

Nachfolgend finden Sie die Übersetzung ins Deutsche des frei verfügbaren Fachartikels:

Original:

**„Simulation-Based Multi-Criteria Optimization of Parallel Heat Treatment Furnaces at a Casting Manufacturer“.**

Thomas Sobottka <sup>1,2, \*</sup>, Felix Kamhuber <sup>1</sup> and Bernhard Heinzl <sup>3</sup>.

**Verfügbar unter** (Stand 23.6.2025):

<https://www.mdpi.com/2504-4494/4/3/94>

<https://www.mdpi.com/2504-4494/4/3/94/pdf?version=1600429790>

Dies ist eine nicht offizielle deutsche Übersetzung des Originals durch:

Markus Bans

ATS Prozessoptimierung Markus Bans

Web: <https://simio-simulation.de>

**Lizenz:**

Creative Commons Namensnennung 4.0 International (CC BY 4.0)

S. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>



Artikel

# Simulationsbasierte multikriterielle Optimierung von Parallele Wärmebehandlungsöfen bei einem Gusshersteller

Thomas Sobottka <sup>1,2,\*</sup>, Felix Kamhuber <sup>1</sup> und Bernhard Heinzl <sup>3</sup><sup>1</sup> Fraunhofer Austria Research GmbH, 1040 Wien, Österreich; felix.kamhuber@fraunhofer.at<sup>2</sup> Institut für Wirtschaftsingenieurwesen und Systemtechnik, Institut für Wirtschaftswissenschaften, Technische Universität Wien, 1040 Wien, Österreich<sup>3</sup> Forschungsbereich Automatisierungssysteme, Institut für Technische Informatik, Technische Universität Wien, 1040 Wien, Österreich; bernhard.heinzl@tuwien.ac.at

\* Korrespondenz: thomas.sobottka@fraunhofer.at; Tel.: +43-676-888-61626



Eingegangen: 10. August 2020; Angenommen: 14. September 2020; Veröffentlicht: 17. September 2020

**Zusammenfassung:** In diesem Beitrag wird die Entwicklung und Evaluation einer digitalen Methode zur multikriteriell optimierten Produktionsplanung und -steuerung von Produktionsanlagen anhand einer Fallstudie eines österreichischen Metallgussherstellers vorgestellt. Die Steigerung der Energieeffizienz ist eine wichtige Anforderung für Produktionsunternehmen, insbesondere für energieintensive Produktionssektoren wie die Gießerei. Trotz der signifikanten Energieeffizienzpotenziale durch optimierte Planung und des erkannten Anwendungspotenzials anspruchsvoller simulationsbasierter Methoden fehlen nach wie vor digitale Werkzeuge für die praktische Planungsanwendung. Die Autoren entwickeln eine Planungsmethode mit einer hybriden (diskret-kontinuierlichen) simulationsbasierten Multikriteriellen Optimierung (ein mehrstufiges hybrides heuristisches und metaheuristisches Verfahren) für einen Metallgusshersteller und wenden sie auf einen Wärmebehandlungsprozess an, der eine Auftragsdosierung und Sequenzierung/Terminierung auf parallelen Maschinen unter Berücksichtigung komplexer Restriktionen erfordert. Die Ergebnisse zeigen ein globales Zieloptimierungspotenzial von ~10 %, einschließlich traditioneller Geschäftsziele und Energieeffizienz, mit einer Energieoptimierung von ~6 %. Es wird eine grundlegende Machbarkeitsdemonstration der Anwendung der Methode zur Synchronisierung der Energienachfrage mit dem schwankenden Angebot unter Berücksichtigung flexibler Energiepreise durchgeführt. Die Methode ist so konzipiert, dass sie in die Planungsschleife von Metallgussunternehmen einbezogen werden kann: Entgegennahme von Aufträgen, Maschinenverfügbarkeit, Temperaturdaten und (optional) aktuellen Energiemarktpreisdaten als Input und Rückgabe eines optimierten Plans an die Produktions-IT-Systeme zur Umsetzung.

**Schlüsselwörter:** Produktionsplanung und -steuerung; Simulation; Optimierung; genetischer Algorithmus; Heuristiken; Energieeffizienz; Wärmebehandlung; Terminplanung; Batching; Fallstudie

## 1. Einleitung

Wärmebehandlungsverfahren stellen einen der energieintensivsten Herstellungsprozesse der Stahlgussherstellung dar und machen in der Regel ~70% des gesamten Prozessenergieverbrauchs aus [1]. Daher ist die Steigerung der Energieeffizienz in der Stahlproduktion aufgrund der langfristig steigenden Energiekosten ein Schlüsselfaktor für die Wettbewerbsfähigkeit auf den globalen Märkten. Das verarbeitende Gewerbe ist für 36 % der CO<sub>2</sub>-Emissionen verantwortlich und für 31 % des entsprechenden Primärenergieverbrauchs verantwortlich [2] und digitale Planungsmethoden sind ein wichtiger potenzieller Beitrag zur Steigerung der Energieeffizienz von Produktionsunternehmen [3]. Ein höheres Maß an

Energieeffizienz kann entweder durch Verbesserungen des thermischen Prozesses (Parameter) [4–6], ein optimiertes Demand-Side-Management [7] oder Verbesserungen der Produktionsplanung [8–12], z. B. eine effiziente Produktionsplanung, erreicht werden. Das System zur Herstellung von Gussteilen besteht aus dem Gießen, der Wärmebehandlung einschließlich Abkühlen und dem anschließenden Schleifen. Laut Wang [1] gibt es signifikante Variablen und Unsicherheiten beim Betrieb von Wärmebehandlungsanlagen,

J. Manuf. Mater. Prozess. 2020, 4, 94; Doi:10.3390/JMMP4030094

www.mdpi.com/Tagebuch/JMMP

die bei der Terminierung berücksichtigt werden müssen, wie z.B. Gasheizungspreise, Durchlaufzeiten, Fälligkeitstermine und Rüstzeiten. Da die Verfügbarkeit von gebrauchsfertigen digitalen Planungsmethoden zur optimierten Energieeffizienz sowohl für die industrielle Umsetzung dieses Planungsziels entscheidend als auch für die meisten Anwendungen nicht verfügbar ist, zielt diese Arbeit darauf ab, eine Fallstudie für eine erfolgreiche Entwicklung und Bewertung einer optimierten integrierten Industrieproduktion beizutragen, einschließlich einer Darstellung der zugrundeliegenden Methode und ihrer Entwicklung.

Der vorliegende Beitrag konzentriert sich auf die Optimierung paralleler Wärmebehandlungsprozesse unter Verwendung des vorgeschalteten Gießprozesses als Eingangsdaten. Die Methode basiert auf einem digitalen Modell des realen Systems, d.h. einer Simulation, parametrisiert mit Messungen und Daten aus dem realen System und zusätzlichen Echtzeitdaten aus dem Enterprise-Resource-Planning-System (ERP) (z.B. Aufträge, Fälligkeiten, Routing-Tabellen) sowie variablen Energiepreisen für Strom (optional, in einigen Szenarien). Das digitale Modell wird durch ein Optimierungsverfahren als Auswertungsfunktion genutzt. Sobald der optimierte Plan vorliegt, wird der Plan zur Ausführung in das ERP/MES (Manufacturing Execution System) zurückgeführt, wodurch sich der Kreislauf vom realen System zum digitalen System/Zwilling und zurück schließt. Die Planung soll regelmäßig durchgeführt werden, z. B. täglich aktualisierte Planung mit zusätzlichen Aktualisierungen bei geänderten Umständen (z. B. Maschinenausfälle oder nicht verfügbares Material), als rollierende Horizontplanung mit einem Planungshorizont von ~1 Woche.

Die Simulation selbst folgt einem hybriden diskreten/kontinuierlichen Modellierungsansatz, der die diskrete Materialflusssimulation mit der kontinuierlichen Modellierung der Energieflüsse kombiniert. Damit ist es möglich, transiente energetische Prozesse, wie z.B. den Heizprozess von Öfen, genau zu modellieren. Insbesondere im Kontext von cyber-physischen Systemen (CPS) eignet sich die hybride Simulation gut als Werkzeug, um sowohl den Cyber-Teil (diskret) als auch den physischen Teil (kontinuierlich) zu modellieren und eine integrierte Sicht für die Analyse zu bieten. Diese integrierte Sicht ermöglicht es, dynamische Effekte, die in den Wechselwirkungen zwischen der physischen und der Cyber-Domäne liegen, einzubeziehen und dadurch zusätzliche Potenziale für dynamische Optimierungen aufzudecken. Die Anwendungsfallsimulation baut auf früheren Arbeiten auf, insbesondere auf einer hybriden Simulations-Engine zusammen mit einer Bibliothek von hybriden Modellierungskomponenten, die instanziiert, verbunden und für verschiedene Anwendungsfälle konfiguriert werden können. Diese Bibliothek und einige der Komponenten wurden erweitert, um zusätzliche Anforderungen zu berücksichtigen, die durch den Anwendungsfall auferlegt werden. Dazu gehört ein Kran zum Be- und Entladen der Wärmebehandlungsöfen sowie die Anpassung der Ofentemperatur an zeitabhängige Temperaturprofile.

Dieser Artikel ist wie folgt aufgebaut: Der folgende Abschnitt 2 bietet einen Überblick über die relevante Literatur. Daran schließt sich in Abschnitt 3 eine Einführung in die Fallstudie und ihre Anforderungen an. In Abschnitt 4 wird die von den Autoren in früheren Arbeiten entwickelte Basismethode kurz vorgestellt. Daran schließt sich die Entwicklung der Hauptkomponenten der fallstudien-spezifischen Methode an, die in den Abschnitten 5 (Simulation) und 6 (Optimierung) vorgestellt werden. Abschnitt 7 enthält die Auswertung von Fallstudien und die Diskussion der experimentellen Ergebnisse, gefolgt von einer Schlussfolgerung und einem Ausblick in Abschnitt 8.

## 2. Hintergrund und verwandte Arbeiten

### 2.1. Literatur zu optimierten Planungsansätzen

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit dem Wärmebehandlungsprozess in einer Gießanlage. Die optimierte Planung berücksichtigt somit einen Batch-Prozess und eine Auftragsplanung/-sequenzierung auf parallelen Maschinen, mit mehreren technologischen Restriktionen – z.B. sind nicht alle Produkte auf allen Maschinen für die Bearbeitung geeignet – und einem komplexen Systemverhalten, d.h. begrenzter Kranhandhabungskapazität für die Be- und Entladung von Wärmebehandlungsöfen und einem komplexen

Energiesystem mit Wärmeaustausch zwischen erheblichen Materialmassen, die Öfen und die Produktionshalle.

Es gibt verschiedene Ansätze für eine optimierte Batchverarbeitung und Planung von Aufträgen, die auf Heuristiken/Regeln, Metaheuristiken oder einer Kombination aus beidem basieren. Yu setzte einen genetischen Algorithmus (GA) ein, um die Planung von hybriden Flow-Shops zu optimieren und berücksichtigte die Eignung von Maschinen [13]. Cheng entwickelte eine Ameisenkolonieoptimierung für die Chargenverarbeitung in einem wesentlich einfacheren System eines einzigen Maschinenprozesses [14]. Baykasoglu behandelte die Fälle von parallelen Wärmebehandlungsöfen als paralleles Maschinenplanungsproblem (PMSP), wies auf technologische Einschränkungen hin (d.h. nicht alle Produkte können auf allen Öfen verarbeitet werden) und führte eine gierige randomisierte adaptive Suche ein [15]. Dieser Suchalgorithmus kombiniert einen regelbasierten Ansatz mit begrenzten stochastischen Elementen und einer lokalen Suchkomponente. Dies soll die Optimierungsgeschwindigkeit erhöhen, lässt aber möglicherweise ein gewisses globales Optimierungspotenzial durch eine stochastische Suchkomponente ungenutzt. Lin entwickelt eine iterierte hybride Metaheuristik, die auf der populationsbasierten Metaheuristik basiert, die als elektromagnetismusähnlicher Algorithmus für ein paralleles Maschinenplanungsproblem bezeichnet wird [16]. Yilmaz adressiert den PMSP mit einem GA, das mit zufälligen Schlüsselchromosomen ausgestattet ist und gleichzeitig eine optimierte Maschinenzuordnung und Disposition von Aufträgen ermöglicht [17]. Die Jiang-Optimierung für die gesamte Prozesskette der Stahlerzeugung und des Stranggusses in einer Stahlproduktionsanlage basiert auf der differentiellen Evolution in einer mehrstufigen Optimierung mit Dispatching-Regeln zur Bewältigung der Problemkomplexität [12]. Der Wärmebehandlungsprozess und die damit verbundene Dosierung wird nicht im Detail betrachtet. Die oben aufgeführten Ansätze lösen das Order-Batching und/oder das Scheduling/Sequencing, in der Regel für standardisierte Datensätze zum Vergleich der Algorithmusleistung. Sie zeichnen sich durch ein vereinfachtes Systemverhalten aus und beinhalten keine Simulation, um das dynamische Verhalten von Ressourcen und dem Energiesystem zu berücksichtigen.

Ansätze mit Simulation finden sich in der heuristischen und simulationsbasierten Scheduling- und Batching-Methode von Radim für parallele Wärmebehandlungsöfen [18]. Das regelbasierte Batching folgt der Goldratt'schen Theory of Constraints, wird auf eine reale Produktionsanlage angewendet, verwendet jedoch keine stochastischen Optimierungsmethoden wie Metaheuristiken. Alle bisher genannten Ansätze weisen objektive Funktionen für die Optimierung mit einem oder zwei Teilzielen auf und berücksichtigen den Energieverbrauch nicht explizit.

