

# **Simulationsbasierte Konfiguration der Stationen von Matrix-Produktionssystemen**

## ***Simulation-based Configuration of Working Stations in Matrix-Structured Manufacturing Systems***

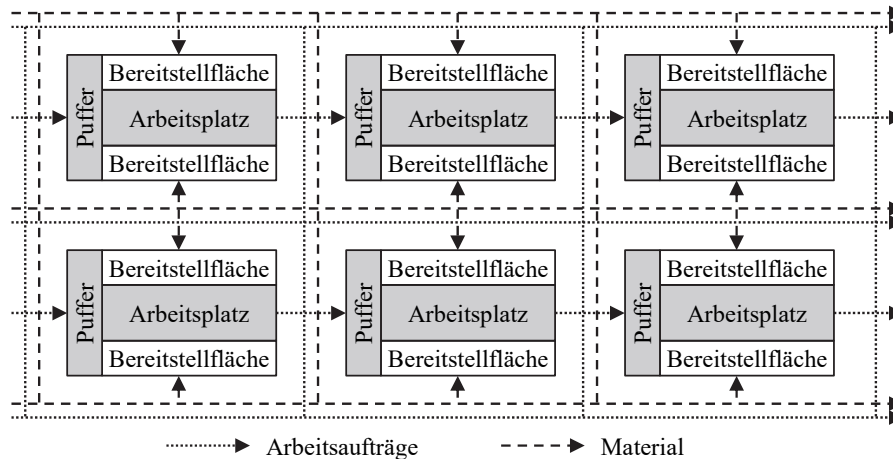
Sven Völker, Richard Verbeet, Technische Hochschule Ulm, Ulm (Germany),  
sven.voelker@thu.de, richardverbeet@yahoo.de

**Abstract:** When designing matrix-structured manufacturing systems, it must be determined which station should be equipped with which capabilities. This paper shows how this planning task can be solved by means of simulation-based optimization. Simulation experiments show the effectiveness of the method and the influence of the assignment of capabilities to stations on the performance of these systems. An analytical model for configuring matrix-structured manufacturing systems is proposed and used for comparison.

## **1 Einleitung**

Für die Montage von variantenreichen Produkten in hohen Stückzahlen sind getaktete Variantenfließlinien üblich. Dieses Konzept stößt bei wachsender Produktvarianz und sich im laufenden Betrieb veränderndem Produktmix an seine Grenzen. Seit einigen Jahren wird das Konzept der Matrix-Produktion (Matrix-Structured Manufacturing Systems, MSMS) als Alternative diskutiert (Greschke 2016). MSMS sind flexible Fertigungssysteme (ElMaraghy 2005), bei denen die Arbeitsstationen in Form einer Matrix angeordnet sind und die Werkstücke mittels fahrerloser Transportfahrzeuge zwischen den Arbeitsstationen transportiert werden (Abb. 1). Die Arbeitsstationen in MSMS sind nicht auf die Ausführung bestimmter Arbeitsgänge festgelegt, sondern können ohne Rüstaufwand flexibel eingesetzt werden (ElMaraghy 2005).

Die Gestaltung von MSMS erfordert neue Entwurfsmethoden (Filz et al. 2019, Kern et al. 2016). Von besonderem Interesse ist dabei die Frage, welche Stationen zur Ausführung welcher Arbeitsgänge ausgerüstet werden sollen: Es ist weder erforderlich noch praktikabel, sämtliche Stationen zur Ausführung aller Arbeitsgänge zu befähigen, da die Ausstattung Flächen verbraucht und Kosten verursacht.



**Abbildung 1:** Struktur eines MSMS (vgl. Filz et al. 2019)

Bisherige Arbeiten zu MSMS konzentrieren sich häufig auf die operative Steuerung: Müller und Schmitt (2020) betrachten den Einfluss der Auftragsfreigabe, Ranke und Bauernhansl (2021) untersuchen verschiedene Bestellverfahren und Bányai et al. (2019) schlagen eine Heuristik für die Logistikplanung vor. Mehrere Arbeiten behandeln maschinelles Lernen im Kontext der Steuerung von MSMS (Göppert et al. 2020, Hofmann et al. 2020, May et al. 2021). Regelmäßig wird die Methode der Materialflusssimulation angewandt, um die Dynamik von MSMS zu analysieren (Schönemann et al. 2015, Filz et al. 2020).

