



MODELLE FÜR DIE BESCHAFFUNGS - UND PRODUKTIONSPLANUNG IN REVERSE SUPPLY CHAINS

Daniel Brice Kamga Nana

Technische Universität Clausthal,
Institut für Wirtschaftswissenschaft,
Betriebswirtschaftslehre insbesondere Produktion und Logistik

07. Oktober 2025

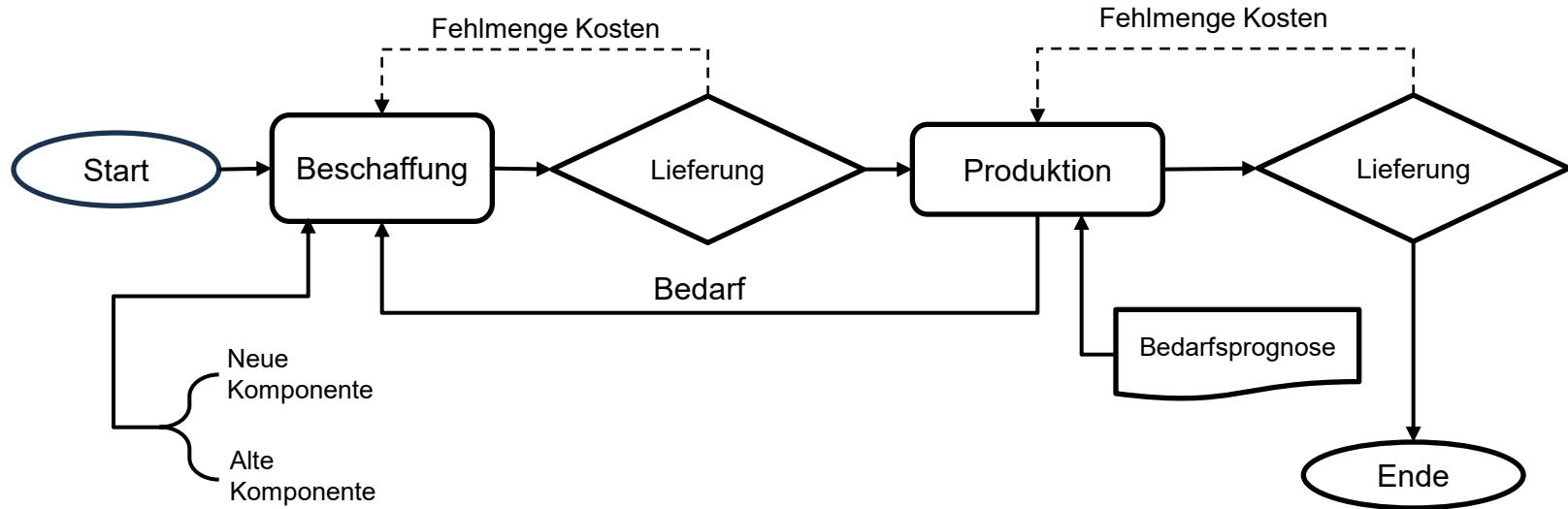
Gliederung

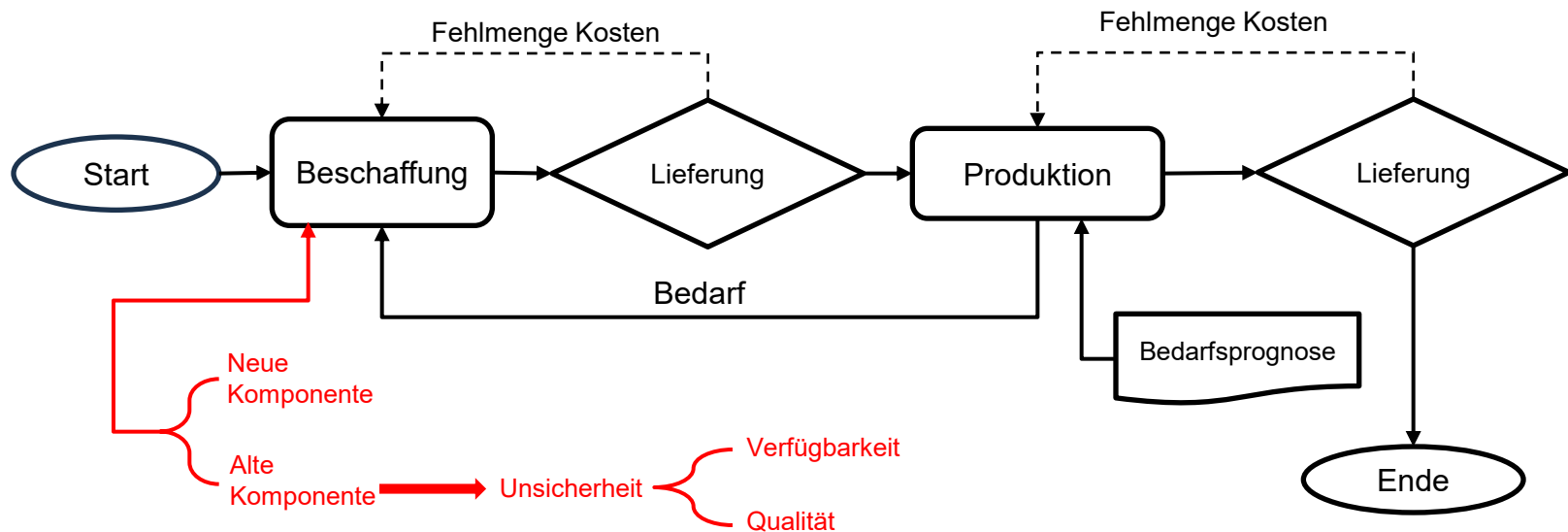
- Einführung
- Problemstellung
- Modellierung der Bestellmengenplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Modellierung der produktionsprogrammplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Zusammenfassung und Ausblick