Die Ansätze zur Berücksichtigung des Energieverbrauchs sind die folgenden: Huang stellt eine Energieeinsparungsplanung für eine flexible Flow-Shop-Produktion vor, basierend auf einer GA [19], ohne Simulation und ohne Chargenbildung. Cheng nutzte die GA für eine zweistufige Chargenoptimierung, um die CO<sub>2</sub>-Emissionen zu reduzieren [14]. Wang betrachtete eine objektive Funktion, die die Verspätung von Aufträgen und den Energieverbrauch (Gas) umfasst, indem er ein GA für die Chargenplanung von Aufträgen in einer Wärmebehandlungsanwendung verwendete [1]. Bei diesen Ansätzen wurde der Energieverbrauch über Funktionen und vereinfachte Modelle berücksichtigt, ohne dass ein komplexes Systemverhalten simuliert werden musste.

Folgende Ansätze betrachten das Systemverhalten des Produktionssystems (Materialfluss und Produktionsprozess) und das damit verbundene Energieverhalten (z.B. Energieverbrauch und Wärmeabgabe) durch Simulation: Thiede nutzte die Co-Simulation, um den Materialfluss, die Produktionsanlagen und Komponenten der Produktion und ihres Energiesystems zu modellieren [20]. Die Optimierung erfolgt manuell und szenariobasiert ohne automatisches Optimierungsmodul. Ragers Ansatz nutzt eine diskrete Ereignissimulation (DES) in Kombination mit einer GA, um den Materialfluss zu modellieren, während der Energieverbrauch mit deterministischen Werten betrachtet wird [21]. Die simulationsbasierte Optimierung umfasst die Sequenzierung und Planung von Aufträgen und beinhaltet nicht die Steuerung von Anlagen; z.B. das Ein- und Ausschalten von Maschinen. Die Autoren der vorliegenden Publikation waren Mitentwickler einer simulationsbasierten Optimierung für eine multikriterielle Optimierung, einschließlich der Energieeffizienz, mit einer umfassenden simultanen Simulation sowohl des Energie- als auch des Produktionssystemverhaltens in einem hybriden diskret-kontinuierlichen Simulationsverfahren [22]. Dieser Ansatz ist die Grundlage für das für den Anwendungsfall Wärmebehandlung entwickelte Verfahren, das in den Abschnitten 5 und 6 ausführlich vorgestellt wird. Die Basismethode wird in Abschnitt 4 erläutert.

Die bisher aufgeführten Ansätze, stellvertretend für relevante Referenzansätze in der Literatur, haben Heuristiken und Metaheuristiken verwendet, um das NP-harte Problem der Stapelverarbeitung und

Terminierung von Aufträgen auf parallelen Maschinen zu lösen. Die GA und andere evolutionsbasierte Metaheuristiken sind die am häufigsten erfolgreich angewendeten Algorithmen. Das Systemverhalten wird entweder im Rahmen der Optimierung mit vereinfachten Merkmalen mathematisch modelliert oder simuliert, um detailliertere reale Systeme zu berücksichtigen, mit der Optimierung unter Verwendung der Simulation als Auswertungsfunktion. Für die Simulation komplexer realer Systeme stehen weniger Ansätze zur Verfügung und die verfügbaren Ansätze decken nicht die Dosierprozesse ab, die in dem zu lösenden Anwendungsfall ein wichtiges Merkmal der Wärmebehandlung darstellen. In der Literatur gibt es Beispiele für datenbasierte und maschinelle Lernansätze zur Modellierung des Energiebedarfs [23], die jedoch derzeit nicht für die Anforderungen einer optimierten Produktionsplanung mit dem notwendigen Detailniveau des Systemverhaltens geeignet und angepasst sind. Nichtsdestotrotz kann die Integration datenbasierter Modellierung in Zukunft Vorteile bieten, z.B. durch die Reduzierung des Rechen- und Modellierungsaufwands, der mit komplexen Simulationen verbunden ist (es gab erste Schritte in diese Richtung für die Basismethode dieser Arbeit [24]). Im Anschluss an die Literaturanalyse wurde für die Anforderungen in dieser Publikation eine simulationsbasierte Optimierung mit einer maßgeschneiderten GA gewählt – dies stimmt auch mit dem Ergebnis von Methodenvergleichen überein, die die Autoren bei der Entwicklung der in Abschnitt 4 vorgestellten Basismethode für ähnliche Planungsprobleme durchgeführt haben.

## 2.2. Literatur zur Simulation

Es gibt bereits umfangreiche Arbeiten zur Simulation von Produktionssystemen im Hinblick auf Energieeffizienz [25–27]. Dies wird durch eine steigende Nachfrage von Unternehmen nach Software zur Unterstützung der Simulation und Integration der Energieeffizienz angetrieben [28]. Dias [29] bietet einen umfassenden Überblick über die gängigsten DES-Umgebungen. Die Herausforderung besteht darin, sowohl das Materialfluss-/Produktionsprozessverhalten als auch das Energiesystemverhalten und deren Wechselwirkungen zu modellieren. Ein vereinfachter Weg, der auch in den in Abschnitt 2.1 aufgeführten Ansätzen zu finden ist, besteht darin, den Energieverbrauch deterministisch in einem DES zu betrachten. Im vorliegenden Anwendungsfall ist das thermisch-physikalische Verhalten wichtig, daher ist sowohl ein diskretes als auch ein kontinuierliches Simulationsverhalten erforderlich. Ein umfassenderer Überblick über Simulationsmethoden und -anwendungen, die im Fertigungsbereich verwendet werden, wird in [30] gegeben. Die Autoren kommen zu dem Schluss, dass ein zunehmendes Interesse an hybriden Simulationstechniken für die Bewältigung komplexer realer Simulationsaufgaben besteht. Allerdings wird dieses Thema nach wie vor nur von einer Minderheit der verfügbaren Publikationen abgedeckt [26]. Typischerweise erfolgt die hybride Simulation in Form einer Co-Simulation [27,28], die verschiedene Simulationsumgebungen so koppelt, dass die jeweiligen Teilmodelle zu bestimmten Zeitpunkten während eines Simulationslaufs unter Verwendung einer geeigneten Kopplungs-Middleware Daten austauschen. Die Co-Simulation schränkt jedoch den Integrationsgrad zwischen diskreter und kontinuierlicher Simulation ein, die Kommunikation zwischen Simulationsumgebungen ist rechenintensiv und die Modelle und ihre Elemente sind für andere Anwendungen nur schwer wiederzuverwenden, da sich die Systemgrenzen und die grundlegende Modellstruktur in beiden Teilmodellen unterscheiden [29]. Im Gegensatz dazu umfasst unser hybrider Simulationsansatz die ereignisdiskrete Simulation (DES) und kontinuierliche Simulationsmodelle auf der Bausteinebene einer objektorientierten Simulation.

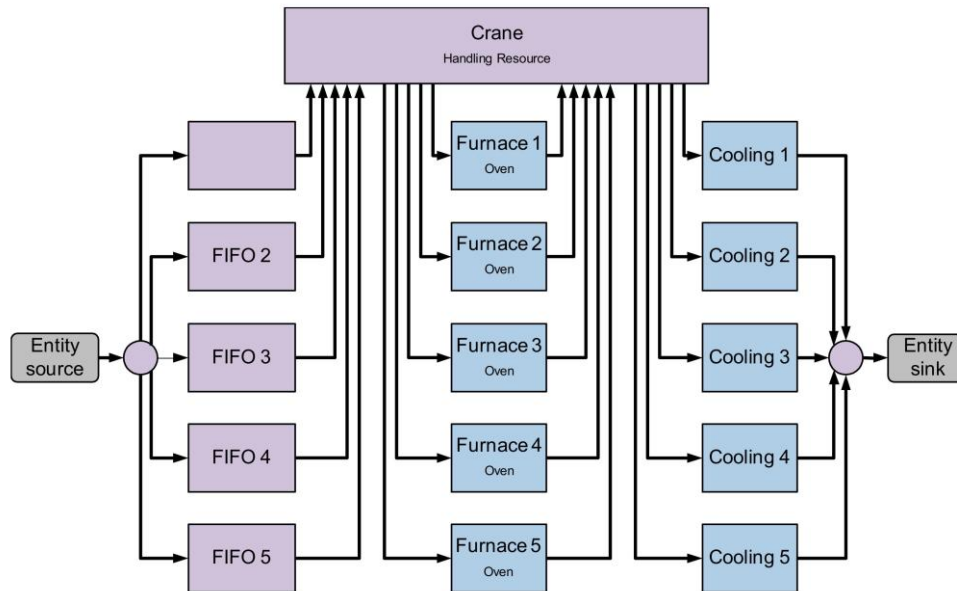
Die Autoren von [31] verwenden einen simulationsbasierten Ansatz zur Systemanalyse und schlagen eine integrierte Simulation interdisziplinärer Systeme vor, obwohl die Modelle eine vereinfachte Hybridisierung ohne Differentialgleichungen implementieren und damit transiente Dynamik ausschließen. In [32] wird eine Co-Simulation für eine ähnliche Anwendung vorgeschlagen. Weitere Anwendungen für die hybride Simulation von kontinuierlichen und diskreten Systemen finden sich in Smart Grids [33], verteilten Steuerungssystemen [34] oder im Gesundheitswesen [35].

Ein anderer hybrider Prozessmodellierungsansatz [6], der auf numerischer Simulation und analytischen Gleichungen basiert, schlägt vor, den Strahlungs-, Konvektions- und Leitungswärmeübergang in Wärmebehandlungsprozessen zu berechnen, um die Werkstückbelastung und den thermischen Zeitplan zu optimieren. Die Ofen- und Atmosphärentemperaturen werden bei diesem Ansatz vereinfacht, um gleichmäßig und gleichmäßig zu sein, und lassen die dreidimensionale Form der einzelnen Werkstücke außer Acht. Der Beitrag konzentriert sich auch nur auf die Sicht der Prozessmodellierung und vernachlässigt die

Produktionsplanungs- und -terminierungsprozesse, die für die vorliegende Fallstudie von zentraler Bedeutung sind.

### 3. Einführung in die Fallstudie

In diesem Abschnitt wird die Fallstudie des Gussherstellers vorgestellt, da sie die Anforderung an die zu entwickelnde spezifische Planungsmethode darstellt. Abbildung 1 gibt einen schematischen Überblick über die Hauptkomponenten. Die Fallstudie basiert auf einem österreichischen Gusshersteller und umfasst fünf parallele Wärmebehandlungsöfen/-öfen unterschiedlicher Größe, Kapazität und Energiebedarf.



**Abbildung 1.** Schematische Übersicht des Produktionslayouts bestehend aus fünf Wärmebehandlungsöfen mit zugehörigen Kühlstationen und First In-First Out (FIFO)-Ladepuffern sowie einem Kran für die Be- und Entladung.

Vier der Öfen werden mit Erdgas betrieben, der verbleibende wird mit elektrischer Energie geheizt. Sie können insgesamt neun verschiedene Wärmebehandlungsverfahren (Räumen, Glühen, B. Warm-up, Relaxation, Glühen, Normalisieren, Anlassen von Luft-/Wasser-/Ölstahl), die sich in ihren individuellen Temperaturprofilen und Wärmebehandlungsdauern für jede einzelne Artikelart unterscheiden. Aus diesen Kombinationen ergeben sich rund 150 verschiedene Wärmebehandlungsprogramme. Den Öfen sind Stationen zum Abkühlen der Werkstücke nach dem Erhitzen nachgeschaltet. Je nach Behandlung findet diese an der Luft oder in einem Wasser- oder Ölbad statt. Die Be- und Entladung der fünf Öfen erfolgt über einen einzigen Kran, der jeweils nur an einer Station arbeiten kann. Jeder Ofen wird aus einem vorgelagerten Warmhaltebereich beschickt, der als FIFO-Puffer (First In–First Out) dient. Dort werden die Werkstücke dosiert und auf Ofenroste verpackt. Nach der Behandlung werden die Ofenroste einzeln entnommen, um zur nachfolgenden Station (Kühlung) transportiert zu werden. Abhängig von den Temperaturanforderungen des Behandlungsprozesses kann der Ofen weiterhin eingeschaltet bleiben, um die Temperatur zu halten. Das Öffnen der Ofentür zur Entnahme eines Rostes bewirkt jedoch einen Temperaturabfall, der wieder ausgeglichen werden muss.

Das resultierende Optimierungsproblem ist eine Kombination aus einer Batching-Aufgabe und der Planung und Sequenzierung von Aufträgen auf parallelen Maschinen. Die Chargen, bestehend aus Ofenrosten, die mit gusseisernen Werkstücken gefüllt sind, müssen nach dem Hobelverfahren erstellt werden, um bearbeitet zu werden. Der resultierende Prozess besteht aus den folgenden Schritten:

1. Kombinieren von Aufträgen zu Chargen, die sequenziert und für die Verarbeitung in den Wärmebehandlungsöfen geplant werden;
2. Übergabe der Chargen an die Öfen per Kran;
3. Verarbeitung in den Öfen;
4. Freigabe und Übergabe an Kühlstationen per Kran.

Die Ankunftszeiten von Aufträgen für die Wärmebehandlung, d.h. das in dieser Arbeit betrachtete System, werden durch den Zeitplan des vorgeschalteten Gießprozesses bestimmt. Dieser Gießplan wird vom ERP-System zur Verfügung gestellt,

Dies erfordert auch einen erheblichen Nacharbeitsaufwand, da ein erheblicher Teil der Produkte aufgrund von Qualitätsproblemen, die erst nach dem Wärmebehandlungsprozess erkennbar sind, eine oder mehrere zusätzliche Iterationen des Wärmebehandlungsprozesses durchlaufen müssen. Die Stellgrößen der Optimierung sind: Auftragsdosierung, Zuweisung von Chargen zu Wärmebehandlungsöfen, Planung/Sequenzierung der Verarbeitung der Chargen in den Öfen und Steuerung der Maschinen (Zeiten zum Ein- und Ausschalten der Maschinen und damit zur Steuerung des Heizprozesses).