Im Gegensatz zu Fragen der operativen Steuerung wurde das Problem der Verteilung von Fähigkeiten auf Arbeitsstationen bisher kaum untersucht. Burggräf et al. (2020) schlagen dafür ein kapazitätsbasiertes Verfahren vor, das sich durch eine detaillierte Modellierung von Fähigkeiten und ihre Zusammenfassung zu Fähigkeitsprofilen auszeichnet. Die Fähigkeitsprofile werden den Stationen manuell zugeordnet.

Der vorliegende Beitrag untersucht die Auswirkung der statischen Zuordnung von Fähigkeiten zu Arbeitsstationen auf die Leistungsfähigkeit eines MSMS und stellt ein Zuordnungsverfahren auf der Basis simulationsbasierter Optimierung vor.

## 2 Problembeschreibung

Grundlage der Auslegung eines MSMS sind Annahmen über die in einer Periode zu fertigenden Mengen von Produkten und Produktvarianten sowie über die zugehörigen Arbeitspläne. Die Arbeitspläne legen die Dauer jedes Arbeitsgangs und die zu seiner Ausführung benötigte Fähigkeit fest. Unter „Fähigkeit“ wird das Vorhandensein aller für das Ausführen eines Arbeitsgangs erforderlichen Werkzeuge, Betriebsmittel und Mitarbeiterqualifikationen verstanden. Es wird angenommen, dass jeder Arbeitsgang genau eine Fähigkeit erfordert. Mehrere Arbeitsgänge können dieselbe Fähigkeit erfordern, aber unterschiedlich lange dauern.

Als Vorbereitung zur Lösung des Planungsproblems werden in einer statischen Analyse der gegebenen Daten eine Unterschranke für die Gesamtzahl benötigter Arbeitsstationen berechnet und für jede Fähigkeit ermittelt, wie viele Stationen

mindestens mit dieser Fähigkeit ausgestattet werden müssen. Auf der Grundlage dieser unteren Schranken wird festgelegt, aus wie vielen Stationen das MSMS bestehen soll und wie viele Stationen jeweils mit den einzelnen Fähigkeiten ausgestattet werden sollen. In diese Festlegung fließen Erwägungen zur angestrebten Auslastung und zur funktionalen Redundanz der Stationen ein.

Nun ist ein ganzzahliges Optimierungsproblem zu lösen: Gegeben sind eine Menge von Arbeitsstationen  $M$  sowie eine Menge von Fähigkeiten  $S$ . Die binären Entscheidungsvariablen  $x_{m,s}$  geben an, ob eine Station  $m \in M$  über die Fähigkeit  $s \in S$  verfügt ( $x_{m,s} = 1$ ) oder nicht ( $x_{m,s} = 0$ ). Dabei gelten folgende Nebenbedingungen:

$$\sum_{s \in S} x_{m,s} \leq s_{\max} \quad \forall m \in M \quad (1)$$

$$\sum_{m \in M} x_{m,s} = n_s \quad \forall s \in S \quad (2)$$

Die erste Nebenbedingung (Gl. 1) begrenzt die Anzahl der Fähigkeiten, mit denen eine Station ausgestattet werden kann, auf einen Maximalwert  $s_{\max}$ . Die zweite Nebenbedingung (Gl. 2) stellt sicher, dass die Anzahl der mit der Fähigkeit  $s$  ausgestatteten Stationen der Vorgabe  $n_s$  entspricht. Der Wert von  $n_s$  ist dabei proportional zur Nachfrage nach dieser Fähigkeit, die aus dem Produktionsprogramm resultiert. Dadurch soll erreicht werden, dass keine Fähigkeit zum Engpass für das gesamte System wird.

Eine optimale Auslegung des MSMS ermöglicht einen maximalen Durchsatz bzw. eine maximale Kapazitätsauslastung. Wird ein konkreter Auftragsbestand betrachtet, entspricht das einer Minimierung des spätesten Fertigstellungszeitpunkts aller Aufträge (Gesamtdurchlaufzeit). Alle drei Größen hängen nicht nur von der Auslegung des MSMS, sondern auch von der operativen Steuerung ab. Zudem müssen in vielen Anwendungsfällen stochastische Einflüsse berücksichtigt werden, insbesondere schwankende Bearbeitungszeiten, aber auch das Ausfallverhalten der Stationen. Daher wird die Zielfunktion durch ein Simulationsmodell des MSMS repräsentiert. Dieses Modell bildet die Grundlage für eine simulationsbasierte Optimierung.