Gliederung

- Einführung
- Problemstellung
- Modellierung der Bestellmengenplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Modellierung der produktionsprogrammplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Zusammenfassung und Ausblick

Einführung





Gliederung

- Einführung
- **Problemstellung**
- Modellierung der Bestellmengenplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Modellierung der produktionsprogrammplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Zusammenfassung und Ausblick

Problemstellung

■ Beschaffungsplanung

- Ziel: Ermittlung der optimalen Bestellstrategie für eine Gesamtkosten Minimierung

■ Produktionsplanung

- Ziel: Ermittlung des optimalen Produktionsprogramms für die Maximierung des Deckungsbeitrags

Herausforderung:

- Unsicherheit hinsichtlich der Verfügbarkeit von Vorprodukten
- Unsicherheit hinsichtlich der Qualität von Vorprodukten

Problemstellung

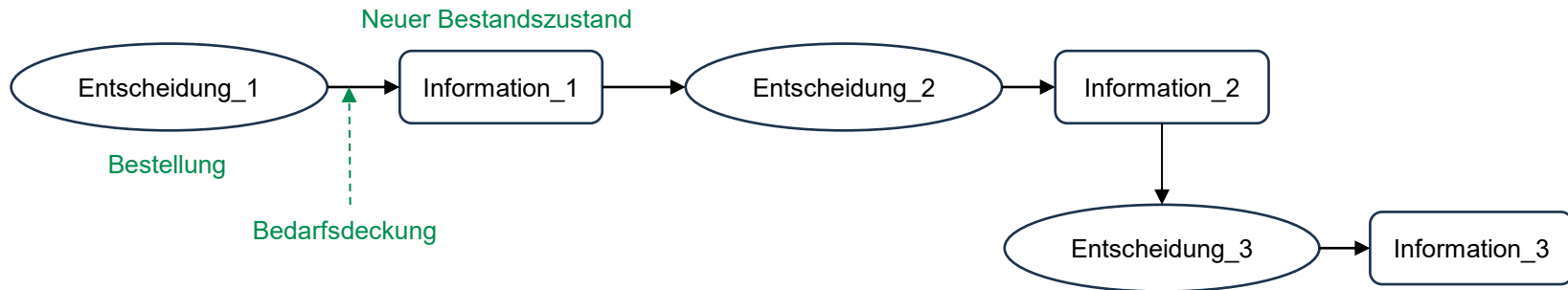
- ✓ Wie lassen sich Unsicherheiten hinsichtlich der Verfügbarkeit von Vorprodukten bei der Beschaffungs- und Produktionsplanung modellieren und wie sehen die Ergebnisse bei der Berücksichtigung dieser Unsicherheiten aus ?

Gliederung

- Einführung
- Problemstellung
- **Modellierung der Bestellmengenplanung**
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Modellierung der produktionsprogrammplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Zusammenfassung und Ausblick

Modellierung der Bestellmengenplanung

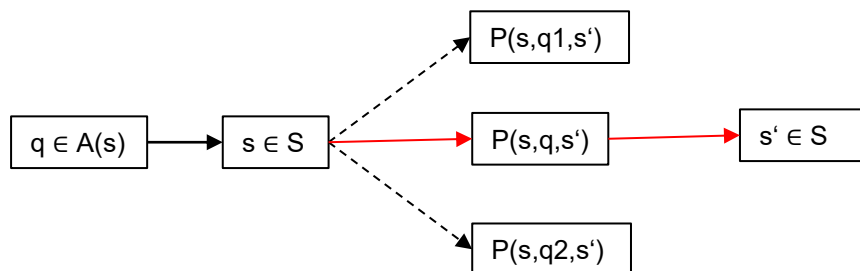
■ Sequenzielles Entscheidungsproblem



Modellierung der Bestellmengenplanung

■ Markov Entscheidungsprozess

- Eine endliche Menge von Zuständen S : Lagerbestandswerten $\in \{-d_max, \dots, x_max\}$
- Eine endliche Menge von Aktionen A : mögliche Bestellmenge
- Übergangswahrscheinlichkeiten P
- Belohnung: Bewertung des Systems