#### 4. Grundlegende Planungsmethode

Der vorgestellte Ansatz basiert auf der Planungsmethode, die in früheren Forschungen von den Autoren entwickelt wurde [22,36], wobei die hybride Simulation als Bewertungsfunktion für ein iteratives metaheuristisches Optimierungsmodul verwendet wird. Das grundlegende Optimierungsverfahren und das Zusammenspiel zwischen Simulation, Optimierung und realer Produktionsplanungs-IT (ERP) sind in Abbildung 2 dargestellt

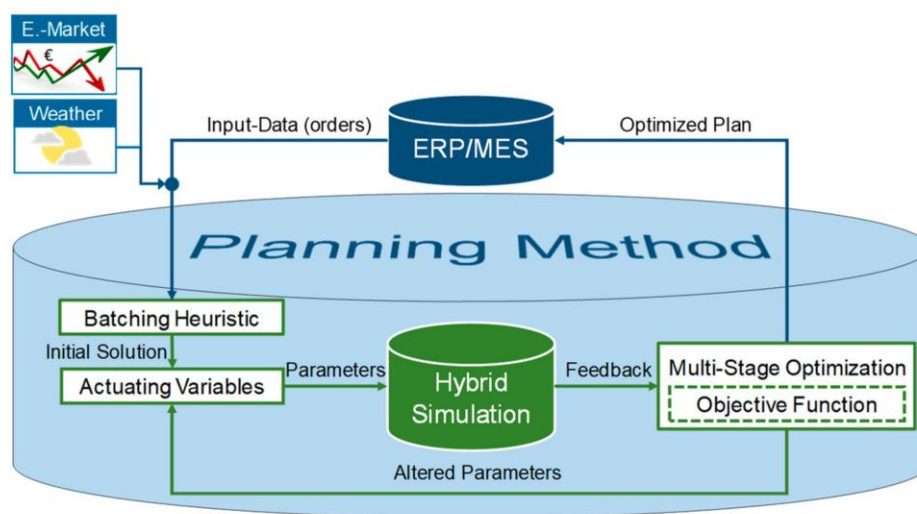


Abbildung 2. Überblick über den Optimierungsprozess.

Das ERP/MES liefert die wichtigsten Eingabedaten für die Methode: aktuelle Bestellungen und Fälligkeitstermine. Diese Arbeit konzentriert sich auf die Interaktion mit ERP/MES-Systemen, da dies die IT-Systeme sind, die für die Produktionsplanung und -steuerung in einer typischen industriellen Automatisierungssystemlandschaft verantwortlich sind [37]. Ergänzt werden diese ERP/MES-Systeme durch die SCADA-Software (Supervisory Control and Data Acquisition) [38] für die Erfassung und Speicherung von Produktionsrückmeldungsdaten. Diese Daten werden dann aggregiert und an das ERP/MES-System gesendet, von wo aus sie für die Initialisierung und den Abgleich der Simulation mit der realen Welt verwendet werden können.

Zusammen mit (optionalen) variablen Energiepreisen (z.B. Strom-Spotmarktpreisen) und Wetterdaten (im aktuellen Entwicklungsstand ist dies auf die Entwicklung der Außentemperatur beschränkt) ist dies der Ausgangspunkt für die Optimierung. Die Optimierung initialisiert Simulationsauswertungen aller Zwischenlösungen – das Simulationsfeedback wiederum wird durch die Optimierung und ihre Zielfunktion ausgewertet und bildet so die Grundlage für den nächsten Optimierungsschritt. Dieser Zyklus wird wiederholt, bis eine gute Lösung gefunden ist und der resultierende optimierte Plan an die Planer gesendet wird, um zur Ausführung in das ERP/MES aktualisiert zu werden. In den folgenden zwei Unterabschnitten werden die beiden Hauptkomponenten der Planungsmethode zusammengefasst: die Simulations- und die Optimierungsmodule. Das Batching-Modul ist Teil der fallstudien-spezifischen Ergänzungen der Methode, die in Abschnitt 6 vorgestellt werden.

#### 4.1. Hybride Simulation

Ziel der Simulation ist es, Auswertungen verschiedener Produktionsszenarien in Bezug auf Energieverbrauch, Produktionsfluss und Liefertermine zu liefern. Die Simulation bildet somit die Grundlage für ein simulationsgestütztes Optimierungsverfahren zur Optimierung der Produktionspläne für die Wärmebehandlungsstationen unter Berücksichtigung der Energieeffizienz.

Im Rahmen der interdisziplinären Bewertung der Energieeffizienz in der Produktion ist es wichtig, Aspekte aus verschiedenen ingenieurwissenschaftlichen Domänen mit hoher Genauigkeit modellieren zu können. Während der Materialfluss in der Regel als diskrete Einheiten innerhalb einer ereignisdiskreten Simulation modelliert wird, wird der Energiefluss mit Hilfe kontinuierlicher Differentialgleichungen genauer beschrieben. Die kontinuierliche Darstellung des Energieflusses ermöglicht im Gegensatz zu diskreten Energieprofilen die genaue Berücksichtigung transienter Dynamiken, wie z.B. des Aufheizprozesses eines Ofens, die sich auf den Gesamtenergieverbrauch auswirken.

Um die dynamischen Wechselwirkungen zwischen diesen beiden Domänen genau zu erfassen, ist ein hybrider diskreter/kontinuierlicher Simulationsansatz mit einer engen Integration zwischen dem diskreten und dem kontinuierlichen Modell erforderlich. Die Realisierung dieser Integration auf Komponentenebene verbessert die Modularität und Wiederverwendbarkeit hybrider komponentenbasierter Modelle, was in der Praxis entscheidend ist, um die Komplexität realer Anwendungen zu bewältigen [36].

Aus diesen Gründen verwenden wir eine formale Modellbeschreibung, genannt hypDEVS [39] für die Modellierung hybrider Systeme [22]. Im Vergleich zur Verwendung typischer Co-Simulationsmethoden bietet hypDEVS eine engere Hybridintegration und eine verbesserte Modularität [36], indem es einem strikten komponentenbasierten Paradigma folgt, das atomare und gekoppelte Komponenten definiert, die kombiniert werden können, um neue Anwendungsmodelle zu erstellen. Dies ermöglicht die modulare hierarchische Modellentwicklung von hybriden Simulationsmodellen, die leicht erweiterbar sind.

Aus Softwaresicht können diese Komponenten objektorientiert implementiert werden, wobei Komponentenklassen instanziiert und in verschiedenen Kontexten wiederverwendet werden können. Dies ermöglicht die Implementierung von Bibliotheken von Modellkomponenten für verschiedene Engineering-Domänen. Anwendungsingenieure verwenden dann diese vordefinierten Komponentenmodelle, um Anwendungsmodelle für neue Anwendungsfälle zu erstellen [40].

Im Zusammenhang mit dem Anwendungsfall in Abbildung 1 ist der Ofen ein Beispiel für eine solche Klasse (Ofen genannt), mit unterschiedlichen Parameterwerten für jede Instanz, um die verschiedenen Eigenschaften (Größe, Kapazität, Wärmeübertragung usw.) der verschiedenen Stationen darzustellen. Ein weiteres Beispiel für eine Klasse ist die in Abschnitt 5 vorgestellte Handhabungsressource.

Basierend auf dem hypDEVS-Formalismus wurde ein eigenständiger Hybridsimulator zusammen mit einer Bibliothek von Komponenten zur Modellierung industrieller Produktionssysteme entwickelt [22,41]. Die Komponenten sind auf Wiederverwendbarkeit ausgelegt und berücksichtigen sowohl den Entitätsaustausch als auch Energiebilanzgleichungen. Weitere Details zur hybriden Simulation sind in [39,42] beschrieben.

#### 4.2. Metaheuristische Optimierung

Optimierungsprobleme in der Produktionsplanung sind NP-schwer und erfordern daher Approximationsmethoden, die rechtzeitig nahezu optimale Lösungen liefern. Da der Suchraum in diesen Optimierungsszenarien typischerweise mehrere lokale Optima aufweist, wurden Metaheuristiken mit ihrer Fähigkeit, globale Optima mit stochastischen Prinzipien für eine Vielzahl von Problemen zu suchen, für die Optimierungsmethode gewählt. Es wurden mehrere Metaheuristiken hinsichtlich ihrer Optimierungsleistung verglichen. Eine GA mit einer Reihe von Tuning- und Anpassungsmaßnahmen für eine optimale Optimierungsleistung wurde als die beste Lösung für die Methode ausgewählt [43]. Die Anpassungen sind:

- Eine geführte Suche mit angepassten Operatoren in der GA (dies verhindert, dass die GA Teile des Chromosoms mischt, die verschiedene Variablen bestimmen, und fokussiert bei einigen Variablen die Mutationen in eine bestimmte Richtung, wodurch die Anzahl der praktisch nicht durchführbaren Lösungen reduziert wird);
- Eine Speicherfunktion aus dem Tabu-Search-Algorithmus (dies verhindert, dass der Algorithmus Lösungen auswertet, die bereits zuvor ausgewertet wurden);
- Eine gemischte Ganzzahloptimierung (das Festlegen einer optimalen Schrittweite für die Optimierung reduziert den Suchraum erheblich, ohne die Genauigkeit in der Praxis zu beeinträchtigen);

- Hybridisierung durch Kombination der GA mit der Mustersuche und Bestimmung der optimalen Populationsgröße.

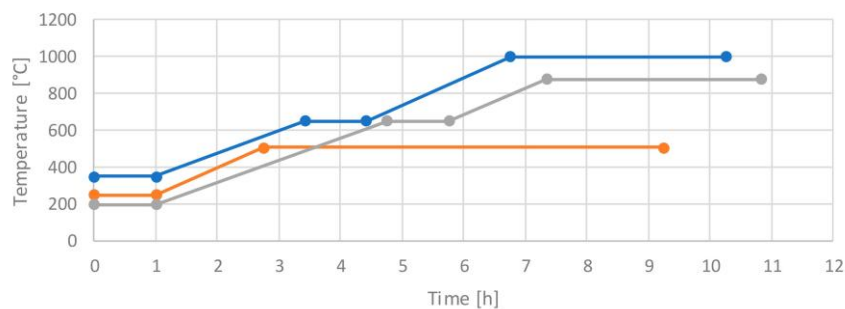
Die in Abschnitt 6 beschriebenen Entwicklungen und Anpassungen passen die Herangehensweise an die Anforderungen des Gießereierstellers an – im Wesentlichen bestehend aus neuen Modellen für komplexe Wärmebehandlungsöfen, Optimierungsstrategien zur Unterstützung komplexer Chargenbildungsprozesse und einer Optimierungsmethode, die längere Planungshorizonte in diesem Industriebereich unterstützt.

### 5. Hybride Simulation für die Fallstudie

Unter Verwendung des hyPDEVS-Simulators und der in Abschnitt 4.1 beschriebenen **Komponentenbibliotheken** wurde der untersuchte Anwendungsfall (siehe Abbildung 1) in C++ implementiert. Die Bibliothek enthält das Modell eines Industrieofens für die Wärmebehandlung von Objekten (Werkstücken usw.). Das Modell berücksichtigt sowohl die thermische Masse des Ofens als auch eine produktspezifische Körpermasse, einschließlich des Ofenrostes. Dabei werden sowohl der Wärmeübergang der Abwärme nach außen als auch der Wärmeeintrag in die Werkstücke berechnet, der im Wesentlichen aus Wärmeleitung mit einem Korrekturfaktor für Strahlung und Konvektion besteht.

Im Vergleich zu anderen bisherigen Anwendungsfällen, von denen einige in [41,44] vorgestellt werden, musste das Ofenmodell um spezifische Anforderungen erweitert werden: Einerseits muss der Ofen in der Lage sein, einem vorgegebenen zeitabhängigen Temperaturprofil zu folgen (anstatt nur eine konstante Temperatur zu halten),

was bei jedem Behandlungsprozess unterschiedlich ist. Eine Auswahl dieser Temperaturprofile ist in Abbildung 3 dargestellt.



**Abbildung 3.** Unterschiedliche Temperaturprofile für unterschiedliche Wärmebehandlungsprozesse.

Auf der anderen Seite muss ein plötzlicher Abfall der Ofentemperatur durch das Öffnen der Ofentür im Modell berücksichtigt werden. Dies wurde durch einen zeitabhängigen Wärmeübergangskoeffizienten modelliert, der über eine Zeitreihe spezifiziert werden kann. Die Ofenstation ist als hyPDEVS-gekoppelte Komponente modelliert, d.h. sie selbst besteht aus weiteren, kleineren Komponenten, die z.B. die Entity-Queue, die Thermozelle oder den Temperaturregler darstellen. Es gibt auch dedizierte (atomare) Komponenten zum Lesen und Verarbeiten der Zeitreihenwerte.

Der Kran zum Be- und Entladen der Heizöfen wurde als neue Baureihe eingeführt, siehe Bild 4. Der Kran stellt im Anwendungsfall einen Engpass dar und muss Intervalle für die Be- und Entladung sowie während der Kühlzeit berücksichtigen. Ein interner Zustandsautomat definiert die Prozesslogik der Klasse, siehe Abbildung 5. Aus dem Standard-Standby-Zustand kann eine Entität, die in diesem Fall einen Ofenrost darstellt, an ihrem Eingang *EIN* (State *Incoming*) aufgenommen werden, dessen Dauer als  $T1$  modelliert wird. Anschließend bewegt der Kran das Objekt innerhalb eines Zeitintervalls  $T2$  (Zustandshaltung) an sein Ziel, bevor es am Ausgang *EOUT* (Zustandsausgang) austritt. Wenn die Empfangsstation die Ankunft des Objekts quittiert hat (Signal *EOUTcom*), wird der Kran für ein zusätzliches Intervall  $T3$  (State *Waiting*) gesperrt, in dem der Kran zum Ausgangspunkt zurückfährt.