Um die Güte der simulationsbasierten Optimierung einschätzen zu können, wird zum Vergleich ein analytisches Modell mit folgender Zielfunktion gelöst:

$$\min \left| \sum_{m \in M} x_{m,s} \cdot n_s - \frac{1}{|S|} \sum_{s \in S} n_s \right| \quad (3)$$

Die Zielfunktion beruht auf folgender Überlegung: Für jede Station  $m$  kann ein Redundanzgrad

$$R_m = \sum_{s \in S} x_{m,s} \cdot n_s \quad (4)$$

angegeben werden, der die Häufigkeit beschreibt, mit der die Fähigkeiten der Station  $m$  im MSMS insgesamt vorkommen. Selten vorhandene Fähigkeiten sollen nicht durch Aufträge blockiert werden, die diese Fähigkeiten nicht benötigen. Deshalb sollen alle Stationen einen ähnlichen Redundanzgrad aufweisen. Daher minimiert die Zielfunktion (Gl. 3) die mittlere absolute Abweichung des Redundanzgrads  $R_m$  vom mittleren Redundanzgrad

$$\bar{R}_m = \frac{1}{|S|} \sum_{s \in S} n_s. \quad (5)$$

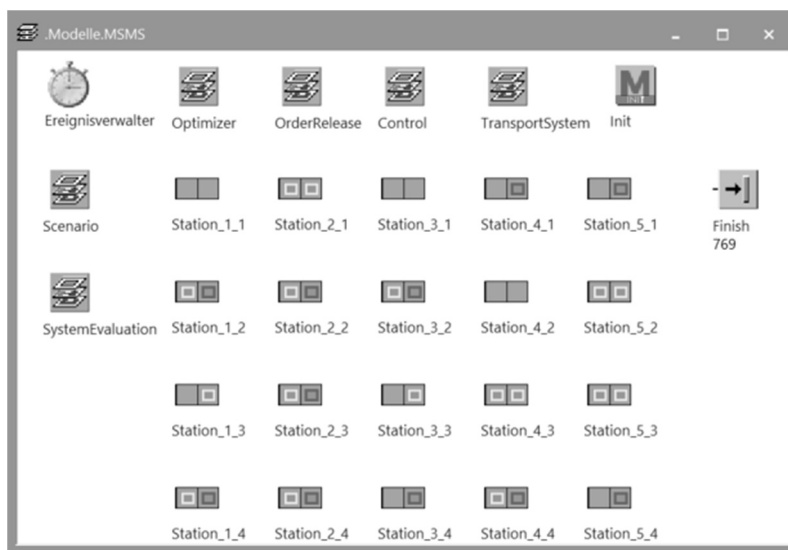
Allerdings fließen wichtige Aspekte bei der Auslegung von MSMS nicht in die Zielfunktion ein: Insbesondere wird nicht angestrebt, Fähigkeiten, die häufig in aufeinanderfolgenden Arbeitsgängen benötigt werden, auf denselben Stationen zu bündeln oder zumindest räumlich benachbarten Stationen zuzuordnen. Es ist daher damit zu rechnen, dass eine simulationsbasierte Optimierung zu besseren Ergebnissen führt als das analytische Modell.

### 3 Simulationsmodell und Optimierungsverfahren

Die folgenden Abschnitte beschreiben das Simulationsmodell (Abb. 2) sowie das Optimierungsverfahren zur Konfiguration der Stationen von MSMS.

#### 3.1 Simulation von MSMS

Ein MSMS dient der Herstellung einer definierten Menge von Produkten. Jedes Produkt besitzt einen produktspezifischen Arbeitsplan, der eine Folge von Arbeitsgängen beschreibt. Für die Ausführung eines Arbeitsgangs wird jeweils eine bestimmte Fähigkeit benötigt. Die Arbeitsgänge müssen in der Reihenfolge ausgeführt werden, in der sie im Arbeitsplan definiert sind.



**Abbildung 2:** Simulationsmodell eines MSMS in Plant Simulation

Aufträge werden durch bewegliche Elemente dargestellt. Jeder Auftrag verlangt die Herstellung einer Einheit eines bestimmten Produkts. Die Aufträge werden vom Baustein *OrderRelease* freigegeben, der eine CONWIP-Steuerung realisiert.

