

# Analyse und Optimierung stochastischer Fließproduktionssysteme mit begrenzter Materialverfügbarkeit unter Verwendung von Methoden des maschinellen Lernens

Insa Südbeck

Insa Südbeck

Analyse und Optimierung stochastischer  
Fließproduktionssysteme mit begrenzter  
Materialverfügbarkeit unter Verwendung  
von Methoden des maschinellen Lernens



# Danksagung

Diese Arbeit ist im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftliche Mitarbeiterin am Institut für Produktionswirtschaft an der Leibniz Universität Hannover entstanden. Ich habe am Institut eine sehr schöne Zeit verbracht und wurde von vielen tollen Menschen begleitet. Dafür möchte ich mich bedanken.

Insbesondere möchte ich mich bei meinem Doktorvater Prof. Dr. Stefan Helber bedanken, der mich motiviert, gefördert, aber auch gefordert hat. Ich durfte immer frei meiner Tätigkeit in Forschung und Lehre nachgehen, habe aber gleichzeitig immer Unterstützung erhalten. Weiterhin möchte ich mich bei meinem Zweitgutachter Prof. Dr. Justus Arne Schwarz für seine vielen hilfreichen Kommentare und Denkanstöße auf diversen Konferenzen und Workshops bedanken. Ich bedanke mich auch bei Prof. Dr. Philipp Sibbertsen für die Übernahme des Vorsitzes meiner Prüfungskommission sowie Dr. Levke Walten für die Beratung der Kommission.

Für die gemeinsame Forschungsarbeit möchte ich mich bei Dr. Carolin Kellenbrink, Dr. Julia Mindlina und Dr. André Schnabel bedanken. Die Zusammenarbeit hat mir sehr viel Spaß gemacht und die gemeinsamen intensiven Diskussionen haben diese Arbeit sehr bereichert. Zusätzlich möchte ich mich bei Dr. Stefan Bugow und Dr. Fabian Friese für die ausführliche inhaltliche und sprachliche Korrektur meines Manuskripts

bedanken. Durch ihr konstruktives Feedback hat diese Arbeit deutlich an Qualität gewonnen. Für die sprachliche Korrektur möchte ich mich auch bei meinen Eltern Andrea und Peter Südbeck bedanken.

Die Zeit am Institut war durch ein großes Miteinander und viel Unterstützung untereinander geprägt. Insbesondere bin ich Justine Broihan und Dr. Stefan Bugow für ihre Freundschaft und Hilfsbereitschaft dankbar. Durch ihre parallele Arbeit an ihren eigenen Dissertationen haben die beiden mich immer motiviert weiterzumachen. Ohne sie hätte ich diese Arbeit nicht so schnell fertiggestellt. Dafür bin ich ihnen sehr dankbar. Ich möchte mich bei allen ehemaligen Kolleginnen und Kollegen Justine Broihan, Dr. Stefan Bugow, Dr. Fabian Friese, Luise-Sophie Hoffmann, Ariane Kayser, Dr. Carolin Kellenbrink, Martin Klingebiel, Inka Nozinski, Niklas Pöch, Dr. Steffen Rickers, Dr. André Schnabel, Dr. Cinna Seifi und Sebastian Wegel für den kollegialen Zusammenhalt, die umfassende Unterstützung und auch die gemeinsamen Freizeitaktivitäten bedanken. Weiterhin möchte ich mich bei Silvia Bertuzies und Karen Strzys für das offene Ohr und die Unterstützung bei Verwaltungsangelegenheiten bedanken.

Ich möchte mich auch bei meiner Familie bedanken. Meine Mutter Andrea und mein Vater Peter haben mir den Wert von Bildung vorgelebt und mir das Studium überhaupt erst ermöglicht. Gemeinsam mit meinem Bruder Nils haben sie mich immer unterstützt. Meinem Partner Clemens Mehring möchte ich dafür danken, dass er immer an meiner Seite war und mich durch die Höhen und Tiefen dieser Arbeit begleitet hat.

