

Plug and Play – effiziente Algorithmen minimieren Belastung an Transferstraßen

Humanzentrierte Ablaufplanung von Montagelinien

L. Vollenkemper, F. Grumbach, M. Kohlhase, P. Reusch

Angesichts des zunehmenden Fachkräftemangels sind Gesundheit und Zufriedenheit der Beschäftigten von immer größerer Bedeutung für produzierende Unternehmen. Insbesondere bei variantenreichen Produkten müssen Werker und Werkerinnen komplexe Aufgaben erledigen. Diese Variantenvielfalt ist auch für die Produktionsfeinplanung eine Herausforderung. Die vorgestellte Heuristik hilft in einem realen Anwendungsfall Belastungsspitzen an getakteten Linien zu reduzieren und verbessert so die betriebliche Gesundheit.

STICHWÖRTER

Mensch und Technik, Fertigungsplanung, Software

1 Einleitung

Transferstraßen mit Montagefeldern sind eine verbreitete Form der Produktion. Dabei werden Produkte entlang einer Fertigungsstraße automatisiert, synchronisiert gefördert und von Menschen oder Maschinen bearbeitet. Dieser Organisationstyp der Produktion ist sehr vorteilhaft, da standardisierte Arbeitsflüsse sehr effizient und transparent abgebildet werden können [1]. Andererseits führt die einhergehende Standardisierung zu einer eingeschränkten Flexibilität, was angesichts wachsender Kundenexpectationen eine Herausforderung darstellt.

Um sich weiterhin im Markt behaupten zu können, müssen in vielen Bereichen individualisierbare Produkte oder zumindest ein breites Variantenspektrum angeboten werden [2]. Diese Varianten erfordern fachkundige Beschäftigte, die die Besonderheiten der einzelnen Varianten kennen und umsetzen können. Die Fertigung von individualisierbaren Produkten auf Transferstraßen bringt zudem erhebliche organisatorische Herausforderungen mit sich. Häufig unterscheiden sich einzelne Varianten an den einzelnen Arbeitsplätzen durch ihren Arbeitsaufwand erheblich. So kann an einem Arbeitsplatz für manche Produktkonfigurationen keine Arbeit nötig sein, während das Arbeitspensum bei anderen Produktkonfigurationen nur gerade zu schaffen ist. Dies muss bei der Produktionsplanung und -steuerung berücksichtigt werden.

Trotz der zunehmenden Automatisierung ist menschliche Arbeit in diesem Zusammenhang weiterhin wichtig [3, 4]. Die Belegschaft zu schonen und zu motivieren ist entscheidend, um das kostbare Domänenwissen und die Erfahrung der Beschäftigten lange an das Unternehmen zu binden. Es gilt vor allem Belastungsspitzen für die Beschäftigten vorausschauend zu verhindern.

Human-centered scheduling in assembly lines - Plug and play: Efficient algorithms minimize stress in flow shops

Given a shortage of skilled workers, employee health and satisfaction are of increasing importance to manufacturing companies. Particularly in the case of products with many variants, workers have to perform complex tasks. This diversity of variants is also a challenge for production planning. New planning paradigms help to reduce peaks of stress on flow production and thus contribute to occupational health.

Die klassische Fertigungsplanung, die vor allem Durchsatz und Kosteneffizienz im Blick hatte, muss dazu um die humanzentrierte Perspektive erweitert werden.

Der folgende Beitrag vergleicht anhand eines Praxisbeispiels verschiedene humanzentrierte Zielfunktionen für Werker und Werkerinnen an Transferstraßen und die Lösungsqualität aktueller Metaheuristiken. Der vorgestellte Ansatz ist aufgrund seiner allgemeingültigen Modellierung leicht auf verschiedene Fertigungstypen übertragbar. Darüber hinaus kann der entwickelte Ansatz in bestehende Planungstools, wie etwa Materialflusssimulationen oder ERP-Systeme integriert werden.

2 Problemstellung

Der Anwendungspartner Isringhausen GmbH & Co. KG ist Zulieferer in der Automobilindustrie. Hier werden Sitze nach Kundenwunsch individualisiert hergestellt und Just-in-Sequence an die Hersteller geliefert. Die im Projekt betrachtete Fertigungsanlage besteht aus mehreren identischen Produktionslinien (Transferstraßen). Produkte werden entlang der Linie durch mehrere klar abgegrenzten Arbeitsplätze gefahren, an denen die einzelnen Arbeitsschritte durchgeführt werden. Das Fördersystem fährt dabei in einer konstanten Geschwindigkeit und die Produkte haben alle denselben Abstand zueinander. So steht an jedem Arbeitsplatz für alle Produkte dasselbe Zeitfenster zur Verfügung. Produkte können sich innerhalb der Linie nicht überholen. Geplant werden muss lediglich die Reihenfolge, in der die Produkte aufgegeben werden. Die betrachtete Fertigungsstraße ist in **Bild 1** zu sehen.

Dieses Optimierungsproblem lässt sich in Anlehnung an das Distributed Permutation Flow-Shop Problem (DPFSP) formalisieren, mit dem Unterschied, dass im Falle von Isringhausen die Zeit an den Maschinen für alle Produkte gleich ist. Das DPFSP besteht aus mehreren identischen Produktionslinien. Den Linien werden aus dem Auftragsvorrat eine feste Anzahl von Aufträgen zugewiesen und die optimale Reihenfolge der Aufträge auf der jeweiligen Linie bestimmt [5]. Das Problem, das in dieser Arbeit untersucht werden soll, wird wie folgt charakterisiert.