Die *Station* repräsentiert eine Arbeitsstation innerhalb des MSMS. Jede Station besteht aus einem Puffer, der maximal einen Produktionsauftrag aufnimmt, sowie

einem Arbeitsplatz, an dem jeweils ein Auftrag bearbeitet werden kann. Der Arbeitsplatz verfügt über mehrere Fähigkeiten. Rüstzeiten beim Wechsel der eingesetzten Fähigkeit fallen nicht an, da MSMS als Spezialfall flexibler Fertigungssysteme betrachtet werden. Trifft ein Auftrag an einem Arbeitsplatz ein, wird geprüft, ob mit den vorhandenen Fähigkeiten mehrere aufeinanderfolgende Arbeitsgänge ausgeführt werden können. Ist dies der Fall, wird diese Möglichkeit genutzt, um die Anzahl der Transporte zu minimieren.

Nach Abschluss der Bearbeitung eines Auftrags an einem Arbeitsplatz wird die zentrale Steuerung *Control* aufgerufen. Sie identifiziert alle aktuell transportfähigen Aufträge, ermittelt jeweils die Stationen, die den nächsten Arbeitsgang ausführen könnten, wählt eine Station aus und erteilt dem *TransportSystem* die entsprechenden Transportaufträge. Transportfahrzeuge werden im Modell nicht explizit abgebildet, da angenommen wird, dass jedes Werkstück dauerhaft von einem Transportfahrzeug begleitet wird oder sich selbstständig bewegen kann (Burggräf et al. 2020). Die Transportzeit ergibt sich aus der Manhattan-Distanz zwischen den Arbeitsstationen und der Transportgeschwindigkeit. Ein Transport beginnt erst, wenn der Pufferplatz der Zielstation frei ist. Falls nach Beendigung eines Arbeitsgangs keine geeignete Nachfolgestation aufnahmefähig ist, verbleibt der Auftrag auf dem Arbeitsplatz und blockiert diesen, bis ein Transport möglich ist.

Sind für den nächsten Arbeitsgang mehrere Stationen verfügbar, muss eine Auswahl getroffen werden. Im Modell sind dafür folgende Prioritätsregeln implementiert:

- *Höchster Redundanzgrad*: Es wird die Station mit dem höchsten Redundanzgrad  $R_m$  (Gl. 4) gewählt. Bei Gleichwertigkeit wird als zweites Kriterium die minimale Transportentfernung herangezogen. Diese Regel zielt darauf ab, seltene Fähigkeiten nicht zu blockieren.
- *Niedrigste Auslastung*: Es wird die Station gewählt, die im bisherigen Simulationsverlauf am niedrigsten ausgelastet wurde. Diese Regel strebt an, die Stationen durch die zugewiesenen Aufträge gleichmäßig zu belasten.

Die Architektur von MSMS schließt das Auftreten von Verklemmungen nicht aus. Es gibt Situationen, in denen ein Auftrag nach der Bearbeitung an einer Station nicht an eine andere Station abgegeben werden kann, weil die Puffer aller geeigneten Stationen belegt sind. Sind diese Stationen ebenfalls blockiert und resultiert daraus eine zyklische Blockade, entsteht eine Verklemmung. Die Steuerung *Control* erkennt Verklemmungen und löst sie auf, indem alle beteiligten Aufträge gleichzeitig zur jeweiligen Nachfolgestation transportiert werden. Dabei wird unterstellt, dass das Transportsystem verklemmungsfrei arbeitet.

Der Simulationsanwender definiert das zu untersuchende *Scenario* durch die Angabe der folgenden Parameter:

- Layout und Transportsystem (Anzahl und Abstände der Stationen, Anzahl der Fähigkeiten pro Station, Transportgeschwindigkeit)
- Produktionsprogramm (Anzahl der Fähigkeiten im System, Anzahl und Nachfragewahrscheinlichkeiten der Produkte, Eigenschaften der produktspezifischen Arbeitspläne)
- Anzahl der Produktionsaufträge
- Operative Steuerung (Höhe des Umlaufbestands für die CONWIP-Regelung, Prioritätsregel zur Auswahl der Folgestation)

Zu einem Layout können verschiedene Produktionsprogramme und zu einem Produktionsprogramm mehrere Auftragsbestände existieren. Der Baustein *Scenario* generiert das Layout und die Auftragsdaten auf Basis der gegebenen Parameter.