Danke!

Hannover, Januar 2023

*Insa Südbeck*

# Kurzfassung

In dieser Arbeit wird die Analyse und Optimierung stochastischer Fließproduktionssysteme mit begrenzter Materialverfügbarkeit untersucht. Zur Durchsatzbewertung dieser Systeme werden zwei Verfahren basierend auf Machine Learning entwickelt. Einerseits wird ein rekurrentes neuronales Netz trainiert. Andererseits wird ein Artificial Neural Network zur Evaluation der Zwei-Maschinen-Systeme in einer Dekomposition verwendet. Beide Evaluationsverfahren sind in der Lage, Fließlinien verschiedener Länge schnell und präzise zu evaluieren.

Anschließend werden die Evaluationsverfahren in der Optimierung der Puffergrößen und der Materialversorgung verwendet. In dieser Arbeit werden zur Optimierung ein Simulated Annealing Ansatz und ein Gradientenverfahren untersucht. Beide Verfahren können entweder simultan oder sukzessiv durchgeführt werden.

Anhand der Ergebnisse lassen sich Verhaltensweisen der Systeme beobachten und entsprechende betriebswirtschaftliche Erkenntnisse ableiten. Durch die Evaluationsgeschwindigkeit sowie die heuristische Vorgehensweise in der Optimierung lassen sich schnell zahlreiche Systeme auswerten und als Grundlage für die Entscheidungsfindung nutzen.

**Schlüsselworte:** stochastische Fließlinien · begrenzte Materialverfügbarkeit · Machine Learning · rekurrente neuronale Netze · Dekomposition



# Abstract

This thesis presents the analysis and optimization of stochastic flow lines with limited material supply. Two methods based on machine learning are developed for the throughput evaluation of these systems. On the one hand, a Recurrent Neural Network is trained. On the other hand, an Artificial Neural Network is used to evaluate the two-machine systems in a decomposition. Both evaluation methods are able to evaluate flow lines of different lengths quickly and accurately.

The evaluation methods are used for the optimization of buffer capacities and material supply. In this work, a simulated annealing approach and a gradient search are investigated for optimization. Both methods can be performed either simultaneously or successively.

Based on the results, structural characteristics of the systems can be observed and corresponding managerial insights can be derived. Due to the evaluation speed as well as the heuristic approach in the optimization, numerous systems can be evaluated quickly and used as a basis for decision making.

**Key words:** stochastic flow lines · limited material supply · machine learning · recurrent neural networks · decomposition





# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b> .....	<b>1</b>
1.1	Gegenstand und Ziel der Arbeit .....	1
1.2	Aufbau der Arbeit .....	4
<b>2</b>	<b>Durchsatzbewertung zur Gestaltung von stochastischen Fließlinien mit begrenzter Materialverfügbarkeit</b> .....	<b>7</b>
2.1	Charakteristika und Verhalten des Systems .....	7
2.1.1	Zuverlässige Fließproduktionssysteme mit deterministischer Materialversorgung .....	7
2.1.2	Unzuverlässige Fließproduktionssysteme mit stochastischer Materialversorgung .....	15
2.2	Strategisches Entscheidungsproblem und Anwendung in der Industrie .....	20
2.3	Verfahren zur Durchsatzbewertung .....	23
2.3.1	Analytische Verfahren .....	23
2.3.1.1	Exakte analytische Verfahren .....	23
2.3.1.2	Dekompositionsverfahren .....	26
2.3.1.3	Aggregationsverfahren .....	28
2.3.2	Simulationsverfahren .....	30

