkomplexität zwecks Erreichung einer Berechenbarkeit oder die algorithmischen Prinzipien der Herangehensweise. Optimierungsverfahren können z. B. auf einer stetigen oder einer diskreten Berechnung basieren oder lineare / nichtlineare Nebenbedingungen berücksichtigen. Weiterhin kann danach klassifiziert werden, welche Art von Problemlösungswissen genutzt wird (Bild 1). Dies kann einerseits auf berechnenden Verfahren für exakte Ergebnisse basieren oder auf Näherungsergebnissen, welche durch heuristische Ansätze oder durch tatsächlich nur näherungsweise berechnende Verfahren ermittelt werden. Heuristiken sind als Faustregeln zu verstehen, sodass z. B. der Lösungsraum für ein bestimmtes Problem durch Erfahrungs- bzw. Expertenwissen systematisch eingegrenzt werden kann. Es gibt auch Heuristiken, die nicht problemspezifisch sind und somit für eine große Bandbreite von Problemen oder Problemklassen genutzt werden können. Dabei können sie ausgehen von:

- einer einzelnen Lösung, die iterativ verbessert wird,
- einer Menge von Einzellösungen, die zueinander im Wettbewerb stehen, für einen gegenseitigen Vergleich genutzt werden, sich miteinander zu neuen Lösungsvorschlägen kombinieren oder jeweils ausgehend von einer eigenen Optimallösung einen gemeinsamen Kompromiss aushandeln,
- Lösungspfaden, die eine Menge von Einzellösungen nach einem bestimmten Muster im Lösungsraum zusammenfassen, um daraus erfolgreiche Teil-Muster bzw. vielversprechende Lösungsteilräume zu bestimmen
- einer Menge von bewährten Einzellösungen, die hinsichtlich der Ähnlichkeit mit der Problemstellung verglichen und als anzupassende Ideallösung ausgewählt werden.

Aus praktischer Sicht ist eine weitere Klassifikation sinnvoll, welche auf den zuvor genannten Klassifikationssystemen aufbaut (siehe Bild 2). Von Interesse ist es, die Ergebnisqualität in Relation zum Aufwand für ein eingesetztes Verfahren einschätzbar zu machen. Deshalb ist einerseits die Handhabung der Problemkomplexität durch die Problemrepräsentation von Bedeutung. Ein Verfahren kann den gesamten, theoretisch denkbaren Lösungsraum aufgreifen, diesen zwecks einer besseren Durchsuchbarkeit reduzieren (systematisch, heuristisch, zufällig) oder aber ignorieren, al-

so sich seiner Größe gar nicht bewusst sein. Andererseits ist die Handhabung des nun verbliebenen Lösungsraums durch die Lösungsberechnung von Bedeutung. Der Lösungsraum kann entweder zufällig, heuristisch bis systematisch oder vollständig untersucht werden. Die Kombination aus gewählter Repräsentations- und Berechnungsart ergibt eine bestimmte, garantierbare Lösungsqualität.

Über die Kombination von Merkmalen, wie von der Problemrepräsentation und dem Verfahren selbst mit der Problemkomplexität umgegangen wird, ergibt sich die mögliche Ergebnisgüte. Einige Verfahren sind lediglich in der Lage, gültige Lösung zu ermitteln. Weitere Verfahren können eine Minimalgüte sicherstellen, indem z. B. der Suchraum nicht zufällig über gute Lösungen reduziert wird. Weitere Verfahren schaffen es, ein lokales Optimum als Ergebnis zu garantieren oder sogar mehrere lokale Optima zu finden, bis zumindest eine Mindestgüte des Ergebnisses erreicht worden ist. Weiterhin kann der Lösungsraum gezielt um schlechte Bereiche reduziert werden, sodass die Rechenkapazitäten genutzt werden können, um zu gewährleisten, dass das Ergebnis ein überregionales (lokales) Optimum darstellt. Dass das globale Optimum gefunden wird, kann nur garantiert werden, wenn der komplette Lösungsraum von der Problemrepräsentation und dem Optimierungsverfahren aufgegriffen wird.

Die Güte-Matrix (Bild 2) dient der Verfahrens-Positionierung und der Auswahl sukzessiv besserer Verfahren oder Optimierungsmodellerweiterungen. Sie verdeutlicht, dass es nicht ausreicht, nur die Problemrepräsentation oder nur das Verfahren nachzubessern, um eine höhere Ergebnisgüte gewährleisten zu können.