Ziel: Langfristige Kosten Minimierung $f(s) := \lim_{K \rightarrow \infty} \mathbb{E}(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K r(X_k) | X_0 = s), \quad s \in S$

Modellierung der Bestellmengenplanung

- Zwei Stochastische Variable: Bedarf und Verfügbarkeit / Qualität
- Kostenfunktion: $C(X_t, q, X_{t+1}, Y) = \pi \cdot \min\{q_t, Y_t\} + h \cdot \max\{0, X_{t+1}\} + k \cdot \delta(q_t) + v \cdot \max\{0, -X_{t+1}\}$
- Übergangsgleichung: $x' = f(x, q, Y, D) := \min\{\max\{0, x\} + \min\{q, Y\} - D, x_{\max}\}$, $s \in \{-d_{\max}, \dots, x_{\max}\}$
- Übergangswahrscheinlichkeiten:

$$p_{xx'}^q = \sum_{\substack{d \in W_D, y \in W_y \\ x' = f(x, q, y, d)}} p_D(d) \cdot p_Y(y), \quad p : S \times A \times S \rightarrow [0, 1]$$

- Umwandlung von Stochastische Y in Deterministischer y und X_{t+1} in X_t

$$\text{Belohnung: } r(s, a) = -(\pi \cdot \sum_{y \in W_y} p_y(y) \cdot \min\{a, y\} + h \cdot \max\{0, x_t\} + k \cdot \delta(a_t) + v \cdot \max\{0, -x_t\})$$

Modellierung der Bestellmengenplanung

Stochastischer Qualität

- Für jede i in der Menge an verfügbaren Produkten gibt es eine Wahrscheinlichkeit, dass die Bestellmenge q qualitativ ist.
- Wenn die Möglichkeit nicht existiert, ist $P(s, q, s') = 0$
- Somit ändert sich im obigen Modell die Übergangswahrscheinlichkeit Gleichung und $P(y)$ bekommt:

$$P(X = q) = \binom{y}{q} \cdot p^q \cdot (1 - p)^{y-q}$$

- Übergangsgleichung: $x' = f(x, q, Y, D) := \min\{\max\{0, x\} + q - D, x_{\max}\}$, $s \in \{-d_{\max}, \dots, x_{\max}\}$
- Belohnung:

$$r(s, q) = -(\pi \cdot q + h \cdot \max\{0, x_t\} + k \cdot \delta(q_t) + v \cdot \max\{0, -x_t\})$$

Gliederung

- Einführung
- Problemstellung
- Modellierung der Bestellmengenplanung
- **Lösung des Problems**
- Experimentelle Analyse
- Modellierung der produktionsprogrammplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Zusammenfassung und Ausblick

Lösung des Problems

- S endlich
- optimalitätsgleichung lautet:

$$BE + h(s) = \min_{a \in \mathcal{A}(s)} \left\{ r(s, a) + \sum_{s' \in S} p_{ss'}^a h(s') \right\} \quad \forall s \in S, \forall a \in \mathcal{A}(s)$$

$$BE(s) := \inf_{\pi} BE_{\pi} \quad \forall s \in S$$

- Das ganze ergibt:

$$(P) : \begin{cases} \text{Min. } BE \\ \text{udn: } BE + h(s) \geq r(s, a) + \sum_{s' \in S} p_{ss'}^a b_{s'} \quad (s \in S; a \in \mathcal{A}(s)) \end{cases}$$