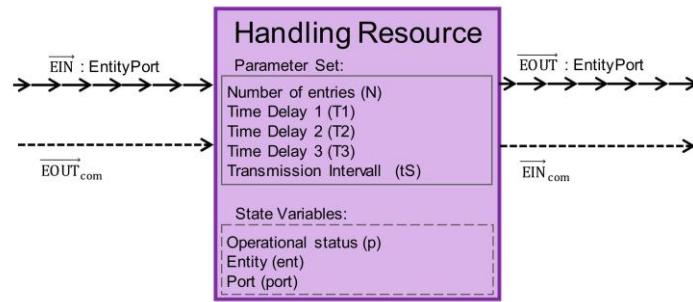


Abbildung 4. Krankomponente, die als Handhabungsressourcenklasse implementiert ist.

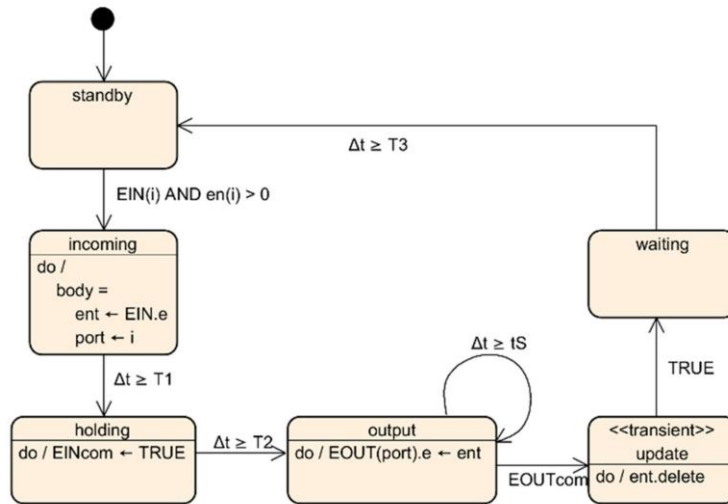


Abbildung 5. Zustandsautomat für die Verarbeitungsressource.

Die Zustandsmaschine ist einfach gehalten, um den Entity-Flow nicht unnötig zu verkomplizieren. Es wird zwar eine Matrix der Einrichtungsdauer verwendet, aber in den nachfolgend vorgestellten Szenarien von einheitlichen Dauern ausgegangen. Es berücksichtigt auch keinen menschlichen Bediener, der für die Bedienung des Krans erforderlich ist, sondern geht von einer idealen Verfügbarkeit aus. Das Ausfallverhalten von Geräten kann später hinzugefügt werden, der Hauptgrund, es in dieser Fallstudie nicht zu berücksichtigen, war der Mangel an Daten zur Beschreibung des Verhaltens; Eine Sicherheitsmarge bei den verfügbaren Kapazitäten berücksichtigt vorerst Produktionsstörungen. Darüber hinaus berücksichtigt das Modell nur den Materialfluss und ist daher rein diskret. Der für den Kranbetrieb erforderliche Energieaufwand wird als vernachlässigbar angenommen und wurde daher nicht modelliert.

Diese abstrakte Modellierung ermöglicht es andererseits, die Handhabungsressourcenklasse für andere logistische Zwecke als einen Kran wiederzuverwenden. Eine Handhabungsressource kann beispielsweise auch einen Gabelstapler oder einen Aufzug darstellen. Dadurch sind diese Komponenten vielseitig einsetzbar und in verschiedenen Kontexten wiederverwendbar. Nach der Implementierung des Gesamtanwendungsfallmodells wurden die Komponentenparameter auf der Grundlage von Produktionsfeedbackdaten sowie Energieverbrauchsdaten für eine bestimmte Woche im Jahr 2018 kalibriert. Dadurch wird sichergestellt, dass der Gesamtenergiebedarf korrekt abgebildet wird, was für unsere Anwendung relevant ist, während die Modellierungsvereinfachungen nur zu geringen Abweichungen im zeitlichen Aspekt des Wärmeübergangs führen.

Die Modellvalidierung wurde wie folgt durchgeführt: Für jeden der fünf Wärmebehandlungsöfen wurde das Simulationsmodell parametrisiert, wobei der tatsächliche Energieverbrauch (Gas und Strom) in mehreren Referenzwochen im Jahr 2018 unter Berücksichtigung des in diesen Wochen ausgeführten Produktionsprogramms erfasst/gemessen wurde. Die Parameterwerte (insbesondere für die thermische Masse  $M_{th}$  und den Wärmedurchgangskoeffizienten  $UA$ ) wurden so gewählt, dass für jeden Ofen  $i$  der Wert des Root Mean Square (RMS)

(1) des Fehlers zwischen berechnetem und gemessenem Verbrauch wird für alle Produktionsaufträge *minimiert*  $J$ .

$$r_{\text{Mittel}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j \in \text{Job}} (W_{j,\text{Mittel}} - W_{j,\text{Calc}})^2} \quad (1)$$

Die resultierende Parametrisierung entspricht den maschinenspezifischen physikalischen Kennlinien, die in den Simulationsmodellen für die Produktionsanlagen (d.h. Differentialgleichungssysteme) implementiert wurden. Die gemessenen/aufgezeichneten Energieverbrauchswerte wurden aus dem im Unternehmen installierten Datenerfassungssystem gewonnen und für den Gasverbrauch zusätzlich mit Zählerrohständen abgeglichen, die in einem anderen System aufgezeichnet wurden. Anschließend wurde das tatsächliche Produktionsprogramm simuliert, das in den Referenzwochen unseres Optimierungsszenarios erstellt wurde und sich von den Programmen in den Parametrisierungsreferenzwochen unterscheidet (es wurde das tatsächliche und nicht das optimierte Programm simuliert). Die Simulationsergebnisse – hauptsächlich der Energieverbrauch und das grundlegende diskrete Verhalten – wurden dann mit den tatsächlich aufgezeichneten/gemessenen Daten für den Validierungszeitraum verglichen. Die in Tabelle 1 dargestellten Ergebnisse zeigen, dass die RMS-Fehler während des Validierungszeitraums mit denen während der ursprünglichen Parametrisierung vergleichbar sind.

**Tabelle 1.** RMS und relativer Fehler für Parametrisierung und Validierung.

	UA [W/K]	Mth [J/K]	RMSpar	RMSgültig	Erelvalivali
Backofen 1	284.27	1.643 × 10 <sup>7</sup>	32.95	44.87	-14,16 %
Backofen 2	520.37	1.923 × 10 <sup>7</sup>	36.76	55.05	-5,14 %
Backofen 3	45.06	2.487 × 10 <sup>6</sup>	45.81	80.79	-7,06 %
Backofen 4	385.21	1.015 × 10 <sup>7</sup>	18.07	72.91	5.72%
Backofen 5	464.00	3.075 × 10 <sup>7</sup>	65.78	70.81	-9,72 %

Bei den meisten Großgeräten haben wir Abweichungen des simulierten vs. tatsächlichen/gemessenen Energieverbrauchs von unter 10 % und keine relevanten Fehler im Verhalten des diskreten Systems festgestellt. Wir sind mehreren der etwas überdurchschnittlich hohen Abweichungen nachgegangen (z.B. Wärmebehandlungsläufe für bestimmte Produktchargen und zugehörige Wärmebehandlungsprogramme) und konnten die Abweichungen weitgehend mit spontanen Abweichungen vom Standardprozess erklären, z.B. dass ein Wärmebehandlungsprozess länger als die geplante/technologisch erforderliche Dauer läuft. Die Planung und Simulation ist nicht dazu gedacht, diese Abweichungen zu simulieren, da sie nicht der genehmigte Prozess sind und in Zukunft minimiert werden sollen. Damit konnte die Validierung des Simulationsverhaltens bestätigt werden, und das Modell ist bereit für den Einsatz in der Optimierung. Bestehende und neue Wärmebehandlungsprogramme können auf Basis ihrer Parameter (hauptsächlich Temperaturniveau und -dauer) mit ausreichender Genauigkeit und in flexiblen Szenarien zuverlässig simuliert werden, z. B. mit unterschiedlichen Außentemperaturen oder mit unterschiedlichen Ofenfüllgraden und entsprechenden thermischen Massen. Dies erhöht die Genauigkeit für flexible Szenarien im Vergleich zu festen und aufgezeichneten Werten und macht auch die zukünftige Wartung der Anlage effizienter, da nicht jedes neue Wärmebehandlungsprogramm einzeln gemessen werden muss, bevor es simuliert werden kann.

### 6. Optimierungsmethode für die Fallstudie

Die wichtigste anwendungsfallspezifische Anforderung für die Optimierung ist die Chargenerstellung von Aufträgen und die Zuordnung der Chargen zu parallelen Öfen unter technologischen Restriktionen. Aufträge, die unterschiedliche Temperaturprofile und manchmal zusätzliche Prozesse wie z.B. das Härten erfordern, müssen in Ofenröste dosiert werden, die wiederum zu einer Ofenverarbeitung in einem der verfügbaren Öfen mit unterschiedlichen Fähigkeiten in Bezug auf Temperaturprofile und zusätzliche Härteprozesse gestapelt werden müssen. Für diese Aufgabe wurde ein heuristisches Modul für die Batcherstellung entwickelt, das eine valide und erste Lösung schafft und Chargen aus den Eingabedaten aus dem ERP-System (Enterprise Resource Planning) optimiert. Darüber hinaus wird das Optimierungsmodul um ein maßgeschneidertes, kundenspezifisches problemspezifisches heuristisches Optimierungsmodul erweitert, das eine mehrstufige

Optimierung zusammen mit einer GA und einer gewichteten Summe [45] basierten Modellformalisierung bildet. Die daraus resultierenden Module der Optimierung, die in den folgenden Unterabschnitten im Anschluss an die Modellformalisierung beschrieben werden, sind:

- Eine regelbasierte deterministische Batching-Heuristik; • Eine deterministische austauschbasierte heuristische Optimierung;
- Eine GA-Optimierung.

### 6.1. Formalisierung des Modells

Das mehrstufige Optimierungsmodell besteht aus einer wissensbasierten enumerativen Austauschheuristik und einer überlagernden GA. Es werden drei Teilziele verfolgt, die darauf abzielen, unterschiedliche Planungsmaßnahmen zu optimieren, um die Herstellkosten zu minimieren; Das erste Teilziel bewertet die Mehrkosten durch Knappheit und Lagerung von Wärmebehandlungsleistung (Aufträge I aggregiert zu Ofenchargen) gegen die entsprechenden Fälligkeitstermine  $T_i$  über eine Kostenfunktion (in €). Das zweite Teilziel, dargestellt durch den Gesamtenergieverbrauch (Öl, Gas) und die entsprechenden (konstanten) Energiepreise, wird mit dem Feedback der Simulation berechnet und als kostenorientiert bewertet. Das dritte Teilziel bewertet den Gesamtlastfaktor der Ofenchargen  $c_j$  im Vergleich zum maximal möglichen Lastfaktor  $ck$ , wobei die Opportunitätskosten (d. h. nicht realisiertes Geschäft durch ungenutzten Ofenraum/-kapazität) als lineare Funktion der ungenutzten Kapazität bewertet werden. Die objektive Gleichung (2), die in der GA angewendet wird, skaliert das Problem, indem sie einen gewichteten und skalierten Fitnesswert berechnet. Die Skalierung wird unter Verwendung der Teilziele der besten Lösung aus der vorherigen Phase der heuristischen Optimierung der Batchverarbeitung angewendet.

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimieren } f(t_i, e, g, c_j/ck = \\
 & \omega_{s11} \sum_{j=1}^m P_m f_1(t_j) + \omega_{s22} \sum_{k=1}^n P_n e_{jk} + \omega_{s33} \sum_{j=1}^m (1 - P_o P_n c_{-ckj}) \\
 & \Omega_1, \Omega_3, S_1, S_3 \dots \text{ Teil-Zielgewichtungen und Skalierungsfaktoren} \\
 & m, n, o \dots \text{ Gesamtzahl der Aufträge, Ofenchargen und Öfen} \\
 & F_1 \dots \text{ Kosten - Funktion zur Bewertung von Fehlmengen und Lagerung pro Auftrag} \\
 & E, G, K_1, k_2 \dots \text{ Energieverbrauch und Preis für Strom und Gas} \\
 & c_j, ck \dots \text{ Batch-Lastfaktor und maximal möglicher Lastfaktor}
 \end{aligned} \tag{2}$$

Die Teilzielfunktion  $f_1$  wird auf Basis der Fertigstellungszeit auf Auftragsebene ( $t_i$ ) im Vergleich zum entsprechenden Fälligkeitsdatum berechnet. Frühe Fertigstellungszeiten werden durch Lagerkosten durch eine flachere Teilfunktion bestraft, während späte Fertigstellungszeiten durch Verspätungskosten bewertet werden, die durch eine steilere Teilfunktion beschrieben werden.