2.4	Literatur zur Evaluation und Optimierung von Fließlinien mit begrenzter Materialverfügbarkeit . . . . .	31
<b>3</b>	<b>Maschinelles Lernen zur Approximation des Durchsatzes von stochastischen Fließlinien . . . . .</b>	<b>35</b>
3.1	Merkmale und Verfahren zur Regressionsrechnung mit maschinellem Lernen . . . . .	35
3.2	Künstliche Neuronale Netze zur Regression der Durchsatzfunktion . . . . .	40
3.2.1	Aufbau eines Artificial Neural Network (ANN) . . . . .	40
3.2.2	Training eines ANN . . . . .	43
3.2.3	Hyperparameteroptimierung . . . . .	48
3.3	Rekurrente Neuronale Netze (RNN) zur Regression der Durchsatzfunktion verschieden langer Linien . . . . .	50
3.3.1	Aufbau eines RNN . . . . .	50
3.3.2	Aufbau einer Gated Recurrent Unit (GRU) . . . . .	57
3.3.3	Bidirektionale RNN . . . . .	57
3.4	Literaturüberblick zur Verwendung von maschinellem Lernen zur Leistungsanalyse stochastischer Fließlinien . . . . .	62
<b>4</b>	<b>Rekurrente neuronale Netze zur Durchsatzanalyse von zuverlässigen Fließproduktionssystemen mit begrenzter Materialverfügbarkeit . . . . .</b>	<b>65</b>
4.1	Vorhersage der Produktionsrate mit RNN . . . . .	65
4.1.1	Konzeption des RNN . . . . .	65
4.1.2	Konfiguration des RNN . . . . .	66
4.2	Erzeugung der Trainingsdaten mit Orthogonal Latin Hypercube Sampling (OLHS) . . . . .	68
4.2.1	Konzept des OLHS . . . . .	68
4.2.2	Aufbau des Trainings- und Validierungsdatensatzes . . . . .	70
4.3	Numerische Ergebnisse . . . . .	74
4.3.1	Training des RNN . . . . .	74

4.3.2	Analyse der Vorhersagegenauigkeit von Linien unterschiedlicher Länge . . . . .	76
4.3.3	Analyse des Vorhersagefehlers . . . . .	78
4.3.4	Analyse der Vorhersagegeschwindigkeit . . . . .	85
<b>5</b>	<b>Integration von Artificial Neural Networks in eine Dekomposition zur Durchsatzanalyse von unzuverlässigen Fließproduktionssystemen mit begrenzter Materialverfügbarkeit . . . . .</b>	<b>87</b>
5.1	Dekompositionsidee . . . . .	87
5.2	Bestimmung des Durchsatzes der Zwei-Maschinen-Systeme . . . . .	92
5.2.1	Exakte numerische Bestimmung des Durchsatzes der Zwei-Maschinen-Systeme . . . . .	92
5.2.2	Aufbau eines ANN zur Durchsatzanalyse der Zwei-Maschinen-Systeme . . . . .	99
5.3	Funktionsweise des Dekompositionsalgorithmus für die Analyse von Linien mit mehr als zwei Maschinen . . . . .	100
5.4	Numerische Ergebnisse . . . . .	105
5.4.1	Instanzklassen . . . . .	105
5.4.2	Evaluation der Zwei-Maschinen-Systeme . . . . .	108
5.4.2.1	Training des ANN . . . . .	108
5.4.2.2	Vergleich der Verfahren zur Evaluation der Zwei-Maschinen-Systeme . . . . .	117
5.4.3	Evaluation längerer Linien mittels des Dekompositionsansatzes . . . . .	123
5.4.3.1	Vergleich der Vorhersagegenauigkeit von Vier-Maschinen-Linien . . . . .	123
5.4.3.2	Analyse des Einflusses der Linienlänge auf die Genauigkeit des Dekompositionsansatzes . . . . .	129
5.4.3.3	Analyse der Rechenzeit . . . . .	132
5.4.3.4	Auswirkungen einer Engpassmaschine auf die Vorhersagegenauigkeit . . . . .	136