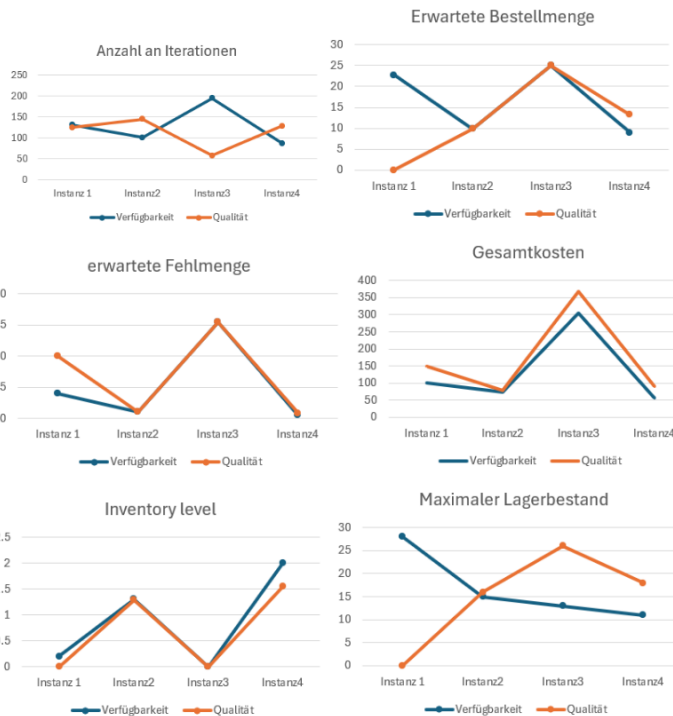
Gliederung

- Einführung
- Problemstellung
- Modellierung der Bestellmengenplanung
- Lösung des Problems
- **Experimentelle Analyse**
- Modellierung der produktionsprogrammplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Zusammenfassung und Ausblick

Experimentelle Analyse

Tabelle 7.1: Vergleichsanalyse der Beschaffungsmodelle

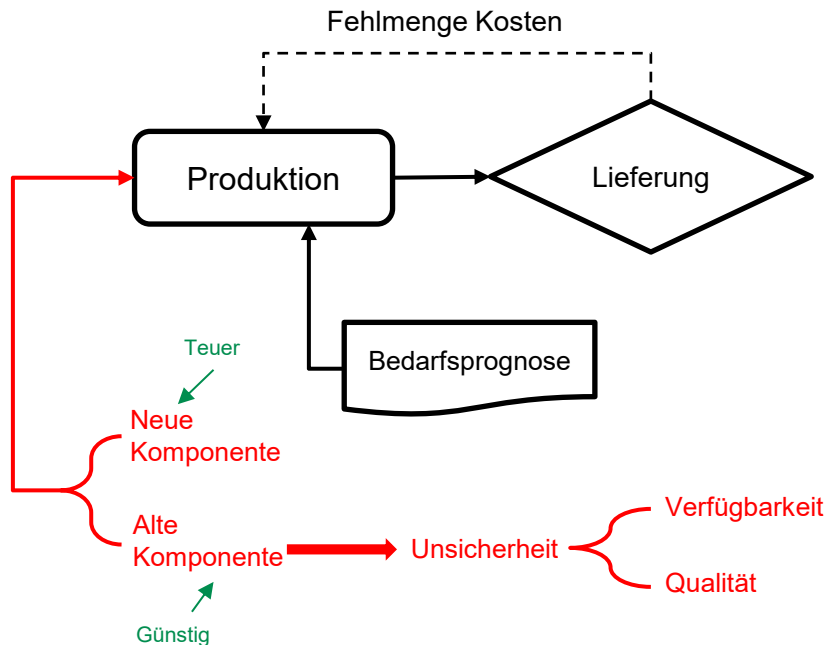
INSTANZ	KONFIGURATION
Instanz 1	$d_{\max} = 20; x_{\max} = 30$
	$y_{\max} = 30; c = 5$
	$h = 2; k = 10$
	$v = 15; \text{par}_{pD} = 0.5; \text{par}_{pY} = 0.2$
Instanz 2	$d_{\max} = 20; x_{\max} = 30$
	$y_{\max} = 10; c = 5$
	$h = 2; k = 10$
	$v = 15; \text{par}_{pD} = 0.5; \text{par}_{pY} = 0.9$
Instanz 3	$d_{\max} = 40; x_{\max} = 50$
	$y_{\max} = 25; c = 5$
	$h = 2; k = 10$
	$v = 15; \text{par}_{pD} = 0.7; \text{par}_{pY} = 0.5$
Instanz 4	$d_{\max} = 15; x_{\max} = 20$
	$y_{\max} = 15; c = 5$
	$h = 2; k = 10$
	$v = 15; \text{par}_{pD} = 0.5; \text{par}_{pY} = 0.5$



Gliederung

- Einführung
- Problemstellung
- Modellierung der Bestellmengenplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- **Modellierung der produktionsprogrammplanung**
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Zusammenfassung und Ausblick

Modellierung der produktionsprogrammplanung



- **Frage:** Wie viel von jedem Art-Produkt bestellen, wann produzieren, wann verkaufen und wann lagern mit dem Ziel der Deckungsbeitrag-Maximierung.