- Die Produktion besteht aus N identischen Linien, welche ihrerseits aus A Arbeitsstationen bestehen. An jeder Arbeitsstation ist eine Arbeitskraft beschäftigt.
- Die Linien fahren alle mit derselben konstanten Geschwindigkeit, sodass jedes Produkt eine Zeit τ an jeder Arbeitsstation verbringt.
- Es müssen $J \in \mathbb{N}$ individualisierte Produkte produziert werden.
- Für jedes Produkt $j \leq J, j \in \mathbb{N}$ gibt es eine Deadline, bis zu der es produziert sein muss. Die Deadlines werden als Vektor $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^J$ festgehalten.
- Zudem werden die Zeiten, die es für die Produktion jedes Produkts an jedem Arbeitsplatz braucht in eine Matrix $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{A \times J}$ geschrieben. Die Zeiten werden im Anwendungsfall durch MTM (Methods Time Measurement) bestimmt. Diese Zeiten werden in Unternehmen häufig verwendet, um Plan- und Vorgabezeiten zu bestimmen. Durch die Individualisierung unterscheidet sich die Arbeitszeit der Produkte an den Arbeitsplätzen.
- Es müssen pro Linie eine Anzahl $k \leq \frac{J}{N}, k \in \mathbb{N}$ Produkte gefertigt werden. Ein möglicher Produktionsplan $\mathbf{P} \in \mathbb{N}^{N \times k}$ kann als Matrix dargestellt werden. Dabei bezeichnet jede Zeile den Produktionsplan für eine Maschine, mit je k Produkten. Der Eintrag p_{ni} für den i -ten Auftrag auf der Linie n bezeichnet dabei ein bestimmtes Produkt. Die Bearbeitungszeit für dieses Produkt an Arbeitsplatz a kann über den entsprechenden Eintrag $m_{p_{ni},n}$ aus \mathbf{M} bestimmt werden.
- Falls der Auftragsvorrat größer als $\lceil kN \rceil$ ist, wird die überzählige Anzahl an Aufträgen nicht in diesem Batch produziert. Sie können in einem folgenden Batch (dem nächsten Planungszyklus) wieder verplant werden.

DPFSP wurden in den letzten Jahren mit verschiedenen Methoden und mit unterschiedlichen Zielsetzungen gelöst und um weitere Nebenbedingungen ergänzt. Zu den bisher genutzten Metaheuristiken zählen etwa Tabu-Suche [6], Chemical Reaction Optimization [7], Iterated Greedy Search [8] und genetische Algorithmen [9]. Als Nebenbedingungen wurden zum Beispiel begrenzte Zwischenpuffer [10], Rüstzeiten [11] und ablaufende Aufträge [12] untersucht.

In ihrer Übersichtsarbeit identifizieren [13] neun unterschiedliche Zielfunktionen, die bisher für DPFSP-Probleme verwendet wurden. Diese sind die Minimierung der Produktionsspanne, der Gesamtarbeitszeit, der Fließzeit, der Verspätung, der Frühreife, der Anzahl verspäteter Produkte, der maximalen Verspätung und der Gesamtkosten. Beim Ziel der Minimierung der Verspätung werden zwei verschiedene Definitionen von Verspätung betrachtet. Wenn man diese Zielfunktionen betrachtet, wird deutlich, dass alle betriebswirtschaftlich motiviert sind. Die Bedürfnisse der Beschäftigten werden in keinem dieser Ziele berücksichtigt. Daraus ergibt sich ein dringender Handlungsbedarf zur Integration humanzentrierter Aspekte in die Zielfunktionen. So soll im



Bild 1. Eine der betrachteten Linien bei der Firma Isringhausen. Foto: Isringhausen GmbH

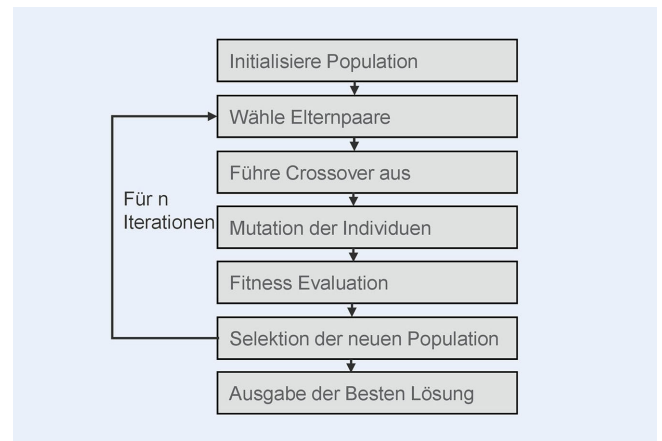


Bild 2. Ablauf eines genetischen Algorithmus. Grafik: FH Bielefeld

Projekt die Belastung der Beschäftigten gesenkt werden ohne betriebswirtschaftliche Aspekte zu vernachlässigen. Gleichzeitig wird die bestehende Forschungslücke adressiert, die sich aus der einseitig betriebswirtschaftlichen Motivation der Zielfunktionen ergibt.