<b>6</b>	<b>Optimierung der Pufferverteilung und Materialversorgung</b> . . . . .	<b>143</b>
6.1	Simultan und sukzessiv zu lösende Optimierungsprobleme	143
6.2	Gradientensuche (GS) . . . . .	152
6.2.1	Idee und Voraussetzung . . . . .	152
6.2.2	Allgemeiner Ablauf . . . . .	154
6.2.3	Anpassung der GS zur sukzessiven Optimierung und für die stochastische Materialversorgung . . . . .	165
6.3	Simulated Annealing (SA) . . . . .	167
6.3.1	Allgemeiner Ablauf . . . . .	167
6.3.2	Operatoren zur Erzeugung einer Nachbarlösung ..	171
6.3.3	Anpassung des SA zur sukzessiven Optimierung und für die stochastische Materialversorgung . . . . .	173
<b>7</b>	<b>Numerische Studie zur Optimierung stochastischer Fließlinien mit begrenzter Materialverfügbarkeit</b> . . . . .	<b>177</b>
7.1	Zuverlässige Fließlinien mit deterministischer Materialversorgung . . . . .	177
7.1.1	Versuchsaufbau . . . . .	177
7.1.2	Vergleich der simultanen und sukzessiven Optimierung . . . . .	180
7.1.3	Einfluss der Kostenparameter . . . . .	183
7.1.4	Einfluss der Mindestproduktionsrate . . . . .	189
7.1.5	Auswirkungen einer Engpassmaschine . . . . .	192
7.1.6	Analyse der Linienlänge . . . . .	195
7.2	Unzuverlässige Fließlinien mit stochastischer Materialversorgung . . . . .	197
7.2.1	Versuchsaufbau . . . . .	197
7.2.2	Vergleich der simultanen und sukzessiven Optimierung . . . . .	199
7.2.3	Einfluss der Kostenparameter . . . . .	202
7.2.4	Einfluss der Mindestproduktionsrate . . . . .	207
7.2.5	Auswirkungen einer Engpassmaschine . . . . .	210

Inhaltsverzeichnis	xiii
7.2.6 Analyse der Linienlänge .....	213
7.3 Zusammenfassung der Ergebnisse .....	214
<b>8 Schlussbetrachtung</b> .....	<b>219</b>
8.1 Zusammenfassung .....	219
8.2 Ausblick .....	222
<b>Literatur</b> .....	<b>224</b>



# Abkürzungen

ADDX	Accelerated Dallery-David-Xie Algorithmus
ÄDF	Äquidurchsatzfunktion
AGV	Automated Guided Vehicle
ANN	Artificial Neural Network
BAP	Buffer Allocation Problem
BAS	Blocking After Service
BBS	Blocking Before Service
BRNN	Bidirectional Recurrent Neural Network
CNN	Convolutional Neural Network
COF	Conservation of Flow
DDX	Dallery-David-Xie Algorithmus
FRIT	Flow Rate-Idle Time
GA	Genetic Algorithm
GE	Geldeinheit



GRU	Gated Recurrent Unit
GS	Gradientensuche
GSV	Gauss-Seidel-Verfahren
IOF	Interruption of Flow
LHS	Latin Hypercube Sampling
LP	lineares Programm
LSTM	Long Short-Term Memory
MAE	Mean Absolute Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
ME	Mengeneinheit
MIP	Mixed-Integer Program
ML	Machine Learning
MSE	Mean Squared Error
ODF	Operation Dependent Failure
OLHS	Orthogonal Latin Hypercube Sampling
OS	oberere Schranke
ReLU	Rectified Linear Unit
RL	Reinforcement Learning
RNN	Recurrent Neural Network
ROF	Resumption of Flow
SA	Simulated Annealing
SGD	Stochastic Gradient Descent
TanH	Tangens Hyperbolicus