### 3.2 Simulationsbasierte Optimierung

Ziel der simulationsbasierten Optimierung ist es, die Fähigkeiten so auf die Arbeitsstationen zu verteilen, dass die Gesamtdurchlaufzeit zur Bearbeitung eines gegebenen Auftragsbestands minimiert wird. Der Baustein *Optimizer* realisiert dafür eine Kombination aus Tabu Search und Simulated Annealing (Chopard und Tomassini 2018): Zu Beginn eines Optimierungslaufs wird zunächst eine zulässige Verteilung der Fähigkeiten auf die Stationen als Startlösung generiert. Ausgehend von der Startlösung werden iterativ neue Lösungen durch lokale Veränderungen erzeugt. Bei jeder lokalen Veränderung werden zufällig zwei Stationen gewählt und zwei ebenfalls zufällig gewählte Fähigkeiten zwischen den Stationen ausgetauscht. Falls die so entstandene Lösung in einer mitgeführten Tabu-Liste der zuletzt untersuchten Lösungen enthalten ist, wird sie verworfen. Andernfalls wird in einem Simulationslauf die Güte der Lösung – also die Gesamtdurchlaufzeit des Auftragsbestands – ermittelt und die stochastische Akzeptanzregel von Simulated Annealing angewandt. Die Optimierung endet, wenn eine gegebene Anzahl aufeinanderfolgender Iterationen keine Verbesserung erreicht.

## 4 Simulationsstudie zur Auslegung von MSMS

Das analytische Modell zur Auslegung von MSMS wurde in CPLEX Optimization Studio 12.8.0 realisiert und das Verfahren zur simulationsbasierten Optimierung in Tecnomatix Plant Simulation 16.0.3 umgesetzt.

### 4.1 Untersuchte Szenarien

Gegenstand der Untersuchung ist ein MSMS mit 20 Stationen, die in einem 4×5-Raster mit einem Rasterabstand von 5 m angeordnet sind. Die Transporte erfolgen mit einer Geschwindigkeit von 1,5 m/s. Das MSMS stellt 10 verschiedene Produkte her, die mit gleicher Wahrscheinlichkeit nachgefragt werden. Insgesamt verfügt das MSMS über 20 verschiedene Fähigkeiten, wobei jede Station 4 Fähigkeiten besitzt.

Die Arbeitspläne der Produkte umfassen jeweils 10 Arbeitsgänge. Da sich die in einem Produktionssystem hergestellten Produkte technologisch meist ähneln, werden die produktspezifischen Arbeitspläne folgendermaßen generiert: Als Vorlage dient eine zufällige Sequenz von 10 Fähigkeiten. Ein produktspezifischer Arbeitsplan entsteht, indem die Vorlage an zwei zufällig gewählten Stellen modifiziert wird, d. h. zwei der benötigten Fähigkeiten werden durch andere ersetzt. Dabei wird sichergestellt, dass jede Fähigkeit des MSMS mindestens von einem Produkt in Anspruch genommen wird. Die Bearbeitungszeiten der Arbeitsgänge sind Erlang-verteilt mit einem Mittelwert von 60 s und einer Standardabweichung von 20 s. In jedem Simulationslauf wird die Bearbeitung von 1.000 Produktionsaufträgen simuliert. Die Zufallszahlen für die Bearbeitungszeiten sind in den auftragsspezifischen Arbeitsplänen hinterlegt, so dass sich verschiedene Simulationsläufe mit unterschiedlichen Auslegungen des MSMS in dieser Hinsicht nicht unterscheiden.

Insgesamt wurden 10 Szenarien erzeugt. Für jedes Szenario wurden 500 zufällige Auslegungen generiert, eine Auslegung mit dem analytischen Modell bestimmt und 10 Auslegungen durch Simulated Annealing ermittelt.

Einige Parameter wurden in Voruntersuchungen festgelegt und in den Simulationsexperimenten nicht variiert. Für die CONWIP-Steuerung hat sich ein Umlaufbestand von 30 Aufträgen als geeignet erwiesen. Der Temperatur-Parameter von Simulated Annealing wird mit dem Zielfunktionswert der Startlösung initialisiert und in jeder Iteration um 0,5 % reduziert. Die Tabu-Liste umfasst die letzten 100 Lösungen. Die Optimierung wird nach 200 Iterationen ohne Verbesserung abgebrochen.