3 Lösungsansatz

Im folgenden Kapitel wird der Lösungsansatz näher erläutert. Zunächst wird der genetische Algorithmus und die Anpassungen an das vorliegende Problem dargestellt. Anschließend werden verschiedene humanzentrierte Zielfunktionen vorgestellt und diskutiert.

3.1 Genetischer Algorithmus

Genetische Algorithmen (GA) sind populationsbasierte Metaheuristiken, die effizient und zuverlässig gute lokale Optima identifizieren können. Durch die Berücksichtigung vieler Lösungen ist die Wahrscheinlichkeit geringer, in schlechten lokalen Optima festzustecken [14]. GA wurden, inspiriert durch den biologischen Prozess der Evolution, durch Selektion und Mutation entwickelt und sind in **Bild 2** dargestellt.

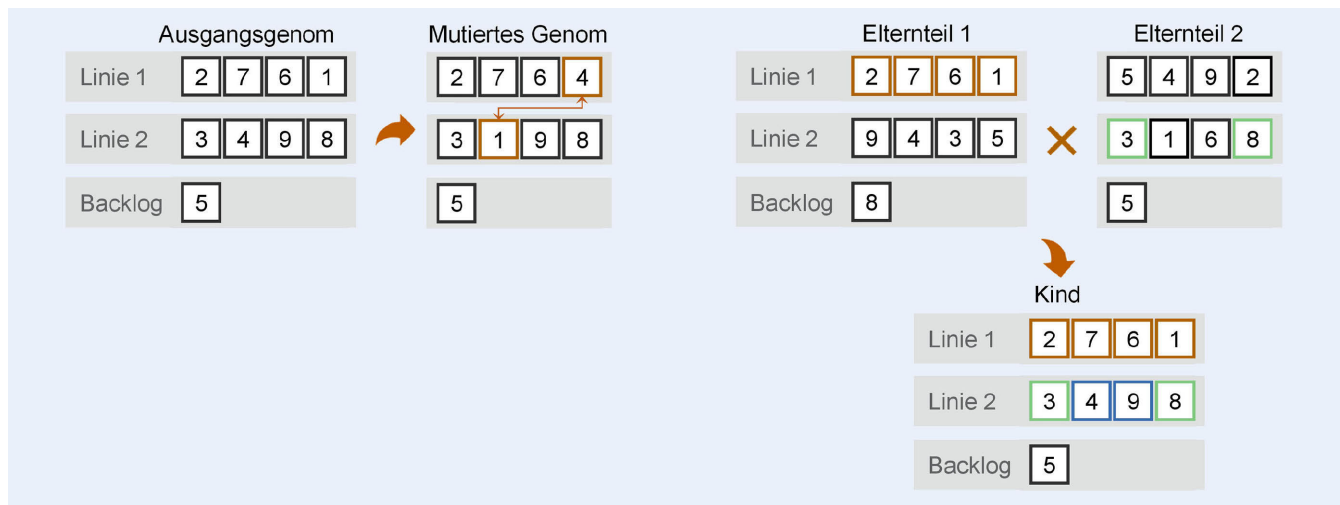


Bild 3. Links: Mutation eines Genoms durch zufälligen Tausch zweier Produkte im Plan. Rechts: Crossover Operation. Orange markierte Produkte wurden von E1 kopiert, grüne aus E2. Blau markierte Produkte mussten neu gesetzt werden. Grafik: FH Bielefeld

Eine Population bezeichnet eine Menge möglichen Lösungen für das Problem. Die einzelnen Lösungen (Individuen) sind dabei in einer einheitlichen Form dargestellt, welche als Chromosom bezeichnet wird. Angelehnt an das biologische Vorbild durchläuft die Population nun immer wieder die Operationen der Paarung (Crossover), Mutation und Selektion. So entsteht in jeder Iteration eine neue Population, deren Individuen das Optimierungsproblem im Durchschnitt besser lösen als die der vorangegangenen. Die Selektion wählt dabei aus Eltern und Kindern eine neue Population. Es gibt verschiedene Selektionsstrategien: So können ausschließlich die Kinder übernommen werden (generational) oder nur die besten Individuen (steady state) [15].

Wie beschrieben müssen für die Implementierung des GA-Operatoren für die Paarung (Crossover) von zwei Individuen und die Mutation eines Individuums definiert werden. Die Mutation tauscht zufällig die Position von zwei Produkten im Plan. Dabei können auch Produkte aus den ungeplanten Produkten in den Plan übernommen werden.

Der Crossover Operation werden zwei Eltern-Individuen übergeben. Zunächst werden zufällig die Hälfte der Linien ausgewählt, deren Plan von Elternteil 1 (E1) übernommen wird. Die übrig gebliebenen Linien werden nach Möglichkeit nach der Reihenfolge in Elternteil 2 (E2) verplant. Dazu wird der Plan von E2 für jede Linie Schritt für Schritt in das Kind kopiert. Für jedes Produkt wird geprüft, ob es durch die aus E1 kopierten Pläne bereits verplant ist. In diesem Fall kann das Produkt nicht im gleichen Slot wie in E2 verplant werden, da es sonst doppelt verplant wäre. Stattdessen wird ein anderes Produkt an diese Stelle gesetzt. Dieses wird aus den Produkten ausgewählt, die im Kind noch nicht verplant sind. Ist das Produkt hingegen noch nicht durch E1 verplant, kann es in das Kind übernommen werden. Die Mutation und Crossover-Operation sind in **Bild 3** dargestellt.