Die Zielfunktion wird von zwei Randbedingungen begleitet, die während des Optimierungsprozesses berücksichtigt werden müssen. Die erste Einschränkung lässt nicht zu, dass Batch-Aufträge an Wochenenden gestartet werden ( $t_{startj}$ ), wenn kein Personal verfügbar ist. Das bedeutet, dass die Ofenchargen nach Samstagmorgen 05:00 Uhr (dargestellt durch  $t_{const} = 119 \text{ h Simulationszeit}$ ) nicht mehr gestartet werden können, was dem Schichtplan der Anlage entspricht. Diese Bedingung wird für jede Periodenlänge  $p$  ( $p = 168 \text{ h Simulationszeit}$ ) wiederholt, was zu folgender mathematischer Formulierung führt:

$$t_{startj} \pmod p \leq t_{const}, \forall j \in \{1, \dots, n\} \tag{3}$$

Die zweite Randbedingung erfordert, dass die Kombination  $s_{j,k}$  jeder Charge  $j$ , die für die Verarbeitung auf einem bestimmten Ofen  $k$  muss immer zu einer gültigen Leistungskombination führen  $s_{j,k} = 1$  für diese Charge, siehe Gleichung (4).

$$s_{j,k} = 1, \forall j \in \{1, \dots, n\}, \forall k \in \{1, \dots, o\} \tag{4}$$

Jede Charge  $j$  hat ein gemeinsames Wärmebehandlungsprogramm. Tabelle 2 beschreibt die Beziehung zwischen Wärmebehandlung und Ofen, die zu gültigen ( $s = 1$ ) und ungültigen Kombinationen führt. Eine ungültige Kombination ( $s = 0$ ) kann von der GA nicht als möglicher Bestandteil einer neuen Lösung ausgewählt werden.

**Tabelle 2.** Matrix der Wärmebehandlung bis zur Ofenservice-Matrix.

Wärmebehandlung	1	2	3	4	5
1	0	0	1	1	0
2	0	0	1	1	0
3	0	1	1	0	1
4	1	1	1	1	0
5	1	1	1	1	1
6	1	1	1	1	1
7	1	1	1	1	1
8	1	1	1	1	1
9	1	1	1	1	1

Der in der folgenden Darstellung verwendete Datensatz enthält zwei Planungswochen aus dem Jahr 2018 (46/2018–47/2018). Die Preise für Strom und Gas stellen konstante Marktpreise dar (34 €/MWh für Erdgas und 90 €/MWh für Strom). Während vier Öfen mit Gas betrieben werden, wird eine Einheit mit Strom betrieben.

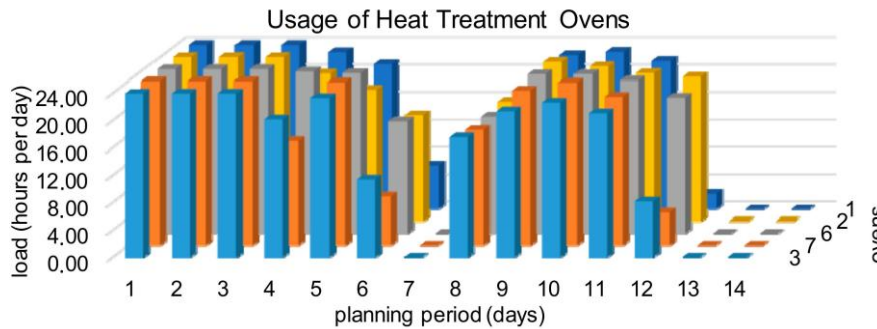
### 6.2. Heuristik der Batcherstellung

Der erste Schritt der Heuristik, die Eingabedatenvorverarbeitung, besteht darin, ungültige (Ofenüberfüllung, ...) oder fehlende (z.B. Materialstamm) Eingabedaten aus dem ERP-Rohdatensatz zu bereinigen. Die Akkumulation von Auftragspositionen in Chargen zur Reduzierung von Umrüstungen und Anpassungen von Öfen basiert auf einem ähnlichen Prinzip wie der TOC-Ansatz von Lenort (siehe Abschnitt 2) für Wärmebehandlungsöfen. Der heuristische Ansatz für das Batching wurde aufgrund der Effizienz und Geschwindigkeit im Vergleich zu metaheuristischen/stochastischen Ansätzen gewählt, zumal er ohne rechenintensive Simulationsauswertungen auskommt. Ein weiterer Vorteil ist, dass sich das Optimierungsverfahren recht gut in Regeln formalisieren lässt, wodurch der Vorteil einer zufälligen globalen Suche, den eine GA bieten könnte, reduziert wird.

Zunächst sortiert die Heuristik alle Aufträge auf der Grundlage ihrer ERP-Fertigstellungszeiten (abgeleitet von den geplanten Lieferterminen) und der zusätzlichen Prioritätsvariablen der Bestellung auf der Grundlage von Informationen aus dem Verkauf. Es wird eine Ofenbelegungsmatrix initialisiert und für jeden Auftrag die erforderliche Anzahl an Rosten berechnet. Das Schlüsselprinzip besteht darin, "Batch-Kristallisations"-Punkte zu finden, um Chargen zu initialisieren und anschließend die erstellten Chargen zu füllen, indem über die verfügbaren Aufträge mit steigenden Fälligkeitsterminen der Aufträge iteriert wird. Der Prozess der Chargenerstellung priorisiert Aufträge, die bestimmte Öfen erfordern, und füllt die Charge mit Aufträgen, die denselben Prozess (dieselbe Programmnummer) innerhalb einer einstellbaren Chargenzeitspanne erfordern (Aufträge in diesem Bereich von Fertigstellungsdaten sind für die Chargenverarbeitung in diesem Planungslauf berechtigt), die für die meisten Aufträge in der Fallstudie auf 72 Stunden festgelegt ist. Dabei versucht die Heuristik, den in Bezug auf die Größe am besten geeigneten Ofen (d.h. die Reservierung knapper Kapazitäten für Aufträge, die hohe Ofenkapazitäten erfordern) so auszunutzen, dass so früh wie möglich freie Kapazität für die zu erstellende Charge zur Verfügung steht. Die Heuristik befüllt dann iterativ die Öfen und bietet die verbleibende Kapazität für Chargen an, die auf allen Öfen verarbeitet werden können. Abschließend wird die initiale Lösung für die folgenden Optimierungsschritte, bestehend aus allen erstellten Chargen, die bestimmten Öfen zugeordnet sind, inklusive einer Abschätzung der Durchlaufzeit, einmalig durch die Hybridsimulation evaluiert.

Zwischen jeder Ofencharge wird ein einstellbares Intervall von einer Stunde für (a) die Berücksichtigung der Materialflussverzögerung des Krans und (b) das Aufheizen des Ofens auf eine andere programmspezifische

Temperatur eingehalten – beide werden bei den Simulationsauswertungen detailliert berücksichtigt, aber die Berücksichtigung bereits in der Optimierung hält die Optimierung von praktisch undurchführbaren Lösungen fern. Diese beiden Bedingungen sind abhängig von der Chargenreihenfolge in Bezug auf die (wärmebehandlungsspezifische) Nacherwärmung und der Anzahl der Roste auf jeder Ofencharge. Die Heuristik, bei der das Feedback aus der Hybridsimulation ausgeführt werden muss, verfolgt das übergeordnete Ziel, die Intervalle zwischen den einzelnen Chargen auf dem entsprechenden Ofen zu minimieren. Die Visualisierung der anfänglichen Lösung, die von der Batching-Heuristik erstellt wird, ist in [Abbildung 6](#) dargestellt.



**Abbildung 6.** Gesamtbelegung des Ofens.

Die Ergebnisse zeigen, dass alle fünf Öfen (auch als Öfen bezeichnet) in Bezug auf die Vorlaufzeiten und die Gesamtbelegungszeiten des Ofens gleich beladen sind. Die Ergebnisse der Batchheuristik sind deterministisch. In beiden Planungswochen gibt es samstags eine ungleichmäßige Beladung, da eine Ofencharge am Samstag nach 05:00 Uhr nicht mehr starten darf.

### 6.3. Hybrider Optimierungsansatz

Eine hybride Optimierung für die Zuordnung von Chargen zu Öfen und die Planung von Ofenverarbeitungsläufen übernimmt nach der Chargenheuristik, die die optimierten Chargen bereitstellt. Es besteht aus einer deterministischen, austauschbasierten heuristischen Optimierung, gefolgt von einer angepassten GA. Die auf dem Austausch basierende Heuristik führt einen paarweisen Austausch von Chargen zwischen Öfen enumerativ durch. Dieses Verfahren wird durch zwei Parameter gesteuert: Der Wert des ersten Parameters definiert die maximale Zeitspanne, die ausgetauschte Ofenchargen in ihren geschätzten Ofenbelegungszeiten (30 Minuten in den hier vorgestellten Szenarien) variieren dürfen, während der zweite Parameter für die maximal zulässige Abweichung der geschätzten Startzeiten zwischen den ausgetauschten Chargen verwendet wird. Der Austauschvorgang wird nur durchgeführt, wenn die jeweiligen Einschränkungen – Ofenkapazitäten und Einschränkungen des Wärmebehandlungsprozesses – eingehalten werden. Darüber hinaus wird jede Lösung aus dem iterativen Austauschverfahren nur dann beibehalten, wenn der Fitnesswert, berechnet durch das Feedback der hybriden Simulation, besser ist als die bisherige beste Lösung. Für den vorliegenden Datensatz und die gewählten Parameter führt diese gierige heuristische Strategie zu ~900 iterativen Lösungsbewertungen. Der genaue Wert hängt vom Umfang des jeweiligen Datensatzes und den gewählten Werten für die beiden Eingabeparameter ab.

### 6.4. Anpassung des genetischen Algorithmus

Die GA ist in MATLAB® (R2018b) implementiert und adaptiert eine GA aus der Global Optimization Werkzeugkasten. Die GA als zweite Optimierungsphase erhält die beste Lösung aus der vorherigen deterministischen Heuristik als Ausgangspunkt. Der implementierte stochastische einheitliche Auswahloperator, der sicherstellt, dass jedes Individuum innerhalb einer Linie einem Abschnitt dieser Zeilenlänge proportional zu seinem skalierten Wert entspricht, bleibt unangetastet. Der Algorithmus, der sich in gleich großen Schritten entlang der Linie der Individuen bewegt, wählt stochastisch die Individuen für die nächste Generation aus. Aufgrund seines stochastischen Charakters eignet sich dieser Auswahloperator für kleine GA-Populationen. Die Vielfalt und der explorative Charakter des Algorithmus ist in diesem Fall z.B. Ranking-basierten oder Turnierauswahloperatoren vorzuziehen.

Der Crossover-Operator ist so angepasst, dass eine geeignete Modifikation für diese Reihenfolge und Zuweisung der Ofenchargen vorgenommen werden kann. Er verwendet entweder den paarweisen

Austauschoperator oder den Einzelpunktmutationsoperator, um die Zeit oder die Sequenz eines Individuums zu ändern. Die Zusammensetzung der Chargen selbst bleibt während der GA-Optimierung unverändert.

Die Parametrisierung der GA zeichnet sich neben sehr kleinen Populationsgrößen (max. 9 Individuen pro Generation) durch ein Elite-Individuum und die deaktivierte Nutzung des GA-Mutationsoperators aus. Dieser Operator fügt keine Funktionalität hinzu, da die Mutationsfunktionalität bereits im benutzerdefinierten Crossover-Operator enthalten ist. Die Crossover-Anpassung umfasst einen paarweisen Austauschmechanismus für Ofenchargen und eine Änderung der Startzeit von Chargen, wodurch die Funktionalität des GA-Single-Point-Mutationsoperators nachgeahmt wird.

Innerhalb der Fallstudie werden unterschiedliche Populationsgrößen getestet, in Kombination mit einer Divide and Conquer (DaC) GA im Vergleich zu einer globalen Such-GA: Für die DaC GA sucht eine globale Such-GA mit einer größeren Populationsgröße und nur Order/Batch Swapping erlaubt, nach einer optimierten Reihenfolge,

Während die zweite GA für die lokale Suche die beste Person aus der ersten GA als Eingabe verwendet, wobei eine kleinere Populationsgröße verwendet wird. Ziel des Ansatzes ist es, zunächst aus einer globaleren Perspektive zu suchen, um eine optimierte Sequenz bereitzustellen, und dann in einer zweiten Phase nach den optimalen Ausgangspunkten jeder sequenzierten Ofencharge zu suchen. Die Divide-and-Conquer-Strategie wird mit den Ergebnissen einer globalen GA-Strategie verglichen, bei der sowohl die Sequenzierung als auch die Planung gleichzeitig optimiert werden (siehe Abschnitt 7.1).

### 6.5. Handhabung und Validierung von Constraints

Die drei modellspezifischen Randbedingungen, die in der Modellformalisierung beschrieben sind (siehe Abschnitt 6.1), werden wie folgt implementiert: Die Schichtplanbeschränkung (1) und die Einschränkung bezüglich der Ofenservice-Kombinationsmatrix (2) werden innerhalb der Optimierungsroutine implementiert, während die modellspezifische Kraneinheitsbeschränkung (3) durch die Simulation selbst abgedeckt wird, indem sie die gleichzeitige Handhabung von mehr als einer Charge nicht zulässt. Die Handling-Unit-spezifische Randbedingung wird im Optimierungsalgorithmus modelliert, indem ein minimaler Abstand von einer halben Stunde zwischen den einzelnen Ofenchargen verwendet wird.

Die Optimierungsergebnisse der Testszenarien wurden mit den Planern des Gussteilherstellers validiert. Die tatsächlichen Produktionspläne und simulierten Ergebnisse wurden mit dem optimierten Plan und den simulierten Ergebnissen verglichen. Es wurden keine relevanten Fehler gefunden, es wurde bestätigt, dass die optimierten Pläne praktisch ausführbar sind und die Optimierungsergebnisse plausibel sind. Zusammen mit dem bereits validierten Simulationsverhalten bedeutet dies, dass die digitale Planungsmethode bereit für eine Proof-of-Concept-Analyse ist, die im nächsten Kapitel dokumentiert wird. Es ist wichtig zu beachten, dass die Validierung der Optimierung sowohl mit historischen Daten als auch mit den folgenden Experimenten durchgeführt wurde. Dies ist eine praktische Einschränkung für eine Entwicklung in diesem Stadium. Ein realer Real-Life-Test für einen zukünftigen Planungshorizont (d.h. in der darauffolgenden Woche) würde implementierte Live-Schnittstellen zwischen der Unternehmens-IT (ERP/MES/Control SW) sowie der externen Dateneingabe (z.B. Außentemperaturprognose und Ist-Temperatur sowie optionale Energiemarktdaten) erfordern. Dies ist vor allem aufgrund der wirtschaftlichen Restriktionen für alle Beteiligten keine Option.