Eignung im Kontext von Industrie 4.0

Durch Konzepte wie Industrie 4.0 werden mitunter die Vernetzung der Teilnehmer einer Wertschöpfungskette gesteigert und mehr Produktionsdaten generiert. Dies trägt auch zu Produktivitätssteigerungen bei, wenngleich diese

Literatur (Auswahl)

- [1] N. Gronau, H. Theuer: Determination of the optimal degree of autonomy in a cyber-physical production system. accepted paper, CIRP-CMS Stuttgart 2016
- [2] N. Gronau: Der Einfluss von Cyber-Physical Systems auf die Gestaltung von Produktionssystemen. Industrie Management 3 / 2015, S. 16-20
- [3] M. Medo: Kontinuierliche Planung der Fließfertigung von Varianten. Schriftenreihe des IFU, Band 15, Braunschweig 2010
- [4] J. Blazewicz, K. H. Ecker, E. Pesch, G. Schmidt, J. Weglarz: Handbook on Scheduling – From Theory to Applications. Berlin Heidelberg 2007
- [5] H. Kühnle: Produktionsmengen- und -Terminplanung bei mehrstufiger Linienfertigung. Berlin Heidelberg 1987
- [6] H. Seelbach: Ablaufplanung. Würzburg Wien 1975

Bild 2: Klassifikation von Lösungsverfahren nach Handhabung der Problemkomplexität

Handhabung der Komplexität durch Problem-Repräsentation	gesamt	Gültige Lösung	Minimalgüte	Überregionales Optimum	Globales Optimum
	systematisch reduzieren	Minimalgüte	Lokales Optimum	Überregionales Optimum	Globales Optimum
	heuristisch reduzieren	Minimalgüte	Lokales Optimum	Mindestgüte	Mindestgüte
	zufällig reduzieren	Gültige Lösung	Minimalgüte	Minimalgüte	Minimalgüte
	ignorieren	Gültige Lösung	Minimalgüte	(fehlendes Abbruchkriterium)	(fehlendes Abbruchkriterium)
		zufällig	heuristisch	systematisch	vollständig
Handhabung der Komplexität durch Optimierungsalgorithmus					

Erfolge durch technisches und datenanalytisches Aufrüsten erzielt werden und nicht durch neuartige Optimierungsalgorithmen. Denn die klassischen Verfahren zur Reihenfolgeoptimierung sind für dezentrale Industrie 4.0-Rahmenbedingungen nicht ausgelegt:

- Jeder Akteur in einem vernetzten Produktionsverbund hat sein eigenes Zielsystem und sucht sein eigenes Optimum. Dadurch entsteht für den Produktionsverbund eine Gesamtlösung bestehend aus vielen lokalen Optima. Per se gibt es für einen einzelnen Akteur keinen Anreiz, zu Gunsten eines anderen Akteurs eine für sich ungünstige Reihenfolge zu planen, selbst wenn dieser davon überproportional profitiert.
- Für ein zentral zu bestimmendes, globales Optimum für ein unternehmensübergreifendes Produktionsszenario ist globale Datenverfügbarkeit notwendig. Wenngleich es technisch möglich sein kann, sind es betriebswirtschaftliche Gründe, die einen solchen Ansatz in der Praxis unterbinden. Denn aus den zu übermittelnden Daten lassen sich die Leistungsfähigkeit, Arbeitsweisen, Produktionsverfahren, Produktkonzepte, Auftragsauslastung, Strategie und Wirtschaftlichkeit eines Unternehmens herauslesen. Mittelfristig wird diese Offenlegung einen Wettbewerbsnachteil mit sich bringen.
- Jeder Akteur in einem Produktionsverbund ist ein eigenes System, welches in der Lage ist, die eigene Produktion vor einer Vielzahl von internen und externen (Umwelt-)Einflüssen zu bewahren. Das jeweilige Optimierungsverfahren ist so gewählt worden, dass es gegenüber diesen Einflüssen tolerant oder robust ist. Ein zentrales Optimierungsverfahren für einen gesamten Produktionsverbund muss sämtliche spezifischen Einflüsse seiner Akteure auffangen können, um realistische Ergebnisse liefern zu können.
- Selbst wenn in einem Idealfall sämtliche Informationen für ein zentrales Optimierungsverfahren zur Verfügung gestellt werden können, besteht das Problem der wachsenden Lösungsraumkomplexität. In der Regel steigt die Größe des zu untersuchenden Lösungsraumes für jedes neue einzuplanende Element exponentiell an. Durch die Betrachtung der gesamten Wertschöpfungskette vervielfacht sich die Menge der einzuplanenden Elemente. Durch diese enorme Komplexitätssteigerung wird es für klassische Optimierungsverfahren immer unwahrscheinlicher, eine annähernd ideale Lösung zu finden.