## 4.2 Simulationsergebnisse

Tabelle 1 zeigt die Gesamtdurchlaufzeiten für die Erfüllung der Produktionsaufträge unter Verwendung der Auslegungen, die mit den verschiedenen Verfahren jeweils bei Einsatz beider Prioritätsregeln bestimmt wurden. Für die zufällige Auslegung und Simulated Annealing wird jeweils der Mittelwert aus 500 bzw. 10 Simulationsläufen angegeben. Die von Simulated Annealing gefundenen Auslegungen sind im Durchschnitt über alle Szenarien und beide Steuerstrategien etwa 10 % besser als die mittlere zufällige Auslegung. Das analytische Modell hat sich dagegen nicht bewährt: Die mit diesem Modell erzeugten Auslegungen sind eher schlechter als zufällig gewählte Auslegungen.

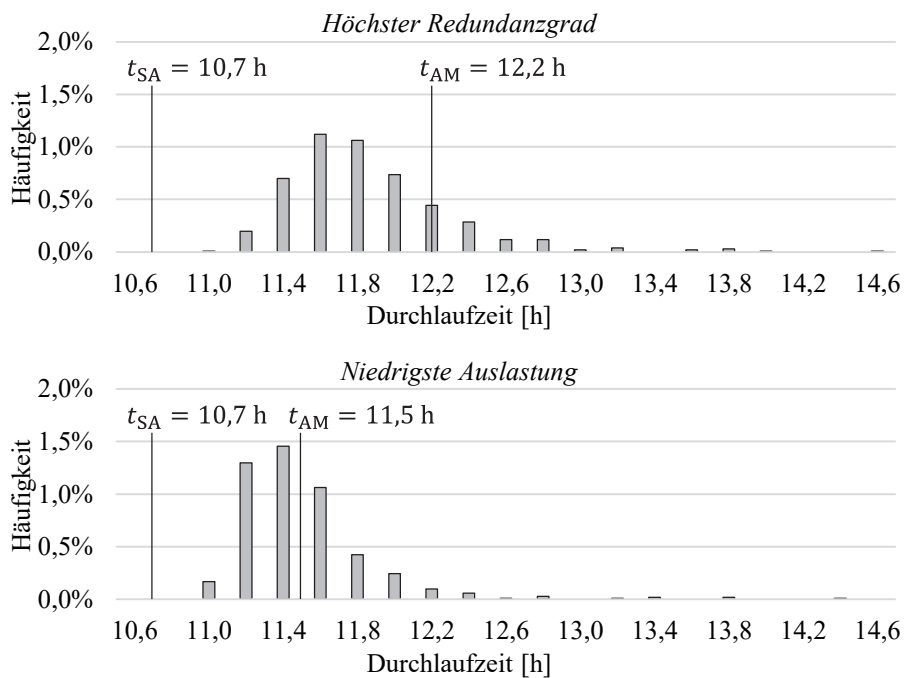
**Tabelle 1:** Simulationsergebnisse: Gesamtdurchlaufzeit (hh:mm)

Szenario	Höchster Redundanzgrad			Niedrigste Auslastung		
	Zufällige Auslegung	Analytisches Modell	Simulated Annealing	Zufällige Auslegung	Analytisches Modell	Simulated Annealing
1	11:46	12:10	10:40	11:24	11:30	10:45
2	12:47	13:23	11:06	12:46	12:38	11:27
3	11:43	12:08	11:02	11:42	11:49	11:13
4	13:43	17:47	11:25	12:36	12:37	11:25
5	12:35	13:58	10:57	12:17	12:43	10:50
6	11:31	11:55	10:51	11:31	11:38	10:59
7	12:37	12:48	11:20	12:21	12:35	11:19
8	12:56	14:47	11:04	12:30	12:44	11:06
9	13:38	14:22	11:56	14:13	14:58	12:11
10	11:60	13:01	10:54	11:47	12:06	10:58
∅	12:32	13:38	11:07	12:19	12:32	11:13

Wird die mittlere Gesamtdurchlaufzeit über alle Szenarien betrachtet, haben die Prioritätsregeln nur geringen Einfluss auf die Güte der Auslegungen, die zufällig erzeugt oder von Simulated Annealing gefunden wurden. Das könnte ein Indiz dafür sein, dass Auslegungen vergleichsweise unabhängig von den Regeln zur operativen Steuerung von MSMS festgelegt werden können. Allerdings gilt dies nur in der

Gesamtbetrachtung, für einzelne Szenarien liefern die beiden Prioritätsregeln durchaus unterschiedliche Ergebnisse. Auch die Resultate für das analytische Modell deuten in eine andere Richtung: Bei diesen Auslegungen hat ein Wechsel der Prioritätsregel deutliche Auswirkungen auf die Systemleistung.