3.2 Zielfunktionen

Ein Ziel dieser Arbeit ist es, die oben beschriebene Produktion nicht ausschließlich nach Durchsatz oder Produktionsspanne zu optimieren, sondern die Belastung der Beschäftigten zu minimieren, ohne betriebswirtschaftliche Ziele zu gefährden. Eine Belastung entsteht, wenn die Zeit zur Erledigung der Arbeiten an

einem Produkt fast oder genau so lang ist, wie die Zeit τ die pro Arbeitsplatz zur Verfügung steht. Wenn Beschäftigte häufig hintereinander die Bearbeitung nur ohne Puffer in der vorgegebenen Zeit schaffen, entsteht Stress. Dieser Stress kann quantifiziert werden, indem die MTM-Zeiten für die Produkte aus \mathbf{M} mit der zur Verfügung stehenden Zeit verglichen werden. Für einen Produktionsplan \mathbf{P} kann die Belastung an Linie n für Arbeitsplatz a durch das i -te Produkt im Plan berechnet werden als:

$$b(n, a, p_{ni}) = m_{p_{ni}, a} - \tau \tag{1}$$

Dieser Belastungswert spiegelt die Beanspruchung eines Arbeitsplatzes durch ein bestimmtes Produkt wieder. Sind an einem Produkt p_{ni} an Arbeitsplatz a aufwendige Tätigkeiten notwendig, wird dieser Wert nahe Null sein. Er sollte nie größer als Null sein, da sonst mehr Arbeit in den MTM-Zeiten verplant ist, als durch die Liniengeschwindigkeit zugelassen wird – die Tätigkeit könnte also nicht ausgeführt werden. Muss ein Produkt an einem Arbeitsplatz hingegen nicht bearbeitet werden entspricht der Beanspruchungswert $-\tau$, ist also sehr gering.

Da die Linien mit konstanter Geschwindigkeit laufen, wird irgendwann eine belastende Bearbeitung durch ein besonders aufwändiges Produkt stattfinden müssen. Durch die Wahl der Reihenfolge kann jedoch sichergestellt werden, dass nicht mehrere aufwändige Produkte hintereinander bearbeitet werden müssen. Um die vorangegangenen und die folgenden Produkte in die Bewertung mit einfließen zu lassen wird der gleitende Durchschnitt genutzt. Ein gleitender Durchschnitt mit Ordnung $o > 0 \in \mathbb{N}$ an einer Linie n wird definiert als:

$$MA_P^o(n, a) = \frac{1}{2o} \sum_{t=t-o}^{t=o} b(n, a, p_{nt}) \tag{2}$$

Der Hyperparameter o stellt dabei die Breite des Filters ein. Bei hohen Werten von o wird über mehr Produkte gemittelt, sodass Belastungsspitzen weniger stark ausgeprägt sind. Deshalb werden im Beitrag Werte von 1 oder 2 für o verwendet. Andernfalls würden Änderungen der Reihenfolge den gleitenden Durchschnitt kaum beeinflussen.

Diese Definition führt zu nicht definierten Werten für die ersten und letzten o Einträge des Produktionsplans, da hier keine

o vorangegangenen oder folgenden Werte existieren. In diesem Fall werden statt der vorangegangenen beziehungsweise folgenden Werte Nullen eingesetzt. Ausgehend von dieser reihenfolgeabhängigen Definition der Belastung können verschiedene Zielfunktionen für die Reihenfolgeplanung definiert werden. Die erste, die hier betrachtet werden soll, ist die Minimierung der maximalen Belastung:

$$f_{\min\max}(\mathbf{P}) = \max_{n,a} MA_{\mathbf{P}}^a(n, a) \quad (3)$$

In dieser Formulierung ist das vorrangige Ziel große Belastungsspitzen zu vermeiden. Allerdings wird ausschließlich die größte Belastung betrachtet. Änderungen des Produktionsplanes, welche die Last außerhalb von dieser einen, größten Belastungsspitze betreffen, haben keine Auswirkung. So existieren viele mögliche Produktionspläne mit dem gleichen Zielfunktionswert.

Dies führt zu Plateaus in der Zielfunktion, welche die Heuristiken überwinden müssen. Außerdem sollte eine Reduzierung der Belastung, auch wenn sie nicht die größte Belastungsspitze betrifft, immer mit einem besseren Zielfunktionswert einhergehen. Andernfalls wird eine Zielgröße vernachlässigt, die ohne Zielkonflikt hätte verbessert werden können.

Eine Alternative dazu ist die Minimierung der durchschnittlichen Belastung:

$$f_{\min\text{avg}}(\mathbf{P}) = \frac{1}{NA} \sum_n \sum_a MA_{\mathbf{P}}^a(n, a) \quad (4)$$

Dabei werden alle Belastungswerte berücksichtigt, allerdings ist es möglich, dass einzelne Spitzen in Kauf genommen werden, um an anderer Stelle die Belastung stark zu senken.