Die Konsequenz zu jenen Rahmenbedingungen ist, dass sich im Kontext und in der Praxis von Industrie 4.0 nur dezentrale, komplexitätsreduzierende Optimierungsansätze eignen, welche viele lokale, miteinander konkurrierende Optima zu einem gemeinsamen Optimum zusammenführen unter den Nebenbedingungen einer globalen Datenintransparenz und einer lokalen Datenanreicherung (Produktionsdaten zu Analyse Zwecken).

Exakte Methoden benötigen die vollständige Datentransparenz einhergehend mit der ansteigenden Problemkomplexität und sind nicht in der Lage, Akteurs-spezifische Umwelteinflüsse zu berücksichtigen. Gleiches gilt für Approximierungs-Algorithmen, wenngleich diese die Komplexität durch die Anzahl von Näherungsschritten beliebig annehmen oder ausblenden können.

Einzellösungs- und populationsbasierte Metaheuristiken eignen sich ebenfalls wegen der unvollständigen Information und der Komplexitätssteigerung nur für den lokalen Einsatz.

Drei Arten von Optimierungsverfahren kommen daher für die Optimierung von vernetzten Produktionspartnern in Betracht. Dazu zählen problemspezifische Heuristiken, die durch ausreichendes Wissen über die jeweilige Wertschöpfungskette individuell umgesetzt werden können. Hieraus lassen sich allerdings keine allgemein gültigen Lösungsverfahren ableiten. Prädestiniert sind agentenbasierte Verfahren. Jeder Agent kennt seine lokalen Einflussgrößen und Zielsysteme, kann daraus sein spezifisches Optimum ermitteln und in der Interaktion mit anderen Agenten z. B. durch Ausgleichszahlungen von seinem eigenen Optimum abweichen, damit sich das Gesamtsystem dem globalen Optimum annähern kann.

Eine Zwischenform können lösungsraumbasierte Verfahren sein. Hierbei kann für diejenigen Aufgaben, welche die Schnittstelle zwischen zwei Akteuren darstellen eine fixierte Anordnung definiert werden, welche bereits kritische Ressourcen oder Aufträge idealtypisch eingeplant haben. Dies bedeutet dann, dass der Lösungsraum eingegrenzt worden ist und Strategien für die Navigation durch den Lösungsraum sich auf kleine Räume beschränken können.

Förderhinweis:
Diese Arbeit entstand im Rahmen des Projektes „Reihenfolgeplanung in der Werkstattfertigung durch systematische Lösungsraumnavigation“. Es wird mit Mitteln der Deutschen Forschungsgemeinschaft gefördert (Kz. GR 1846/17-1).

Schlüsselwörter:

Reihenfolgeplanung, Industrie 4.0, Werkstattfertigung

- [7] T. Siegel: Optimale Maschinenbelegungsplanung: Zweckmäßigkeit der Zielkriterien und Verfahren zur Lösung des Reihenfolgeproblems. Berlin 1974
- [8] M. Junge: Simulationsgestützte Entwicklung und Optimierung einer energieeffizienten Produktionssteuerung. In: J. Hesselbach (Hrsg.): Produktion und Energie, Band 1, Kassel 2007
- [9] M. Teichner: Analyse der Wirksamkeit ausgewählter Verfahren der Reihenfolgeplanung für die Erreichung ökonomischer Ziele. Aachen 2010
- [10] J.K. Lenstra, K. A. H. G. Rinnooy, P. Brucker, Complexity of Machine Scheduling Problems. Annals of Discrete Mathematics (1) 1977, S. 343-362

Die vollständige Literaturliste des Beitrags erhalten Sie online unter www.productivity.de

Methods for Job Shop Scheduling in Industrie 4.0

Optimization Methods are essential for efficient production. Due to focussing new concepts like Industrie 4.0, the framework conditions for the right use of these concepts change. This article gives an overview of the range of existing optimization approaches and discusses their suitability for Industrie 4.0.

Keywords:

Job Shop Scheduling, Industrie 4.0, Workshop Production