Abbildung 3 zeigt exemplarisch für ein Szenario die Verteilung der Zielfunktionswerte für die zufällig gewählten Auslegungen des MSMS. Zum Vergleich sind die Zielfunktionswerte  $t_{AM}$  und  $t_{SA}$  für Auslegungen, die durch das analytische Modell (AM) und von Simulated Annealing (SA) gefunden wurden, eingetragen. Simulated Annealing liefert stabil gute Auslegungen: Der Variationskoeffizient des Zielfunktionswerts aus den 10 Optimierungsläufen liegt im Durchschnitt aller Szenarien bei 1,2 %. Daher ist in Abbildung 3 nur die mittlere Güte dieser 10 Auslegungen eingetragen.



**Abbildung 3:** Verteilung der Gesamtdurchlaufzeit der Auslegungen für ein Szenario

Die Prioritätsregel *Niedrigste Auslastung* führt tendenziell zu etwas kürzeren Gesamtdurchlaufzeiten als die Regel *Höchster Redundanzgrad*, wobei die von Simulated Annealing gefundenen Auslegungen robust gegenüber der Steuerstrategie sind. Demgegenüber sind die mit dem analytischen Modell gefundenen Auslegungen sehr empfindlich gegenüber der eingesetzten Prioritätsregel. Daraus ist zu schließen, dass der im analytischen Modell nicht berücksichtigte Aspekt der Häufung bestimmter Abfolgen von Fähigkeiten in den Arbeitsplänen und damit die Möglichkeit der



Bündelung aufeinanderfolgender Arbeitsgänge auf derselben Station für die Auslegung von MSMS eine wesentliche Rolle spielt. Dieses Optimierungsziel wird von Simulated Annealing implizit berücksichtigt.

Abbildung 4 zeigt beispielhaft für ein Szenario die Auslastung der Stationen für eine Auslegung, die mit dem analytischen Modell festgelegt wurde, sowie für die beste mit Simulated Annealing gefundene Konfiguration. Obwohl das analytische Modell die Fähigkeiten so auf die Stationen verteilt, dass eine gleichmäßige Auslastung der Stationen begünstigt wird, verteilt nur die Prioritätsregel *Niedrigste Auslastung* die Arbeit tatsächlich gleichmäßig auf die Stationen, während die Prioritätsregel *Höchster Redundanzgrad* zu einer deutlichen Ungleichverteilung führt. Die von Simulated Annealing gefundene Konfiguration liefert für beide Prioritätsregeln nahezu gleich gute Ergebnisse (mittlere Auslastung von 77,6 % für *Höchster Redundanzgrad* bzw. 77,0 % für *Niedrigste Auslastung*). Demgegenüber ist die analytisch ermittelte Konfiguration empfindlicher gegenüber der Prioritätsregel (mittlere Auslastung 67,0 % für *Höchster Redundanzgrad* bzw. 74,5 % für *Niedrigste Auslastung*).

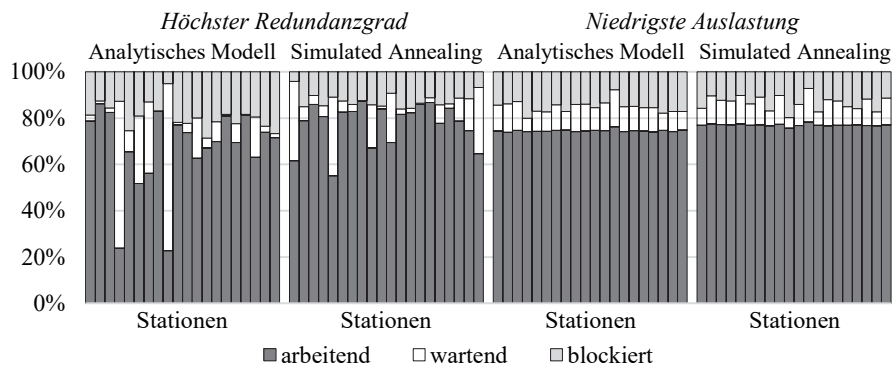


Abbildung 4: Einfluss der Steuerstrategie auf die Auslastung der Stationen

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

Der Beitrag untersucht den Einfluss der Verteilung von Fähigkeiten auf die Stationen von MSMS auf die Leistungsfähigkeit derartiger Systeme und stellt ein Verfahren zur simulationsbasierten Konfiguration der Stationen von MSMS vor. Das Verfahren wurde in Tecnomatix Plant Simulation realisiert und in Simulationsexperimenten getestet. Es konnte gezeigt werden, dass das Verfahren zuverlässig Auslegungen findet, die zufällige Systemkonfigurationen deutlich übertreffen und robust gegenüber einem Wechsel zwischen den beiden betrachteten Prioritätsregeln zur Auftragsverteilung sind. Als Vergleich wurde ein mathematisches Modell zur Optimierung der Auslegung herangezogen, das sich jedoch nicht bewährt hat.