Beide oben genannten Funktionen gehen davon aus, dass ausschließlich eine sehr knappe Zeit zur Bearbeitung belastend ist. Allerdings können auch lange Zeiten der Untätigkeit als belastend empfunden werden. In diesem Fall wäre es sinnvoller, die Belastung so zu verteilen, dass sie möglichst konstant ist. Dies kann erreicht werden, indem die Varianz der Belastung minimiert wird.

$$f_{\min\text{var}}(\mathbf{P}) = \text{Var}(MA_{\mathbf{P}}^a(n, a)) \quad (5)$$

Die Belastung der Beschäftigten ist nicht die einzige Zielgröße, die im Anwendungsfall berücksichtigt werden muss. Im Projekt soll deshalb auch gezeigt werden, dass die humanzentrierten Zielfunktionen als Ergänzung zu betriebswirtschaftlichen Zielen genutzt werden können.

Bei Isringhausen müssen zudem die Deadlines der einzelnen Produkte eingehalten werden. Es wird eine Verspätung für jedes Produkt entsprechend dem Produktionsplan berechnet. Dazu wird für jedes Produkt j die Spalte s ermittelt in der das Produkt in \mathbf{P} steht. Die gewichtete Verspätung eines Produkts j , g_j , kann dann berechnet werden als:

$$g_j = \exp(\tau s + sA - d_j) \quad (6)$$

Die Verspätung wird hier mit der Exponentialfunktion gewichtet, um positive (und insbesondere hohe positive) Werte besonders stark zu bestrafen. Negative Verspätungen (pünktliche Produkte), werden durch die Exponentialfunktion ähnlich gewichtet, selbst wenn sie weit vor ihrer Deadline produziert werden. Das

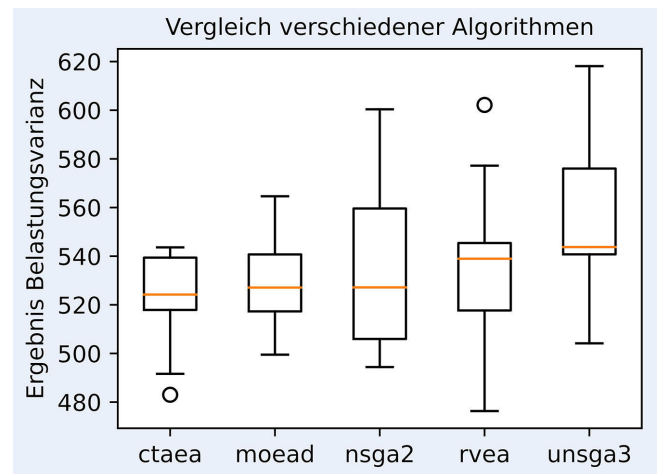


Bild 4. Ergebnisse der fünf Algorithmen bezüglich der Belastungsvarianz (Gleichung 5) auf einer Testinstanz. Grafik: FH Bielefeld

betriebswirtschaftliche Ziel der Pünktlichkeit lässt sich als Minimierung der Summe der einzelnen Verspätungen ausdrücken.

$$f_{\text{Verspätung}}(\mathbf{P}) = \sum_{j=1}^J g_j \quad (7)$$

Gleichung 7 beschreibt ein mögliches betriebswirtschaftliches Ziel. An diesem Beispiel wird im folgenden Kapitel gezeigt, wie die humanzentrierten Zielfunktionen mit den betriebswirtschaftlichen Zielen kombiniert werden können, um beide Perspektiven während der Planung zu berücksichtigen.

4 Ergebnisse

Im folgenden Abschnitt werden genetische Algorithmen genutzt, um die Auftragsreihenfolge zu optimieren. Dazu stehen zehn echte Planungsprobleme aus der Praxis zur Verfügung. Die Optimierung erfolgt durch moderne Varianten des genetischen Algorithmus, die speziell für eine multikriterielle Zielsetzung entwickelt wurden. Hierzu wurden mithilfe der Software-Bibliothek „pymoo“ [16] folgende Verfahren implementiert, welche oftmals in Benchmark-Studien eingesetzt werden und nachweislich gute Näherungslösungen identifizieren können: NSGA 2, MOEAD, RVEA, UNSGA3 und CTAEA.

Es wurde eine multikriterielle Zielfunktion zur Balancierung zweier Ziele mit möglichem Zielkonflikt verwendet. Das erste Ziel ist die Reduktion der Belastung und wird über eine der drei diskutierten Zielfunktionen modelliert (Gleichung 3–5). Dieses Ziel wird mit 80 % gewichtet. Das zweite Ziel ist die Minimierung der Verspätung (Gleichung 7) über alle Aufträge, welches mit 20 % gewichtet wurde. Auf diese Weise wird nicht nur die Belastung in der Linie selbst minimiert (erstes Ziel), sondern auch Stress in der Versandlogistik verhindert. Jede Heuristik wurde zehnmal auf allen Instanzen für 5000 Iterationen getestet.

Bild 4 zeigt die Ergebnisse der fünf verglichenen Algorithmen auf einer Problem Instanz.