## 7. Experimentelle Ergebnisse für die Fallstudie

Die Ergebnisse der Fallstudie umfassen zwei Durchläufe für jedes Szenario der angepassten allgemeinen Verfügbarkeit. Ein wichtiger Teil dieser Forschung befasst sich mit dem Suchverhalten der beiden GA-Versionen:

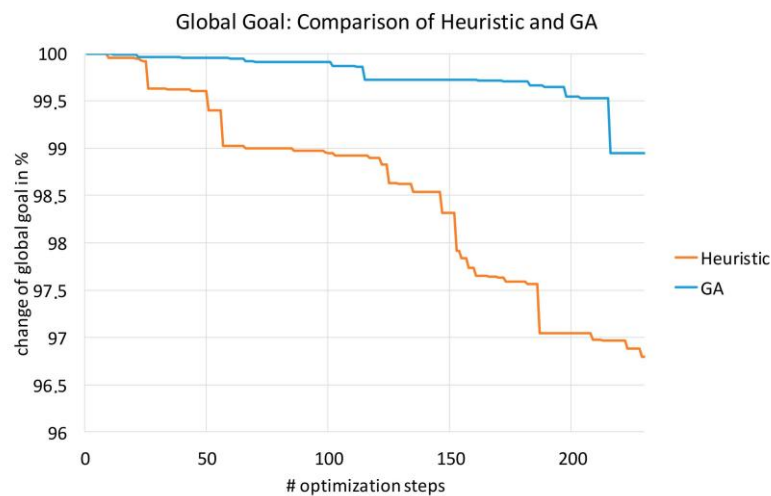
- Eine GA für die globale Suche mit unterschiedlichen Populationsgrößen (kleine Populationen mit 3, 6 und 9 Individuen);
- Eine auf Divide and Conquer basierende, zweiphasige hierarchische GA, bei der die optimale Populationsgröße aus der GA der globalen Suche verwendet wird und nur ein Änderungsoperator in der globalen bzw. lokalen Suchphase verwendet wird.

Darüber hinaus decken die Ergebnisse den Einfluss und das Potenzial variabler Energie-Day-Ahead-Preismärkte ab. Aufgrund der rechenintensiven Auswertungen der Hybridsimulation werden nur kleine Populationsgrößen im Abschnitt über die experimentellen Ergebnisse berücksichtigt. Dies ist notwendig, da der Algorithmus als operatives Planungswerkzeug eingesetzt werden soll, das innerhalb einer begrenzten Zeit Optimierungsergebnisse liefern muss, z. B. in Nachtläufen oder auch kürzeren Update-Läufen bei plötzlichen

Änderungen (z. B. Maschinenausfälle oder äußere Einflüsse, die die Kapazität und Materialverfügbarkeit beeinflussen). Die manuelle Optimierung, die derzeit im Unternehmen implementiert wird, entspricht den Ergebnissen der Batching-Heuristik, die den Ausgangspunkt für die Optimierungstrends für die Hybrid-Heuristik und GA bildet. Das Optimierungspotenzial am Ende der Simulationsläufe entspricht somit in etwa den Gewinnpotenzialen durch die Planungsmethode gegenüber dem derzeitigen manuellen Planungsprozess für die Wärmebehandlung.

### 7.1. Erörterung der Ergebnisse der Fallstudie

Der erste Teil der Fallstudie enthält den Vergleich zwischen dem GA mit oder ohne die enumerative Heuristik. Der Vergleich, der in [Abbildung 7 dargestellt ist](#), zeigt die Überlegenheit der GA in Kombination mit der vorangegangenen heuristischen Optimierungsphase. Die Heuristik bietet den entscheidenden Vorteil, dass der Lastfaktor systematisch optimiert werden kann. Daraus ergibt sich eine um 3,5 % bessere Performance nach 250 Auswertungsschritten, wenn die Heuristik und der GA kombiniert werden.



**Abbildung 7.** Vergleich des genetischen Algorithmus (GA) in Kombination mit der Heuristik und GA ohne Heuristik.

Der erste Teil der Fallstudienresultate zeigt deutlich die Überlegenheit von sehr kleinen Populationsgrößen, ähnlich wie bei kleinen Populationsgrößen bei Grauwolf-Optimierern (GWO). Innerhalb der Standard-GWO werden die Omega-Wölfe eines Rudels neben einer stochastischen zufälligen Änderung im Verhältnis zu den drei besten Wölfen (Alpha, Beta und Gamma) aktualisiert [46]. Der explorative Charakter im GWO-Algorithmus drückt sich darin aus, dass die Wölfe den ursprünglichen Suchpfad bis zu einem gewissen Grad verlassen und in eine neue Richtung suchen, während die Ausbeutung auf der Flugbahn der besten drei Wölfe basiert. Die hierin entwickelte GA basiert auf einer sehr kleinen Population (ähnlich der Größe eines Rudels), wobei die Populationsgröße zwischen 3 und 9 Individuen variiert. Vor dem Hintergrund der langen Ausführungszeiten der Hybrid-Simulation, die zu einer begrenzten Anzahl möglicher Auswertungen/Optimierungsschritte führen, zeigt das erste Ergebnis ([Abbildung 8](#)) die Überlegenheit und Effizienz einer GA (in Durchläufen mit jeweils 9.000 Auswertungen) gegenüber einer GA mit einer größeren Populationsgröße von 6 bzw. 9 Individuen. Die globale Zielverbesserung der besten Parametrisierung der GA gewährleistet ein globales Zieloptimierungspotenzial von mindestens 10%.

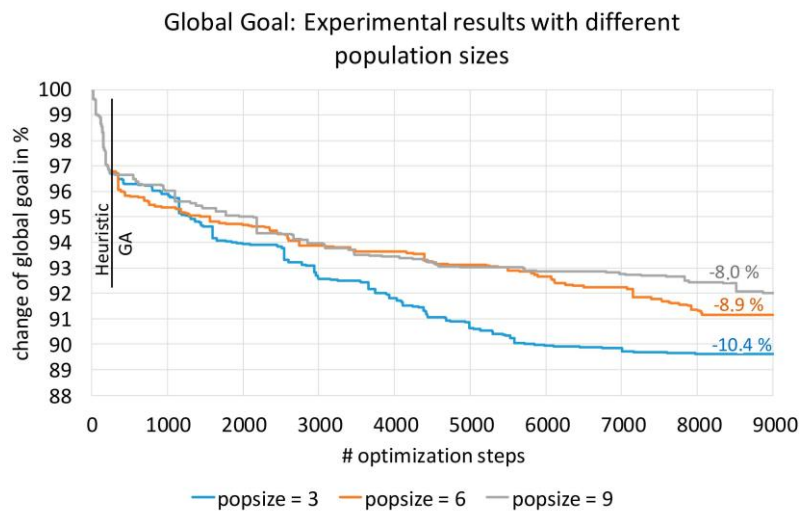


Abbildung 8. Ergebnisse mit unterschiedlichen Populationsgrößen.

Abbildung 9 zeigt die Zieltrends der einzelnen Teile innerhalb der Optimierung unter Verwendung der zuvor eingeführten optimierten Parametrisierung. Fehlpässe, die mit einer sehr hohen Strafe verbunden sind, werden innerhalb der GA um 70 % reduziert, während die Energiekosten um ca. 6 % gesenkt werden können und die Auslastung der Chargen insgesamt um 11 % verbessert wird. In fast keinem der beobachteten Optimierungsläufe kann der Auslastungsfaktor durch das GA weiter verbessert werden.

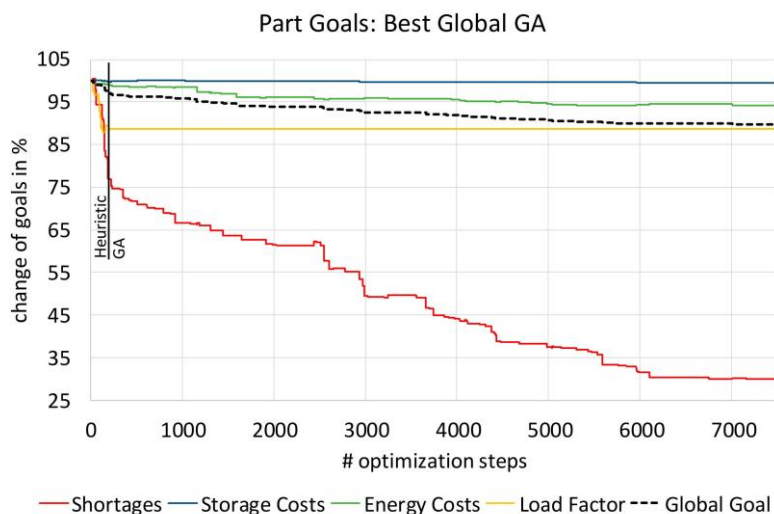
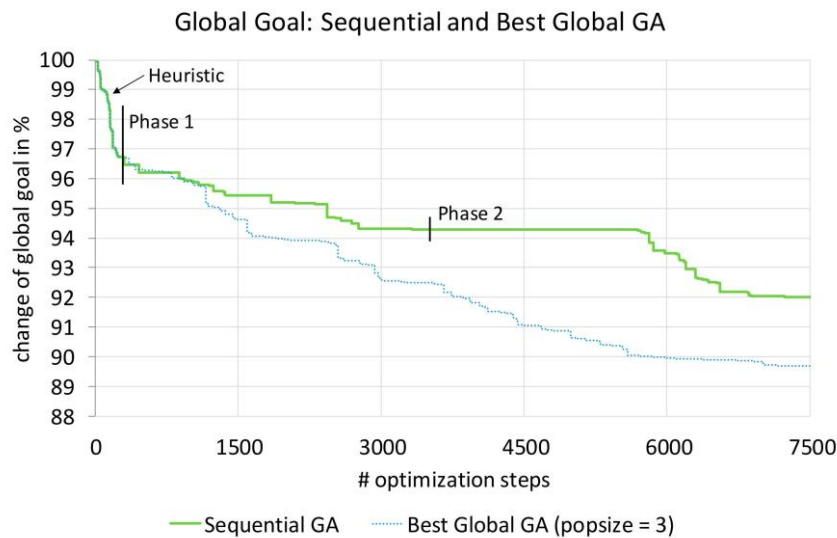


Abbildung 9. Teilziel-Trends.

Das gesamte direkte CO<sub>2</sub>-Emissionspotenzial ergibt sich aus den Einsparungen beim Energieverbrauch. Nach Angaben eines nationalen Stromversorgers [47] beläuft sich die Umweltbelastung durch Strom bei der Erzeugung des Strommixes auf etwa 170 g/kWh, während auf Erdgas etwa 198 g/kWh entfallen (Heizwert der Verbrennung). Dieser Wert wird aus der stöchiometrischen Verbrennungsgleichung für CH<sub>4</sub> unter Verwendung der molaren Masse für CO<sub>2</sub> berechnet. Das gesamte Reduktionspotenzial der direkten CO<sub>2</sub>-Emissionen beträgt für den gegebenen Datensatz etwa 6 Tonnen. Dies entspricht einer Emissionsreduktion von rund 200 Tonnen pro Jahr, abhängig von der tatsächlichen Ofenauslastung.

Abbildung 10 vergleicht die beste Parametrisierung der globalen allgemeinen Verfügbarkeit der Suche (mit einer auf 3 festgelegten Populationsgröße) mit der sequenziellen hierarchischen GA (Divide and Conquer). Letztere verwendet 3 Individuen in der ersten Tauschphase und 2 Individuen in der folgenden Single-Point-Mutationsphase. Die Abbildung zeigt deutlich, dass die sequentielle GA aufgrund ihrer eingeschränkten Fitnesslandschaft und Möglichkeiten in den entsprechenden Optimierungsphasen in ihrer Effizienz leidet.



**Abbildung 10.** Sequenzielle GA und beste globale GA.

### 7.2. Berücksichtigung dynamischer Energiepreise

Neben der Steigerung der Energieeffizienz in der multikriteriellen Optimierung bietet der Planungsansatz auch das Potenzial für eine bessere Synchronisation des Energiebedarfs von Produktionsstandorten mit dem schwankenden Energieangebot. Das Energieangebot schwankt im Laufe der Zeit stark – insbesondere bei Strom und verstärkt durch die notwendige Energiewende hin zu erneuerbaren Energiequellen schwankt das Angebot täglich erheblich. Wenn der Produktionssektor seinen Energiebedarf durch eine optimierte Planung besser anpassen kann, d.h. indem er die Verfügbarkeit von Energie als Eingangsdaten für eine optimierte Planung berücksichtigt, wird das gesamte Energiesystem ressourcen- und potentiell CO<sub>2</sub>-effizienter. Aktuell gibt es für Unternehmen erhebliche Hürden beim Zugang zum flexiblen Energiehandel, die vor allem darauf beruhen, dass kleinere industrielle Energieverbraucher ("klein" umfasst in diesem Fall industrielle Produktionsbetriebe als Gusshersteller in der Fallstudie) nicht in der Lage sind, ihren Bedarf vorherzusagen und zu planen. Das Ergebnis sind feste Energietarife für die meisten Produktionsstätten in Europa – manchmal mit einer gewissen Flexibilität, aber nie mit direktem Zugang zu lang- und kurzfristigen Energiemärkten und Börsen. Der vorgestellte simulationsbasierte Ansatz ist sowohl in der Lage, den Energiebedarf für die nächsten Tage besser vorherzusagen und zu planen, als auch flexible Energiepreise als Eingangsdaten für die Optimierung zu berücksichtigen.