Der Beitrag bildet die Grundlage für Folgearbeiten, in denen unterschiedliche Steuerstrategien und die Auswirkungen von Materialbereitstellung und Rüstzeiten in MSMS betrachtet werden. Dabei ist auch eine Sensitivitätsanalyse hinsichtlich der charakteristischen Eigenschaften des MSMS, z. B. das Verhältnis von Transport- und Bearbeitungszeit, vorgesehen. Außerdem kann die zugrundeliegende Optimierung durch andere Zielfunktionen und weitere Nebenbedingungen, z. B. die eingeschränkte Kombinierbarkeit von Fähigkeiten, ergänzt werden.

## Literatur

- Bányai, Á.; Illés, B.; Glistau, E.; Coello Machado, N. I.; Tamás, P.; Manzoor, F.;  
Bányai, T.: Smart cyber-physical manufacturing: Extended and real-time optimization of logistics resources in matrix production. In: *Applied Sciences* 9 (2019) 7.
- Burggräf, P.; Dannapfel, M.; Adlon, T.; Kahmann, H.; Schukat, E.; Keens, J.: Capability-based assembly design: An approach for planning an agile assembly system in automotive industry. In: *Procedia CIRP* 93 (2020), S. 1206-1211.
- Chopard, B.; Tomassini, M.: *An Introduction to Metaheuristics for Optimization*. Cham: Springer 2018.
- ElMaraghy, H. A.: Flexible and Reconfigurable Manufacturing Systems Paradigms. *International Journal of Flexible Manufacturing Systems* 17 (2005), S. 261-276.
- Filz, M.-A.; Gerberding, J.; Herrmann, C.; Thiede, S.: Analyzing different material supply strategies in matrix-structured manufacturing systems. In: *Procedia CIRP* 81 (2019), S. 1004–1009.
- Filz, M.-A.; Hermann, C.; Thiede, S.: Simulation-based Data Analysis to Support the Planning of Flexible Manufacturing Systems. In: *Simulation Notes Europe SNE* 30 (2020) 4, S. 131-137.
- Göppert, A.; Rachner, J.; Schmitt, R. H.: Automated scenario analysis of reinforcement learning controlled line-less assembly systems. In: *Procedia CIRP* 93 (2020), S. 1091–1096.
- Greschke, P.: *Matrix-Produktion als Konzept einer taktunabhängigen Fließfertigung*. Dissertation Technische Universität Braunschweig, Institut für Werkzeugmaschinen und Fertigungstechnik, Essen: Vulkan 2016.
- Hofmann, C.; Krahe, C.; Stricker, N.; Lanza, G.: Autonomous production control for matrix production based on deep Q-learning. In: *Procedia CIRP* 88 (2020), S. 25–30.
- Kern, W.; Rusitschka, F.; Bauernhansl, T.: Planning of workstations in a modular automotive assembly system. In: *Procedia CIRP* 57 (2016), S. 327–332.
- May, M. C.; Kiefer, L.; Kuhnle, A.; Stricker, N.; Lanza, G.: Decentralized Multi-Agent Production Control through Economic Model Bidding for Matrix Production Systems. In: *Procedia CIRP* 96 (2021), S. 3–8.
- Müller, D.; Schmitt, T. V.: Production planning in autonomous and matrix-structured assembly systems: Effects of similarity of precedence graphs on order release sequencing. In: *Procedia CIRP* 93 (2020), S. 1358–1363.
- Ranke, D.; Bauernhansl, T.: Evaluation of Material Supply Strategies in Matrix Manufacturing Systems. In: Weißgraeber, P.; Heieck, F.; Ackermann, C. (Hrsg.): *Advances in Automotive Production Technology – Theory and Application*. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg 2021, S. 80-88.
- Schönemann, M.; Herrmann, C.; Greschke, P.; Thiede, S.: Simulation of matrix-structured manufacturing systems. In: *Journal of Manufacturing Systems* 37 (2015) 1, S. 104–112.