Im Median (gelb markiert) ist die Varianz der Belastung für die Beschäftigten bei allen fünf Algorithmen ähnlich. Allerdings zeigen sich Unterschiede in der Varianz der Ergebnisse. CTAEA und MOEAD zeigen weniger Varianz als die übrigen Algorithmen. Die Unterschiede im Median der verschiedenen Algorithmen sind gering. Auf Grundlage dieser Experimente scheint es

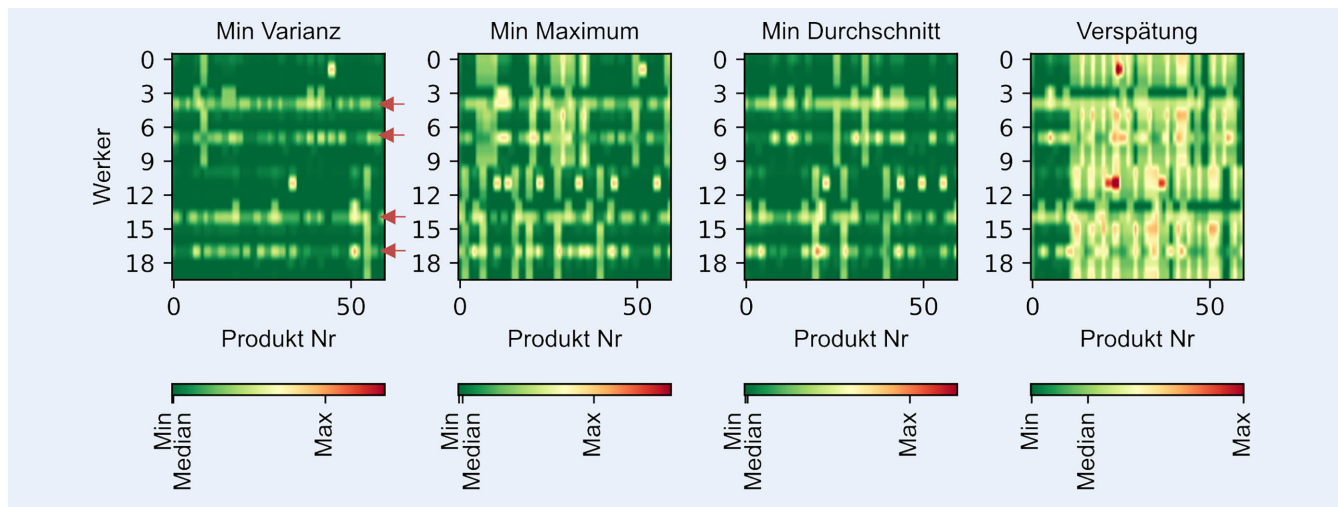


Bild 5. Verteilung der Belastungen (Gleichung 2) nach Optimierung mit einem humanzentrierten Ziel. Im rechten Bild wurde ausschließlich die Verspätung minimiert. Grafik: FH Bielefeld

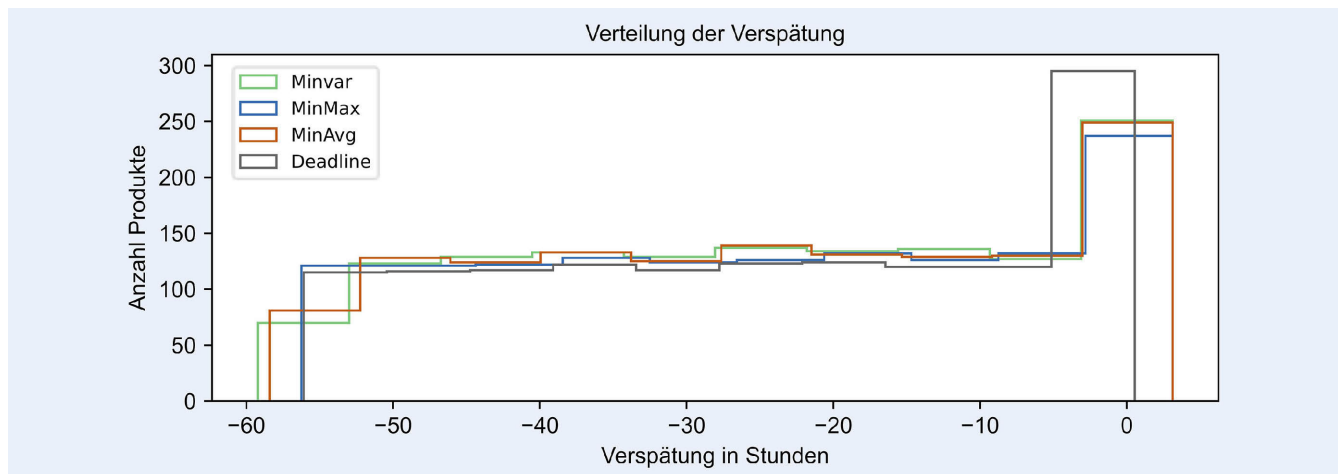


Bild 6. Histogramm der Verspätung mit verschiedenen Optimierungszielen. Grafik: FH Bielefeld

sinnvoll, CTAEA für eine Optimierung der Produktion zu verwenden. Insbesondere im realen Betrieb, wo mehrmals pro Schicht geplant werden soll, ist die geringe Varianz entscheidend, um Fehlplanungen zu vermeiden.

In **Bild 5** sind die Belastungen (gleitender Durchschnitt) für eine Probleminstanz als Heatmap dargestellt.