Ein Szenario innerhalb der experimentellen Fallstudie umfasst die Berücksichtigung dynamischer Day-Ahead-Preise [48,49] für Strom und Gas anstelle von statischen Energiepreisen. Ziel dieses Szenarios ist es, das Potenzial der Nutzung eines dynamischen Preismodells im Vergleich zur aktuellen statischen Preisgestaltung (Flat-Tarif) zu bewerten. Abbildung 11 zeigt die Preisentwicklung für Strom und Gas für den Zeitraum des verwendeten Datensatzes. Diese Visualisierung zeigt, dass die Preise für Strom stärker variieren als für Gas und der aktuelle Festtarif für Strom pro MWh über den gesamten zwei Referenzwochen über dem Spotmarktpreis liegt. Tabelle 3 vergleicht den Einfluss konstanter und variabler Energiepreise auf das Optimierungsergebnis. Der Vergleich zeigt, dass die Verwendung der variablen Preise zwar einen Kostenvorteil bietet, dieser jedoch im Vergleich zu den absoluten Energiekosten und noch mehr im Vergleich zu den Gesamtkosten aller in der Zielfunktion berücksichtigten Kostenkategorien relativ gering ist. Es zeigt sich auch, dass sich die Optimierung in ihrem Endergebnis (optimiert) für dieses spezielle Szenario anscheinend dafür entschieden hat, niedrigere Energiekosten für die Minimierung anderer Kostenkategorien zu opfern – daher ist der relative Energiekostenvorteil der optimierten Lösung geringer als der Vorteil in der ursprünglichen Lösung. Es gibt mehrere mögliche Erklärungen: Da in diesem Fall und für die gegebenen Datensätze die Öfen die meiste Zeit laufen müssen, kann die Optimierung variable Preise nicht umfassend nutzen, z.B. durch die Verschiebung energieintensiver Aufträge in Zeiten billigerer Energie.

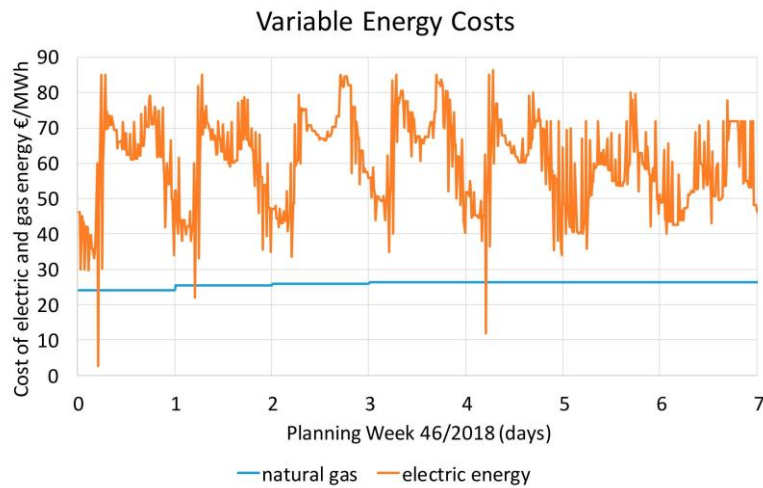


Abbildung 11. Dynamische Energiekosten (Woche 46/2018).

Tabelle 3. Einfluss variabler und konstanter Energiepreise (in €).

	Energiekosten mit variablen Preis	Konstanter Preis Energiekosten	Vorteil des variablen Preises für die Energiekosten
Initial	18.185	18.411	226
<b>Optimiert</b>	17.286	17.373	88
<b>Relative Verbesserung</b>	4.94%	5.64%	

Die geringen Schwankungen der Erdgaspreise führen nicht zu signifikanten Unterschieden im Optimierungspotenzial. In diesem Anwendungsfall werden 4 von 5 Wärmebehandlungsöfen mit Gas betrieben. Dies deutet auf ein insgesamt begrenztes Optimierungspotenzial für eine flexible Energiebeschaffung in diesem speziellen Fall hin, wobei die Systemgrenzen begrenzt berücksichtigt werden. Für die gesamte Produktionsanlage ist der Gesamtverbrauch von Strom (zwei Elektrolichtbogenöfen für den Gießprozess, Werkzeugmaschinen und elektrische Hilfsverbraucher wie Hallenbeleuchtung etc.) deutlich höher, was auch das Potenzial für Vorteile durch flexible Energiepreise erhöhen würde. Es ist auch möglich, mehrere industrielle Energieverbraucher zu größeren virtuellen Verbrauchern zusammenzufassen und es gibt bereits Dienstleister, die diese Koordination anbieten. Diese Häufung industrieller Energieverbraucher könnte in Kombination mit flexiblen Energiepreisen auch den Effekt für eine optimierte Planung erhöhen.

Es gibt jedoch weitere Faktoren, die bei der Beurteilung des Einsatzes einer optimierten Planung mit flexiblen Energiepreisen berücksichtigt werden müssen: Der Handel an den Energiemärkten ist mit Kosten verbunden und ein komplexes Energieportfoliomanagement birgt zusätzliche Risiken für das Unternehmen. Ein wesentlicher Risikofaktor besteht darin, dass es Zeiten (z. B. extern induzierter) hoher Energiepreise geben kann, die deutlich über den festen Tarifen liegen und schwer vorherzusagen sind. Kann der geplante Energieverbrauch, der mit einer optimierten Produktionsplanung verbunden ist, nicht eingehalten werden, z.B. aufgrund interner oder externer Komplikationen, drohen Strafzahlungen oder hohe Zuschläge. Auch wenn Instrumente wie das in diesem Papier vorgestellte die Vorhersagbarkeit der Energienachfrage erheblich verbessern, würde das Funktionieren flexibler Energiemärkte von den Unternehmen verlangen, sich in einem komplexen Bereich zu engagieren, der Fachwissen in einem Bereich erfordert, der normalerweise weit von den Kernkompetenzen der Produktionsunternehmen entfernt ist. So sollten die Potenziale für eine optimierte Planung in Kombination mit einem flexiblen Energiemanagement detaillierter investiert werden, um Unternehmen eine umsetzbare Beratung zu geben.

### 8. Schlussfolgerungen und Ausblick

Unser Beitrag zeigt, dass das Grundkonzept einer mehrstufigen hybriden Optimierung mit hybrider Simulation für die Planungsaufgabe des Batchings und Scheduling sowie der Zuweisung von Aufträgen – in diesem Fall von Chargen von Aufträgen – zu parallelen Maschinen praktisch umsetzbar ist und eine deutlich bessere Performance bietet als die derzeit im Unternehmen implementierte eingeschränkte manuelle Planung. Dies ist besonders wichtig, da die automatisierte Optimierung einer stundenlangen manuellen Planung

entsprechen würde, die oft praktisch nicht umsetzbar ist und bisher beim Gussteilhersteller nicht vergleichbar detailliert durchgeführt wurde.

Unter Berücksichtigung der Optimierungsmöglichkeiten zeigen die Ergebnisse, dass eine Kombination aus einer enumerativen Heuristik und einer spezifischen GA effizienter und robuster ist als eine alleinige GA-Implementierung. Die globale GA für die Suche, mit einem Paraustauschoperator und einem Einzelpunktmutationsoperator kombiniert

innerhalb des Suchmechanismus, ist im Vergleich zu einem Divide-and-Conquer-Optimierungsansatz überlegen. Der letztgenannte GA-Ansatz lässt in jeder Optimierungsphase Teile des Suchraums unerforscht, was zu einer minderwertigen Lösung führt. Die vorliegende Fallstudie zeigt, dass GA-Implementierungen mit kleinen Populationsgrößen für die gegebene Problemkomplexität bei kurzen Optimierungsläufen effizienter sind als größere Populationsgrößen. Dies liegt an der Struktur des großen Suchraums, der viele Iterationen erfordert – da die Anzahl der möglichen Simulations-Evaluierungs-Iterationen in der Praxis begrenzt ist, stellen kleinere Populationsgrößen sicher, dass die verfügbaren Iterationen für die Suche nach guten Lösungen verwendet werden, anstatt zu versuchen, ein robusteres Optimierungsverhalten zu gewährleisten.

Die hybride Simulation zur energetischen Bewertung der Produktionspläne stützt sich nicht nur auf feste Energieprofile, sondern führt eine physikalische Simulation durch, die zeitabhängige Wechselwirkungen zwischen Stoff- und Energieflüssen berücksichtigt. So kann beispielsweise die Beschickung der Öfen erst nach abgeschlossener Vorwärmung gestartet werden, was wiederum von der Starttemperatur und der Umgebung abhängt. Nur dieser integrierte Ansatz wird der Komplexität moderner CPS wirklich gerecht, in denen physische und Cyber-Aspekte miteinander interagieren und dadurch emergentes Verhalten zur Folge haben.

Die Methode kann in einem Zeitrahmen zu Ergebnissen führen, die für MES/APS geeignet sind, und kann somit in den Planungskreislauf von Industrieunternehmen einbezogen werden. Eine große Herausforderung für die Anwendung ist die geforderte Qualität und Detailgenauigkeit der Daten: Prozessinformationen müssen auf dem neuesten Stand sein und der anfängliche Aufwand für die Modellierung – insbesondere die Modellierung und Parametrisierung der physikalischen (thermodynamischen) Simulation für die Produktionsanlagen – ist für Unternehmen anspruchsvoll, insbesondere angesichts des typischen aktuellen Datenreifegrads, der in der Metallgussindustrie zu finden ist. Die zukünftige Entwicklung im Bereich der Digitalisierung und Datenintegration könnte daher eine Schlüsselrolle spielen, um fortschrittliche Planungswerkzeuge zu ermöglichen. Der unmittelbare nächste Schritt wäre die Verbreiterung der Systemgrenzen auf den vorgelagerten Gießprozess und seine großen Elektrolichtbogenöfen, was das Optimierungspotenzial, aber auch die Optimierungskomplexität erhöht. Ein weiterer nächster Schritt wäre die Validierung der Methode für die operative Planung, indem regelmäßig Schnittstellen für den Ein- und Ausgabedatenaustausch implementiert werden, der bisher nur für historische Daten für einen Referenzzeitraum simuliert wurde.

Das Potenzial des Einsatzes von Planungswerkzeugen wie dem hier vorgestellten zur Synchronisierung des industriellen Energiebedarfs mit dem fluktuierenden Energieangebot wurde in dieser Fallstudie kurz betrachtet. Es wurde eine grundlegende Machbarkeitsprüfung des Konzepts durchgeführt und es konnten Einsparpotenziale für das Unternehmen aufgezeigt werden. Dies war jedoch nur ein Vortest und eine tiefere Betrachtung der praktischen Umsetzungspotenziale und Implikationen für Unternehmen ist notwendig. Dies ist eine der zukünftigen Richtungen dieser Forschung.

Ein weiterer zukünftiger Forschungspfad ist die Integration mit längeren Planungshorizonten, die es der Methode ermöglichen würde, Planungsunterstützung für die mittel- bis langfristige Produktionsglättung einerseits und die Berücksichtigung langfristiger Energiemärkte andererseits zu bieten und so die Unterstützung für komplexes Energieportfoliomanagement zu vervollständigen. Herausforderungen werden die Datenverfügbarkeit und die Planung mit Risiko sein, sowie die Suche nach geeigneten Modellierungsvereinfachungen mit reduzierten Details, die aus dem detaillierten Kurzzeitmodell abgeleitet werden.

**Beiträge der Autoren:** Konzeptualisierung, T.S.; Methodik, T.S., F.K. und B.H.; Software, F.K. und B.H.; Validierung, T.S., F.K. und B.H.; formale Analyse, T.S., F.K. und B.H.; Untersuchung, T.S., F.K. und B.H.; Ressourcen; Datenkuration, T.S., F.K. und B.H.; Schreiben – Erstellung des ursprünglichen Entwurfs, T.S., F.K. und B.H.; Schreiben – Überprüfung und Bearbeitung, T.S.; Visualisierung, T.S., F.K. und B.H.; Aufsicht, T.S.; Projektverwaltung, T.S.; Finanzierungsakquise, T.S., F.K. und B.H. Alle Autorinnen und Autoren haben die veröffentlichte Fassung des Manuskripts gelesen und sind damit einverstanden.

**Förderung:** Diese Forschung wurde gefördert durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft (FFG), Förderkennzeichen 858655.

**Danksagung:** Die Autoren danken allen Fallstudienpartnern für ihren Beitrag, insbesondere den Mitarbeitern des Gussteilherstellers in der Phase der Datenerfassung.