Modellierung der produktionsprogrammplanung

▪ Zweistufiges Stochastisches Programm:

- Hier and Now Entscheidungsvariablen: Entscheidung vor Realisation der Stochastischen Variablen
- Wait and see Entscheidungsvariablen: Entscheidung nach Realisation der Stochastischen Variablen

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} c^T x + \mathbb{E}_w[Q(x, w)]$$

$$\text{Udn. } Ax = b, x \geq 0,$$

$$Q(x, w) = \min_{y \in \mathbb{R}^m} q(w)^T y$$

$$\text{Udn. } Tx + Wy = h, y \geq 0.$$

Tabelle 5.2: Entscheidungsvariablen

Beschreibung	Entscheidungsvariable
Verkaufsmenge von Produkt j in Periode t	z_{jt}
Produktionsmenge von Produkt j in Periode t	y_{jt}
Lagerungsmenge von Produkt j in Periode t+1	$x_{j(t+1)}$
Beschaffungsmenge von sekundär Komponente i in Periode t	v_{it}
Beschaffungsmenge von primär Komponente in Periode t	w_{it}
Kapazität des Faktors i im Zeitraum t	R_{it}

Erste Stufe

Zweite Stufe

Modellierung der produktionsprogrammplanung

- Anderen Variablen und Parametern

Tabelle 5.1: Produktionsplanung Variablenverzeichnis

Beschreibung	Variable
Produkte	j
Verkaufspreis des Produkts j	p_j
Herstellungskosten des Produkts j	k_j
Lagerkosten des Produkts j	h_j
Nachfrage des Produkts j im Zeitraum t	d_{jt}
Verfügbarkeit der Faktoren i im Zeitraum t	(Zufallsvariable) \tilde{A}_{it}
Verteilungsfunktion von \tilde{A}_{it}	F_{it}
Anzahl der Produktionsfaktoren	m
Anzahl der sekundären Faktoren	m_a
Menge der sekundären Faktoren	$I_A = (0, 1, \dots, \min(m_a, m))$
Anschaffungskosten der sekundären Faktoren	b_i pro Einheit
Anschaffungskosten pro Einheit der primären Faktoren	$c_i > b_i$
Anfangslagerbestand	$R_{i1} = R_i^a$

Modellierung der produktionsprogrammplanung

- Anderen Variablen und Parametern

Stochastisch

Deterministisch

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^n (p_j \cdot z_{jt} - k_j \cdot y_{jt} - h_j \cdot x_{j,t+1}) \quad (1) \\ \text{udN :} \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot y_{jt} \leq R_{it} \quad (i = 1, \dots, m; t = 1, \dots, T) \quad (2) \\ x_{j1} = x_j^a \quad (j = 1, \dots, n) \quad (3) \\ x_{j,t+1} = x_{jt} + y_{jt} - z_{jt} \quad (j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T) \quad (4) \\ z_{jt} \leq d_{jt} \quad (j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T) \quad (5) \\ x_{j,t+1}, y_{jt}, z_{jt} \geq 0 \quad (j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T) \quad (6) \end{array} \right. \quad (2.4)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \sum_{t=1}^T \left[\sum_{j=1}^n (p_j \cdot z_{jt} - k_j \cdot y_{jt} - h_j \cdot x_{j,t+1}) - \sum_{i \in I_A} (b_i \cdot v_{it} + c_i \cdot w_{it}) \right] \\ \text{udN :} \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot y_{jt} \leq R_{it} \quad (i = (1, \dots, m) - I_A; t = 1, \dots, T) \quad (1) \\ x_{j1} = x_j^a \quad (j = 1, \dots, n) \quad (2) \\ x_{j,t+1} = x_{jt} + y_{jt} - z_{jt} \quad (j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T) \quad (3) \\ z_{jt} \leq d_{jt} \quad (j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T) \quad (4) \\ x_{j,t+1}, y_{jt}, z_{jt} \geq 0 \quad (j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T) \quad (5) \\ R_{i1} = R_i^a \quad (i \in I_A) \quad (6) \\ R_{i,t+1} = R_{it} + v_{it} + w_{it} - \sum_{j=1}^n a_{ij} y_{jt} \quad (i \in I_A; t = 1, \dots, T) \quad (7) \\ v_{it} \leq \bar{A}_{it} \quad (i \in I_A; t = 1, \dots, T) \quad (8) \\ R_{i,t+1}, v_{it}, w_{it} \geq 0 \quad (i \in I_A; t = 1, \dots, T) \quad (9) \end{array} \right. \quad (5.2)$$

Gliederung

- Einführung
- Problemstellung
- Modellierung der Bestellmengenplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Modellierung der produktionsprogrammplanung
- **Lösung des Problems**
- Experimentelle Analyse
- Zusammenfassung und Ausblick