Jede Zeile markiert dabei einen Arbeitsplatz. In den Spalten stehen die Produkte in der Reihenfolge, in der sie laut Produktionsplan an den Arbeitsplätzen ankommen. Eine hohe Belastung wird rot markiert, grün markiert sind geringe Belastungswerte. Verglichen werden die drei verschiedenen Formulierungen des humanzentrierten Ziels (Gleichung 3–5) auf derselben Probleminstanz. Alle drei Zielfunktionen wurden als multikriterielles Ziel zusammen mit der Pünktlichkeit (Gleichung 7) angegeben. Das humanzentrierte Ziel wurde dabei mit 80 % gewichtet, Pünktlichkeit mit 20 %.

In der rechten Heatmap ist zum Vergleich rein nach dem Pünktlichkeitskriterium geplant worden. Die Lösung wurde in allen Fällen mit CTAEA ermittelt. Vergleicht man die drei Planungen mit humanzentrierten Zielfunktionen gegen das rechte Bild ist in allen eine deutliche Verbesserung der Belastungssituation zu erkennen. In allen Fällen werden große Belastungsspitze für ein-

zelne Werker (rote Werte in der Heatmap rechts) vermieden. Wie zu erwarten, zeigt die Minimierung der maximalen Belastung auch den geringsten maximalen Belastungswert. Die beiden anderen humanzentrierten Zielfunktionen ergeben einen ähnlichen Maximalwert. Der Median der Belastung konnte in allen drei Fällen stark reduziert werden. Vier Arbeitsplätze (Zeilen) wurden mit roten Pfeilen im linken Plot markiert. Es ist deutlich zu sehen, dass diese Arbeitsplätze auch in den anderen humanzentrierten Optimierungen durch hohe regelmäßige Belastungen hervorstechen. Es ist davon auszugehen, dass diese Arbeitsplätze ein Bottleneck bilden. Hier müssen für viele Produkte aufwendige Tätigkeiten durchgeführt werden, sodass die Belastung nur schwer zu senken ist. Sieht man von diesen Zeilen ab, scheint die Minimierung der Varianz die besten Ergebnisse an den anderen Arbeitsplätzen zu liefern. Hier gibt es nur wenige Werte außerhalb der markierten Arbeitsplätze, welche nicht nahe an der optimalen Belastung liegen.

Bild 6 zeigt die Verteilung der Verspätung in den vier Lösungen, die bereits in **Bild 5** gezeigt wurden.

In Grau ist die Planung rein nach Termin zu sehen. Die farbigen Linien zeigen die Ergebnisse unter Berücksichtigung eines humanzentrierten Ziels sowie der Pünktlichkeit. Alle drei human-

zentrierten Planungen lassen zu, dass Produkte deutlich zu spät sind. Eine Planung rein nach Termin zeigt hier erwartungsgemäß eine höhere Liefertreue. Untereinander unterscheiden sich die Planungen mit humanzentrierten Zielen kaum hinsichtlich der Verteilung der Verspätung.

5 Zusammenfassung und Diskussion

Dieser Beitrag behandelt eine kapazitätsorientierte Ablaufplanung von parallelen Transferstraßen unter Berücksichtigung neuartiger humanzentrierter Zielstellung. Vor allem konnten drei humanzentrierte Zielgrößen erarbeitet werden. Die zur Berechnung notwendigen Informationen sind lediglich die Arbeitszeit pro Produkt und MTM-Zeiten. Beide Informationen sind in vielen Unternehmen bereits verfügbar. Somit können die vorgestellten Zielfunktionen ohne großen Mehraufwand in bestehende Planungsheuristiken eingebunden werden. Im Anschluss wurde die Zielfunktion zusammen mit einem betriebswirtschaftlichen Ziel als multikriterielle Zielfunktion verwendet.

Auf Grundlage von echten Probleminstanzen bei der Firma Isringhausen konnte das Potenzial im Anwendungsfall aufgezeigt werden. In den getesteten Probleminstanzen konnten Belastungsspitzen deutlich reduziert werden. So wird ein Mehrwert für die Beschäftigten im Anwendungsfall sichergestellt, ohne dass andere betriebswirtschaftliche Ziele in Mitleidenschaft geraten. Zudem kann für interessierte Unternehmen mit ähnlicher Fragestellung eine klare Handlungsempfehlung bezüglich der Algorithmen ausgesprochen werden. Ein moderner genetischer Algorithmus hat in den Experimenten die kleinste Varianz und im Median eine gute Lösungsqualität gezeigt.

Der Beitrag legt damit das Fundament für die humanzentrierte Produktionsplanung von parallelen Transferstraßen und zeigt wie diese unkompliziert mit modernen Verfahren durchgeführt werden kann. Zur weiteren Validierung des Ansatzes sollten die Effekte des neuen Planungsparadigmas auf den Stress und die Zufriedenheit erhoben und bewertet werden. Die vorgestellte Methodik verlässt sich auf MTM-Zeiten als Indikator für die Stressbewertung. So kann nur Zeitdruck als Stressfaktor erfasst werden, zwischen anstrengenden oder weniger anstrengenden Tätigkeiten kann nicht unterschieden werden.