u.B.d.R. unter Beachtung der Restriktionen

US untere Schranke

WIP Work In Process

ZE Zeiteinheit



# Symbole

$\alpha_i$	Zustand der Maschine $M_i$
$\alpha_d(i)$	Zustand der nachgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$\alpha_u(i)$	Zustand der vorgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$B_i$	Puffer hinter Maschine $M_i$
$B(i)$	Puffer des Ersatzsystems $L(i)$
$C_i$	Pufferkapazität hinter Maschine $M_i$
$C_i^*$	Optimale Pufferkapazität hinter Maschine $M_i$
$\delta$	Goldenes Verhältnis
$\Delta$	Länge des Intervalls im Verfahren des Goldenen Schnitts
$e_i$	Effizienz der Maschine $M_i$
$e_d(i)$	Effizienz der nachgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$er_j$	Fehler der Vorhersage des Datenpunktes $j$
$e_u(i)$	Effizienz der vorgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$

$\epsilon$	Kleine Zahl
$\gamma_i$	Belieferungsrate an Maschine $M_i$
$\gamma_d(i)$	Belieferungsrate an der nachgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$\gamma_i^{fix}$	Fixierte Belieferungsrate an Maschine $M_i$
$\gamma_u(i)$	Belieferungsrate an der vorgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$h^{(i)}$	Vergangenheitsinformationen der Maschine $i$
$\tilde{h}^{(i)}$	Verborgener Zustand der Maschine $i$
$i \in \mathcal{I}$	Maschinenindex $\mathcal{I} := \{1, \dots, I\}$
$itr$	Iteration
$j \in \mathcal{J}$	Datenpunkt $\mathcal{J} := \{1, \dots, J\}$
$K$	Vektor der Kostenkoeffizienten
$K_i$	Hilfsgrößen in der Dekomposition
$k_i^B$	Pufferkosten hinter Maschine $M_i$
$k_i^D$	Belieferungskosten an Maschine $M_i$ bei stochastischer Belieferung
$k_i^M$	Kosten pro Flächeneinheit zur Materiallagerung an Maschine $M_i$
$k^R$	Belieferungskosten je Lieferung bei festem Belieferungsintervall
$L$	Fließlinie
$L(i)$	Zwei-Maschinen-Ersatzsystem zu Puffer $B_i$
$\mathcal{L}$	Logische Bedingung
$l_d(i)$	Materialbestand der nachgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$

$l_i$	Materialbestand der Maschine $M_i$
$l_u(i)$	Materialbestand der vorgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$M_i$	Maschine $i$
$M_i^b$	Aggregierte Maschine $i$ der Rückwärtsaggregation
$M_d(i)$	Nachgelagerte Maschine im Ersatzsystem $L(i)$
$M_i^f$	Aggregierte Maschine $i$ der Vorwärtsaggregation
$mr$	Länge des Belieferungsintervalls
$mr^{fix}$	Fixierte Länge des Belieferungsintervalls
$mtr_i$	Materialrate an Maschine $M_i$
$M_u(i)$	Vorgelagerte Maschine im Ersatzsystem $L(i)$
$\mu_i$	Bearbeitungsrate der Maschine $M_i$
$\mu_d(i)$	Bearbeitungsrate der nachgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$\mu_i^{eff}$	Effektive Bearbeitungsrate der Maschine $M_i$
$\mu_u(i)$	Bearbeitungsrate der vorgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$n_i$	Anzahl Werkstücke im System $i$
$N(i)$	Systemgröße des Ersatzsystems $L(i)$
$p_i$	Ausfallrate der Maschine $M_i$
$P^{acc}$	Akzeptanzwahrscheinlichkeit
$p_d(i)$	Ausfallrate der nachgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$p_u(i)$	Ausfallrate der vorgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$Pg$	Projizierter Gradient