Lösung des Problems

- Anwendung eines deterministischen Äquivalents: Sampling Average Approximation (SAA)
- **Idee:** kleine Stichprobe-Generation für Werte von der Zufallsvariable der Verfügbarkeit, die repräsentativ sind und darauf optimieren.
- **Problem:** Auswahl von v_{it} **darf nicht** von zukünftigen Realisationen abhängen
- **Lösung:** Non anticipativity Bedingung

$$\begin{aligned}
 \max g = & \sum_{t=1}^T \left[\sum_{j=1}^n (p_j \cdot z_{jt} - k_j \cdot y_{jt} - h_j \cdot x_{j(t+1)}) - \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \sum_{i \in I_A} (b_i \cdot v_{itl} + c_i \cdot w_{itl}) \right] \\
 \text{udN : } & \left\{ \begin{aligned}
 & \sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot y_{jt} \leq R_{it} \quad (i = (1, \dots, m) - I_A; t = 1, \dots, T) \quad (1) \\
 & x_{j1} = x_j^a \quad (j = 1, \dots, n) \quad (2) \\
 & x_{j,(t+1)} = x_{jt} + y_{jt} - z_{jt} \quad (j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T) \quad (3) \\
 & z_{jt} \leq d_{jt} \quad (j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T) \quad (4) \\
 & x_{j,(t+1)}, y_{jt}, z_{jt} \geq 0 \quad (j = 1, \dots, n; t = 1, \dots, T) \quad (5) \\
 & R_{i1l} = R_i^a \quad (i \in I_A; l = 1, \dots, L) \quad (6) \\
 & R_{i(t+1)l} = R_{itl} + v_{itl} + w_{itl} - \sum_{j=1}^n a_{ij} y_{jt} \quad (i \in I_A; t = 1, \dots, T; l = 1, \dots, L) \quad (7) \\
 & v_{itl} \leq A_{itl} \quad (i \in I_A; t = 1, \dots, T; l = 1, \dots, L) \quad (8) \\
 & R_{i(t+1)l}, v_{itl}, w_{itl} \geq 0 \quad (i \in I_A; t = 1, \dots, T; l = 1, \dots, L) \quad (9) \\
 & \text{Non-anticipativity constraint} \quad (10)
 \end{aligned} \right. \quad (5.4)
 \end{aligned}$$

Modellierung der produktionsprogrammplanung

Stochastischer Qualität

- Binomiale oder andere Verteilungen benutzen, um den Anteil an verfügbaren Faktoren, die qualitativ sind, zu berechnen. Das ganze erfolgt wie folgt:
 - Falls Verfügbarkeit fixiert ist:
 - Wahrscheinlichkeiten $p_{i,l,t}$ pro Periode, pro Faktor und pro Stichprobe erzeugen
 - Pro Periode und pro Stichprobe den Anteil an benutzbare Faktoren berechnen: $Usable_{i,l,t} = p_{i,l,t} * Avl_{i,t}$
- Danach das gleiche Problem lösen wie folgt in nächsten Seiten.

Lösung des Problems

- Problem mehrperiodisch, Anwendung von rollierender Planung, um die tatsächlich realisierten Werte in zukünftigen Perioden zu berücksichtigen.

Algorithm 1 Algorithmus zur Lösung des Zweistufigen Stochastische Programm

- 1: Löse das Sampling Approximation Linear program \bar{P} ohne Non Anticipativity bedingung (10)
 - 2: nehme den optimalen Zielfunktionswert g^* von \bar{P} und betrachte ihn als Zielfunktionswert vom gesamten program P
 - 3: Modifiziere \bar{P} ; setze die neue Zielfunktion $\sum_{l=1}^L \sum_{t=1}^T (1 + \epsilon)^t \cdot \sum_{i \in I_A} v_{itl}$ und fügt die Zielfunktion von (p) als Bedingung hinzu wie folgt: $g(x,y,z,v,w)=g^*$
 - 4: Löse das neue Problem und betrachte die Lösung als optimale Lösung von (P)
-

Algorithm 2 Algorithmus zur Implementierung der Rollierende Planung

- 1: Löse das vollständige Linear Programm mithilfe vom Algorithmus 1
 - 2: **while** $\tau < T$ **do**
 - 3: fixiere die verschiedene Entscheidungsvariablen für die Periode τ
 - 4: setze den Anfangsbestand bezüglich der Situation in Periode τ
 - 5: setze $\tau = \tau + 1$
 - 6: Löse das linear Programm mithilfe von Algorithmus 1
-

Gliederung

- Einführung
- Problemstellung
- Modellierung der Bestellmengenplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Modellierung der produktionsprogrammplanung
- Lösung des Problems
- **Experimentelle Analyse**
- Zusammenfassung und Ausblick