**Interessenkonflikte:** Die Autoren erklären, dass kein Interessenkonflikt besteht.

## Referenzen

1. Wang, J.; Qiao, F.; Zhao, F.; Sutherland, J.W. Chargenplanung für minimalen Energieverbrauch und Verspätung bei Unsicherheiten: Eine Wärmebehandlungsanwendung. *CIRP Ann.* **2016**, *65*, 17–20. [Querverweis]
2. Er, Y.; Li, Y.; Wu, T.; Sutherland, J.W. Eine energiesparende Optimierungsmethode für die Auswahl von Werkzeugmaschinen und den Arbeitsablauf in flexiblen Bearbeitungswerkstätten. *J. Sauber. Stupsen.* **2015**, *87*, 245–254. [Querverweis]
3. Matta, A. Automatisierungstechnologien für eine nachhaltige Produktion [TC Spotlight]. *IEEE-Roboter. Autom. Manag.* **2019**, *26*, 98–102. [Querverweis]
4. Zhang, S.; Xing, Y.; Wang, D.; Wang, N.; Jimenez, G. Optimaler Wärmebehandlungssofen basierend auf einer neuen robusten Punktnäherungsstrategie. *J. Sauber. Stupsen.* **2020**, *254*, 120097. [Querverweis]
5. Rao, R.V.; Rai, D.P. Optimierung ausgewählter Gießprozesse mit Hilfe des Jaya-Algorithmus. *Mutter. Heute hat Proc.* **2017**, *4*, 11056–11067. [Querverweis]
6. Kang, J.; Rong, Y. Modellierung und Simulation der Lasterwärmung in Wärmebehandlungsöfen. *J. Mater. Prozess. Technol.* **2006**, *174*, 109–114. [Querverweis]
7. Ramin, D.; Spinelli, S.; Brusaferrri, A. Demand-Side-Management durch optimale Produktionsplanung in energieintensiven Industrien: Der Fall des Metallgussprozesses. *Anwendbare Energie* **2018**, *225*, 622–636. [Querverweis]
8. Tiwari, M.K.; Mukhopadhyay, A.; Sanyal, D. Parameteroptimierung durch Leistungsanalyse der modellbasierten Regelung eines Batch-Wärmebehandlungssofens mit niedrigem NOx-Strahlungsrohrbrenner. *Energie-Umkehrer. Manag.* **2005**, *46*, 2114–2133. [Querverweis]
9. Tang, H.; Chen, R.; Li, Y.; Peng, Z.; Guo, S.; Du, Y. Flexible Werkstattplanung mit toleriertem Zeitintervall und begrenztem Startzeitintervall auf Basis von hybrid discrete PSO-SA: Eine Anwendung aus einer Gießerei. *Appl. Soft Comput.* **2019**, *78*, 176–194. [Querverweis]
10. Rahal, S.; Li, Z.; Papageorgiou, D.J. Proaktive und reaktive Planung des Stahlerzeugungs- und Stranggießprozesses durch adaptive, robuste Optimierung. *Comput. Chem. Eng.* **2020**, *133*, 106658. [Querverweis]
11. Qin, H.; Fan, P.; Tang, H.; Huang, P.; Fang, B.; Pan, S. Ein effektiver hybrider diskreter Grey-Wolf-Optimierer für das Planungsproblem der Gussteilproduktion mit mehreren Zielen und mehreren Einschränkungen. *Comput. Ind. Eng.* **2019**, *128*, 458–476. [Querverweis]
12. Jiang, S.-L.; Zheng, Z.; Liu, M. Ein mehrstufiger dynamischer Soft-Scheduling-Algorithmus für das unsichere Planungsproblem der Stahlerzeugung und des Stranggusses. *Appl. Soft Comput.* **2017**, *60*, 722–736. [Querverweis]
13. Yu, C.; Semeraro, Q.; Matta, A. Ein genetischer Algorithmus für die hybride Flow-Shop-Planung mit nicht verwandten Maschinen und Maschinenberechtigungen. *Comput. Oper. Res.* **2018**, *100*, 211–229. [Querverweis]
14. Cheng, B.; Li, K.; Chen, B. Planen einer einzelnen Stapelverarbeitungsmaschine mit nicht identischen Auftragsgrößen in einer unscharfen Umgebung unter Verwendung einer verbesserten Ameisenkolonieoptimierung. *J. Manuf. Syst.* **2010**, *29*, 29–34. [Querverweis]
15. Baykasoglu, A.; Ozsoydan, F.B. Dynamische Planung von parallelen Wärmebehandlungsöfen: Eine Fallstudie an einem Fertigungssystem. *J. Manuf. Syst.* **2018**, *46*, 152–162. [Querverweis]
16. Lin, Y.-K.; Hsieh, F.-Y. Zusammenhanglose parallele Maschinenplanung mit Rüst- und Bereitschaftszeiten. *Int. J. Prod. Res.* **2013**, *52*, 1200–1214. [Querverweis]
17. Eroglu, D.Y.; Özmutlu, H.C.; Özmutlu, S. Genetischer Algorithmus mit lokaler Suche nach dem nicht verwandten parallelen Maschinenplanungsproblem mit sequenzabhängigen Rüstzeiten. *Int. J. Prod. Res.* **2014**, *52*, 5841–5856. [Querverweis]
18. Lenort, R.; Roman, K.; Andrea, S. Heuristischer Algorithmus für die Planung und Terminierung der Wärmebehandlung von Schmiedeteilen. 2012. Online verfügbar: <http://dSPACE.vsb.cz/handle/10084/89844> (abgerufen am 16. September 2020).
19. Huang, R.-H.; Yu, S.-C.; Chen, P.-H. Energiesparende Disposition in einem flexiblen Flow-Shop mit einem hybriden genetischen Algorithmus. *J. Umwelt. Prot.* **2017**, *8*, 1037–1056. [Querverweis]
20. Thiede, S.; Schönemann, M.; Kurle, D.; Herrmann, C. Mehrebenensimulation in produzierenden Unternehmen: Der Wasser-Energie-Nexus-Fall. *J. Sauber. Stupsen.* **2016**, *139*, 1118–1127. [Querverweis]

21. Rager, M. *Energieorientierte produktionsplanung: Analyse, konzeption und umsetzung*; Gabler Verlag: Wiesbaden, Germany, 2008.
22. Sihn, W.; Sobottka, T.; Heinzl, B.; Kamhuber, F. Interdisziplinäre multikriterielle Optimierung mittels hybrider Simulation zur Verfolgung der Energieeffizienz durch Produktionsplanung. *CIRP Ann.* **2018**, *67*, 447–450. [[Querverweis](#)]
23. Reinhardt, H.; Bergmann, J.-P.; Münnich, M.; Rein, D.; Putz, M. Eine Umfrage zur Modellierung und Prognose des Energieverbrauchs in der diskreten Fertigung. *CIRP-Verfahren* **2020**, *90*, 443–448. [[Querverweis](#)]
24. Sobottka, T.; Kamhuber, F.; Faezirad, M.; Sihn, W. Potenziale für maschinelles Lernen in der optimierten Produktionsplanung mit hybrider Simulation. *Manuf ging weiter.* **2019**, *39*, 1844–1853. [[Querverweis](#)]
25. Herrmann, C.; Thiede, S. Prozesskettensimulation zur Förderung der Energieeffizienz in der Fertigung. *CIRP J. Manuf. Sci. Technol.* **2009**, *1*, 221–229. [[Querverweis](#)]
26. Schönemann, M.; Schmidt, C.; Herrmann, C.; Thiede, S. Mehrstufige Modellierung und Simulation von Fertigungssystemen für Leichtbaukomponenten für die Automobilindustrie. *CIRP-Verfahren* **2016**, *41*, 1049–1054. [[Querverweis](#)]
27. Garwood, T.L.; Hughes, B.R.; Oates, M.R.; O'Connor, D.; Hughes, R. Ein Überblick über Energiesimulationstools für den Fertigungssektor. *Erneuern. Stützen. Energie Rev.* **2018**, *81*, 895–911. [[Querverweis](#)]
28. Bunse, K.; Vodicka, M.; Schönsleben, P.; Brühlhart, M.; Ernst, F.O. Integration der Energieeffizienz in das Produktionsmanagement – Lückenanalyse zwischen industriellen Bedürfnissen und wissenschaftlicher Literatur. *J. Sauber. Prod.* **2011**, *19*, 667–679. [[Querverweis](#)]
29. Dias, L.M.S.; Vieira, A.A.C.; Pereira, G.A.B.; Oliveira, J.A. Discrete simulation software ranking – Eine Top-Liste der weltweit beliebtesten und am häufigsten verwendeten Tools. bei *der Simulation komplexer Servicesysteme*; IEEE: Washington, DC, USA, 2016; S. 1060–1071.
30. Jahangirian, M.; Eldabi, T.; Naseer, A.; Stergioulas, L.K.; Young, T. Simulation in Fertigung und Wirtschaft: Ein Rückblick. *Eur. J. Oper. Res.* **2010**, *203*, 1–13. [[Querverweis](#)]
31. Thiede, S. *Energieeffizienz in Fertigungssystemen*; Springer Science & Business Media: Berlin, Deutschland, 2012.
32. Junge, M. *Simulationsgestützte Entwicklung und Optimierung einer energieeffizienten Produktionssteuerung*. Ph.D. Thesis, Kassel University, Kassel, Germany, 2007.
33. Lin, H.; Sambamoorthy, S.; Shukla, S.K.; Thorp, J.; Mili, L. Energiesystem und Kommunikationsnetz-Co-Simulation für Smart-Grid-Anwendungen. In Proceedings of the ISGT 2011, Anaheim, CA, USA, 17.–19. Januar 2011; S. 1–6. [[Querverweis](#)]
34. Carloni, L.P.; Passerone, R.; Pinto, A.; Angiovanni-Vincentelli, A.L.; Sangiovanni-Vincentelli, A. Sprachen und Werkzeuge für den Entwurf hybrider Systeme. *Gefunden. Trends Electron. Des. Autom.* **2006**, *1*, 1–193. [[Querverweis](#)]
35. Chahal, K.; Eldabi, T. Anwendbarkeit der hybriden Simulation auf verschiedene Governance-Modi im britischen Gesundheitswesen. In Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference, Miami, FL, USA, 7.–10. Dezember 2008; S. 1469–1477.
36. Heinzl, B.; Raich, P.; Preyser, F.; Kastner, W. Simulationsbasierte Bewertung der Energieeffizienz in der Industrie: Vergleich hybrider Simulationsansätze. *IFAC PapersOnLine* **2018**, *51*, 689–694. [[Querverweis](#)]
37. Nof, S.Y. *Springer-Handbuch der Automatisierung*; Springer: Berlin/Heidelberg, Deutschland, 2009.
38. Alles Liebe, J. *Handbuch zur Prozessautomatisierung*; Springer Science and Business Media LLC: London, Großbritannien, 2007.
39. Raich, P.; Heinzl, B.; Preyser, F.; Kastner, W. Modellierungstechniken für die integrierte Simulation industrieller Systeme auf Basis von hybriden PDEVS. In Proceedings of the 2016 Workshop on Modelling and Simulation of Cyber-Physical Energy Systems (MSCPES), Wien, Österreich, 11. April 2016; S. 1–6.
40. Sobottka, T.; Kamhuber, F.; Rössler, M.; Sihn, W. Hybride simulationsbasierte Optimierung der diskreten Teilefertigung zur Steigerung der Energieeffizienz und Produktivität. *Manuf ging weiter.* **2018**, *21*, 413–420. [[Querverweis](#)]
41. Heinzl, B.; Raich, P.; Preyser, F.; Kastner, W.; Smolek, P.; Leobner, I. Modulare Hybride Modellierung auf Basis von DEVS zur interdisziplinären Simulation von Produktionssystemen. In Proceedings of the 31st European Simulation and Modelling Conference – ESM'2017, Lissabon, Portugal, 25.–27. Oktober 2017; S. 157–161.
42. Heinzl, B. *Hybride Modellierung von Produktionssystemen: Co-Simulation und DEVS-basierter Ansatz*. Diplomarbeit, TU Wien, Wien, Österreich, 2016.
43. Sobottka, T.; Kamhuber, F.; Sihn, W. Steigerung der Energieeffizienz in Produktionsumgebungen durch eine optimierte, hybride simulationsbasierte Planung der Produktion und ihrer Peripherie. *CIRP-Verfahren* **2017**, *61*, 440–445. [[Querverweis](#)]

44. Sobottka, T. Eine anwendungsorientierte simulationsbasierte Methode, unter Berücksichtigung von Energieeffizienz, in der optimierenden Planung von Produktion und Logistik. Ph.D. Thesis, Vienna University of Technology, Vienna, Austria, 2018.
45. Freitas, A.A. Ein kritischer Überblick über die Mehrzieloptimierung im Data Mining. *ACM SIGKDD Explor. Newsl.* **2004**, *6*, 77–86. [[Querverweis](#)]
46. Wang, J.S.; Li, S.X. Ein verbesserter Grauwolf-Optimierer, der auf einem differentiellen Evolutions- und Eliminierungsmechanismus basiert. *Sci. Rep.* **2019**, *9*, 7181. [[Querverweis](#)] [[PubMed \(Englisch\)](#)]
47. EVN Energievertrieb GmbH & Co KG. EVN Produktionformation für Ihren Stromtarif. 2020. Available online: [https://www.evn.at/Downloads/Businesskunden/Strom/Produktinformation\\_BUS\\_konventionell.aspx](https://www.evn.at/Downloads/Businesskunden/Strom/Produktinformation_BUS_konventionell.aspx) (abgerufen am 23. Juli 2020).
48. Central European Gas Hub AG. Day-Ahead-Markt. 2020. Online verfügbar: <https://www.cegh.at/> (abgerufen am 23. Juli 2020).
49. Energiebörse Österreich. Spotmarkt Strom/Österreich. 2020. Online verfügbar: <https://www.exaa.at/de> (abgerufen am 23. Juli 2020).



© 2020 von den Autoren. Lizenznehmer MDPI, Basel, Schweiz. Dieser Artikel ist ein Open-Access-Artikel, der unter den Bedingungen der Creative Commons Attribution (CC BY) Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>) verbreitet wird.

Dies war eine Übersetzung ins Deutsche des frei verfügbaren Fachartikels:

Original:

**„Simulation-Based Multi-Criteria Optimization of Parallel Heat Treatment Furnaces at a Casting Manufacturer“.**

Thomas Sobottka <sup>1,2, \*</sup>, Felix Kamhuber <sup>1</sup> and Bernhard Heinzl <sup>3</sup>.

**Verfügbar unter** (Stand 23.6.2025):

<https://www.mdpi.com/2504-4494/4/3/94>

<https://www.mdpi.com/2504-4494/4/3/94/pdf?version=1600429790>

Dies war eine nicht offizielle deutsche Übersetzung des Originals durch:

Markus Bans

ATS Prozessoptimierung Markus Bans

Web: <https://simio-simulation.de>

**Lizenz:**

Creative Commons Namensnennung 4.0 International (CC BY 4.0)

S. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>