In weiteren Arbeiten sollte dieses Maß daher um ergonomische Faktoren erweitert werden, um ein differenzierteres Bild der Belastung zu erhalten. Auch sollte die Methode in zukünftigen Studien auf komplexere Szenarien, andere Produktionstypen und auf Basis weiterer Nachhaltigkeitsfaktoren übertragen werden. So kann beispielsweise untersucht werden, wie eine humanzentrierte Optimierung in flexiblen Werkstattorganisationen oder unter Berücksichtigung von Unsicherheiten durchgeführt werden kann. Schwankende Bearbeitungszeiten oder dynamische Ereignisse wie Störungen können in der Planung robuster Realweltprozesse mit menschlicher Beteiligung eine entscheidende Nebenbedingung darstellen. Um dies abzubilden, könnten zukünftige Forschungsarbeiten realistische Simulationsmodelle in die Optimierungsverfahren integrieren. In diesem Zusammenhang ist auch die Balancierung mit weiteren ökologischer Metriken wie zum Beispiel Energieeffizienz zu untersuchen. Relevanz hat auch die Frage, wie anstelle von Stammdaten die Planungsparameter situativ und präzise vorhergesagt werden können, um noch bessere Planungsergebnisse zu erhalten.

Literatur

- [1] Günther, H.-O.: Produktion und Logistik. Berlin: Springer-Verlag 2005
- [2] Boes, A.; Ziegler, A.: Umbruch in der Automobilindustrie. Analyse der Strategien von Schlüsselunternehmen an der Schwelle zur Informationsökonomie. Stand: 2021. Internet: <https://idguzda.de/wp-content/uploads/2021/06/Forschungsreport-Umbruch-in-der-Automobilindustrie.pdf>. Zugriff am 20.04.2023
- [3] Büchler, J.-P. (Hrsg.): Fallstudienkompendium Hidden Champions. Innovationen für den Weltmarkt. Wiesbaden: Springer Fachmedien 2018
- [4] Lindner, D.: KMU im digitalen Wandel. Ergebnisse empirischer Studien zu Arbeit, Führung und Organisation. Wiesbaden: Springer Gabler 2019
- [5] Naderi, B.; Ruiz, R.: The distributed permutation flowshop scheduling problem. *Computers & Operations Research* 37 (2010) 4, pp. 754–768
- [6] Ali, A.; Gajpal, Y.; Elmekawy, T. Y.: Distributed permutation flowshop scheduling problem with total completion time objective. *OPSEARCH* 58 (2021) 2, pp. 425–447
- [7] Bargaoui, H.; Belkahlia Driss, O.; Ghédira, K.: A novel chemical reaction optimization for the distributed permutation flowshop scheduling problem with makespan criterion. *Computers & Industrial Engineering* 111 (2017), pp. 239–250
- [8] Lin, S.-W.; Ying, K.-C.; Huang, C.-Y.: Minimising makespan in distributed permutation flowshops using a modified iterated greedy algorithm. *International Journal of Production Research* 51 (2013) 16, pp. 5029–5038
- [9] Gao, J.; Chen, R.: A hybrid genetic algorithm for the distributed permutation flowshop scheduling problem. *International Journal of Computational Intelligence Systems* 4 (2011) 4, pp. 497–508
- [10] Zhang, G.; Xing, K.: Differential evolution metaheuristics for distributed limited-buffer flowshop scheduling with makespan criterion. *Computers & Operations Research* 108 (2019), pp. 33–43
- [11] Guo, H.; Sang, H.; Zhang, B. et al.: An effective metaheuristic with a differential flight strategy for the distributed permutation flowshop scheduling problem with sequence-dependent setup times. *Knowledge-Based Systems* 242 (2022), #108328
- [12] Li, W.; Li, J.; Gao, K. et al.: Solving robotic distributed flowshop problem using an improved iterated greedy algorithm. *International Journal of Advanced Robotic Systems* 16 (2019) 5, doi.org/10.1177/1729881419879819
- [13] Perez-Gonzalez, P.; Framinan, J. M.: A review and classification on distributed permutation flowshop scheduling problems. *European Journal of Operational Research* (2023) [in press], doi.org/10.1016/j.ejor.2023.02.001
- [14] Katoch, S.; Chauhan, S. S.; Kumar, V.: A review on genetic algorithm: past, present, and future. *Multimedia tools and applications* 80 (2021) 5, pp. 8091–8126
- [15] Gendreau, M.; Potvin, J.-Y. (eds.): *Handbook of metaheuristics*. New York: Springer Cham 2010, doi.org/10.1007/978-3-319-91086-4
- [16] Blank, J.; Deb, K.: *Pymoo: Multi-Objective Optimization in Python*. *IEEE Access* 8 (2020), pp. 89497–89509



Lukas Vollenkemper 
Foto: Autor

Felix Grumbach 

Martin Kohlhase

Pascal Reusch 

Fachhochschule Bielefeld Center
for Applied Data Science
Schulstr. 10, 33330 Gütersloh
Tel. +49 5241 / 21143-85
lukas.vollenkemper@fh-bielefeld.de
oder felix.grumbach@fh-bielefeld.de
www.hsbi.de/ium/cfads/en

LIZENZ



Dieser Fachaufsatz steht unter der Lizenz Creative Commons
Namensnennung 4.0 International (CC BY 4.0)