Experimentelle Analyse

Instanz 2

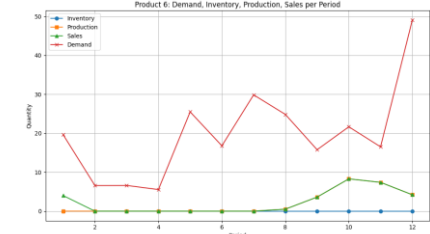
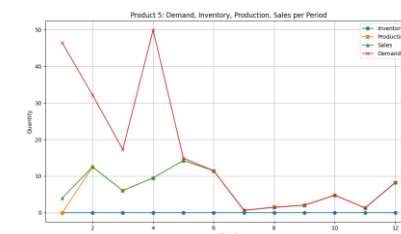
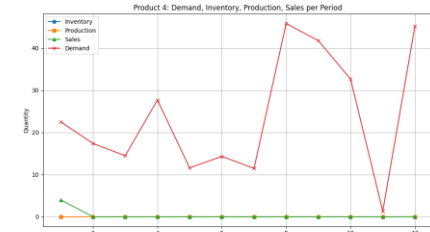
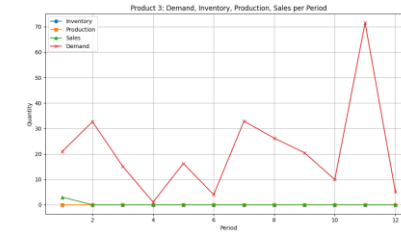
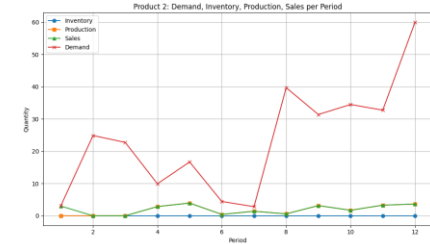
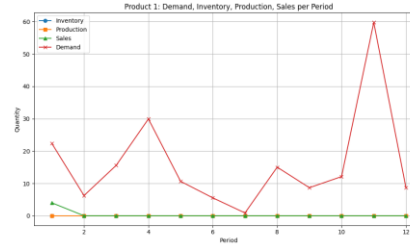
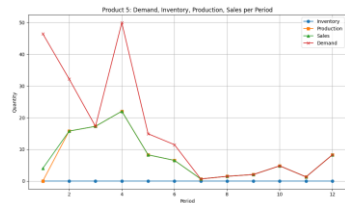
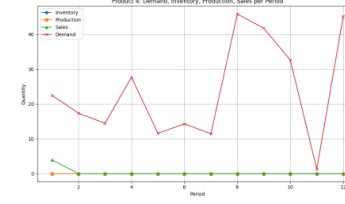
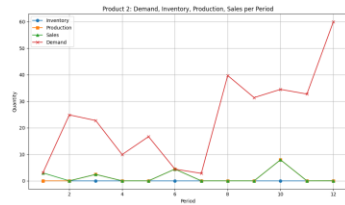
Einfluss von
Bedarf Funktion

$T = 12; n = 6$

$m = 6; m_a = 4$

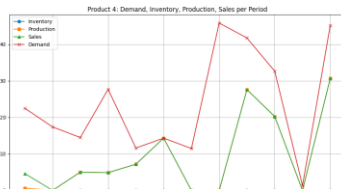
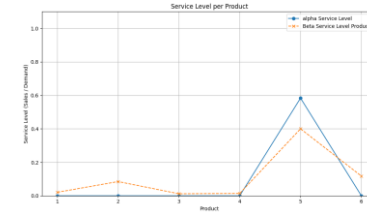
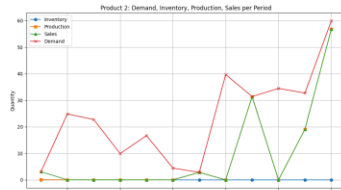
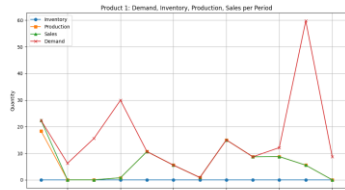
$q = 100;$

Bedarf $\mathcal{N}(10, 20)$

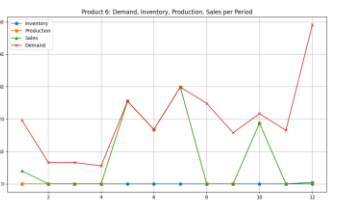
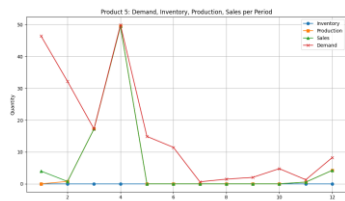