$\phi$	Tangens Hyperbolicus
$\varphi$	Aktivierungsfunktion
$r_i$	Reparaturrate der Maschine $M_i$
$r_d(i)$	Reparaturrate der nachgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$r_u(i)$	Reparaturrate der vorgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$rg$	Reset Gate
$S_i$	Bestellniveau an Maschine $M_i$
$S_d(i)$	Bestellniveau an der nachgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$S_i^{fix}$	Fixiertes Bestellniveau an Maschine $M_i$
$st$	Zustand der Markov-Kette
$S_u(i)$	Bestellniveau an der vorgelagerten Maschine des Ersatzsystems $L(i)$
$\sigma$	Sigmoidfunktion
$T$	Zeithorizont
$temp$	Temperatur
$temp^{start}$	Starttemperatur
$TH$	Durchsatz
$\hat{TH}$	Approximierter Durchsatz
$TH(i)$	Durchsatz des Ersatzsystems $L(i)$
$TH^{min}$	Minstdurchsatz
$time^{lim}$	Zeitlimit
$u \in \mathcal{U}$	Eingaben $\mathcal{U} := \{1, \dots, U\}$
$v \in \mathcal{V}$	Ausgaben $\mathcal{V} := \{1, \dots, V\}$

$w_u$	Gewicht der Eingabe $u$
$X$	Vektor der Eingabewerte
$x^a$	Linke Lösung im Verfahren des Goldenen Schnitts
$x^b$	Rechte Lösung im Verfahren des Goldenen Schnitts
$x^{best}$	Beste bekannte Lösung
$x^{curr}$	Aktuell betrachtete Lösung
$x^{(i)}$	Eingabewert der Maschine $i$
$x^{low}$	Untere Schranke der Lösung
$x^{ngh}$	Benachbarte Lösung
$X^{sc}$	Vektor der skalierten Eingabewerte
$x^{start}$	Startlösung
$x_u$	Wert der Eingabe $u$
$x^{up}$	Obere Schranke der Lösung
$Y$	Vektor der Ausgabewerte
$\hat{y}$	Vorhersagewert
$y^{(i)}$	Ausgabewert der Maschine $i$
$Y^{sc}$	Vektor der skalierten Ausgabewerte
$Z$	Gesamtkosten
$Z^{BAP}$	Gesamtkosten für die Pufferverteilung
$Z^{Mat}$	Gesamtkosten für die Materialversorgung
$zg$	Update Gate





# Algorithmen

5.1	Dekompositionsalgorithmus . . . . .	104
6.1	Sukzessive Optimierung . . . . .	148
6.2	Allgemeiner Ablauf der GS . . . . .	156
6.3	Bisektionsverfahren . . . . .	157
6.4	Verfahren des Goldenen Schnitts . . . . .	163
6.5	Ablauf Simulated Annealing . . . . .	169



# Abbildungen

2.1	Zuverlässige stochastische Fließlinie mit begrenzter Materialverfügbarkeit mit Milkrunversorgung. . . . .	8
2.2	Exemplarischer Bestandsverlauf des sekundären Materials mit einem Bestellniveau $S_i = 30$ ME und einem Belieferungsintervall der Länge $mr = 30$ ZE. . . . .	11
2.3	Abbildung eines Routenzugs. . . . .	12
2.4	Einfluss der Pufferkapazität auf eine exemplarische zuverlässige Fließlinie. . . . .	13
2.5	Einfluss einzelner Parameter der deterministischen Materialbelieferung auf eine exemplarische zuverlässige Fließlinie. . . . .	14
2.6	Abbildung eines AGV. . . . .	16
2.7	Unzuverlässige stochastische Fließlinie mit begrenzter Materialverfügbarkeit mit stochastischer Belieferung. . . . .	17
2.8	Einfluss der Pufferkapazität auf exemplarische zuverlässige und unzuverlässige Fließlinien. . . . .	18
2.9	Einfluss einzelner Parameter der stochastischen Materialbelieferung auf eine exemplarische unzuverlässige Fließlinie. . . . .	19
2.10	Übergangsgraph einer unzuverlässigen Maschine mit zwei Zuständen. . . . .	24