Contribution margin predicted by sampling approximation without non-anticipativity: 11131.194402704823
 Contribution margin predicted by sampling approximation with non-anticipativity: 11131.194402704823
 Average realized contribution margin of sampling approximation without non-anticipativity: 11472.741882376595
 Average realized contribution margin of sampling approximation with non-anticipativity: 11481.295503999689
 Average realized contribution margin of rolling sampling approximation without non-anticipativity: 12717.987679241902
 Average realized contribution margin of rolling sampling approximation with non-anticipativity: 12763.243863790958
 Elapsed time: 733.0254263877869 seconds

Experimentelle Analyse



Beta: 40%



Contribution margin predicted by sampling approximation without non-anticipativity: -178195.86700986422
 Contribution margin predicted by sampling approximation with non-anticipativity: -178195.86700986422
 Average realized contribution margin of sampling approximation without non-anticipativity: -167884.17713034898
 Average realized contribution margin of sampling approximation with non-anticipativity: -167884.17713034898
 Average realized contribution margin of rolling sampling approximation without non-anticipativity: -167894.90713034893
 Average realized contribution margin of rolling sampling approximation with non-anticipativity: -167893.63764401927
 Elapsed time: 258.4594142436981 seconds

Gliederung

- Einführung
- Problemstellung
- Modellierung der Bestellmengenplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Modellierung der produktionsprogrammplanung
- Lösung des Problems
- Experimentelle Analyse
- Zusammenfassung und Ausblick

Zusammenfassung und Ausblick

- Zusammenfassung
 - Modellierung von Beschaffungsplanung mithilfe von Diskretes MDP
 - Optimale Politik ist insgesamt in einige Iterationen erreicht
 - Insgesamt ergibt der Qualitativ Modell mehr gesamt kosten und weniger bestand
 - Für große Instanzen (Bsp: $d_{\max} = 50$, $x_{\max} = 100$), kann der Solver nicht lösen
 - Modellierung von Produktionsplanung mithilfe von zweistufige Stochastische Programmierung
 - Non-Anticipativity Bedingung hilft Entscheidungen früher zu treffen und somit gute Produktionsplan zu erstellen
 - Rollierende Planung verlängert die Lösungszeit
 - Rollierende Planung zwar teuer aber hilft das Modell vernünftige Entscheidungen zu nehmen
 - Tradeoff zwischen Servicegrad und gewinn
- Ausblick
 - Benutzung von Künstlicher Intelligenz Methoden, um zu testen, ob Größe Instanzen da gelöst werden
 - Erweiterung des Beschaffungsmodells zu mehreren Produkten
 - Vergleich von zweistufigem Programm mit existierender Methode



Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit !

Literaturverzeichnis

- K.-H. Waldmann und U. M. Stocker. Stochastische Modelle. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004. isbn: 978-3-540-03241-0 978-3-642-17058-4. doi: 10.1007/ 978-3-642-17058-4. url: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-17058-4> (besucht am 18. 09. 2025).
- M. L. Puterman. Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming. en. Wiley Series in Probability and Statistics v.414. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc, 2009. isbn: 978-0-471-72782-8.
- J. R. Norris. Markov chains. First paperback edition, 15th printing. Cambridge series on statistical and probabilistic mathematics 2. Cambridge New York Melbourne Madrid Cape Town Singapore São Paulo Delhi Dubai Tokyo Mexico City: Cambridge University Press, 2009. 237 S. isbn: 978-0-521-48181
- A. Shapiro, D. Dentcheva und A. P. Ruszczyński. Lectures on stochastic programming: modeling and theory. Unter Mitarb. von Society for Industrial and Applied Mathematics. MPS-SIAM series on optimization 9. Philadelphia, Pa: SIAM, 2009. 436 S. isbn: 978-0-89871-
- K. Schade. Stochastische Optimierung: Bestandsoptimierung in mehrstufigen Lagernetzwerken. SpringerLink Bücher. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag, 2012. 180 S. isbn: 978-3-8348-1821-8 978-3-8348-8345-2. doi: 10.1007/978-3-8348-8345-2.687-0. doi: 10.1
- A. Bischì, L. Taccari, E. Martelli, E. Amaldi, G. Manzolini, P. Silva, S. Campanari und E. Macchi. „A rolling-horizon optimization algorithm for the long term operational scheduling of cogeneration systems“. In: Energy 184 (Okt. 2019), S. 73–90. issn: 03605442. doi: 10.1016/j.energy. 2017 . 12 . 022. url: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360544217320418> (besucht am 24. 09. 2025). 137/1.9780898718751.-6 978-0-521-63396-3.
- W. B. Powell. Sequential Decision Analytics and Modeling. 1st ed. Foundations and Trends® in Technology, Information and Operations Management Ser v.42. Norwell, MA: Now Publishers, 2022. 1 S. isbn: 978-1-63828-083-5.