

# Instandhaltungsstrategien für modulare monotone Multizustandssysteme

Doktoranden-Workshop Nordost 2014  
Technische Universität Clausthal

**Dipl.-Math. Michael Krause, M. Sc.**

Abteilung für Betriebswirtschaftslehre, insb. Produktion und Logistik  
Institut für Wirtschaftswissenschaft, TU Clausthal

24. Mai 2014



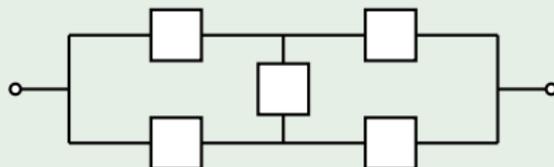
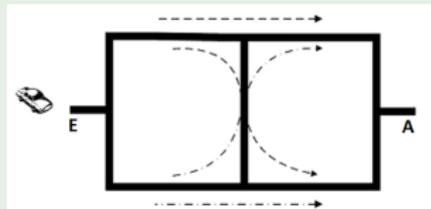
# Agenda

- 1 Einleitung
- 2 Instandhaltung modularer Systeme
  - Komponenten
  - Strukturfunktion
- 3 Optimierung der Instandhaltungsstrategie anhand eines Beispiels
  - Vorstellung des Beispiels
  - Herausforderungen
  - Approximative Dynamische Programmierung für den diskretisierten Fall
- 4 Ausblick

## Das Problem

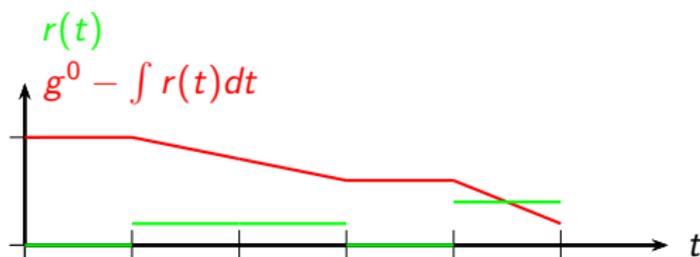
- Gegeben:
  - System besteht aus **mehreren Komponenten**
  - Komponenten bzw. System haben **mehrere Zustände**
  - **Strukturfunktion**
  - (Stochastische) **Leistungsabnahmeprozesse** für Komponenten
  - **Instandhaltungskosten** für Komponenten
  - (Opportunitäts-) **Kostenrate** bei Systemleistungsabfall
- Gesucht: **Instandhaltungsstrategie** für jede einzelne Komponente, sodass Opportunitätskosten unter Einhaltung eines verfügbaren Budgets minimiert werden

## Beispiel



## Komponenten

- Komponenten unterliegen **stochastischer beobachtbarer Leistungsabnahme (Verschleiß)**
- Für Zustand  $s_j \in S_j$  der Komponente  $j$  sei  $g_j(s_j)$  die zugehörige **Leistung**
- $\{R_j(t) | t \geq 0\}$  ist stochastischer **Verschleißprozess** von Komponente  $j$
- Verteilungsfunktionen der Verschleißprozesse sind bekannt



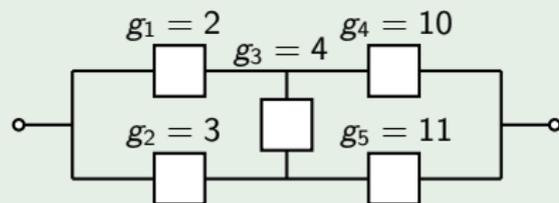
## Strukturfunktion

- $S^n = S_1 \times \dots \times S_n$ : Menge möglicher Kombinationen von Zuständen aller  $n$  Komponenten;  $\mathbf{s} \in S^n$ : **Systemzustand**
- Abbildung der Komponentenleistung auf bewerteten Systemzustand (Systemleistung)

$$f(g_1(s_1), \dots, g_n(s_n)) : \mathbf{g}(S^n) \rightarrow \mathbb{R}$$

die **Strukturfunktion** des Systems

## Beispiel



Komponentenleistung:  
aktuelle Belastbarkeit  
einer Straße in  $t$  Gewicht

Systemleistung:  
maximal zulässiges  
Gewicht eines LKWs

$$\begin{aligned} f(\mathbf{g}(\mathbf{s})) &= \max_i \min_j \{ \text{Belastbarkeit Straße } j \text{ über Weg } i \} \\ &= \max \{ \min \{ 2, 10 \}, \min \{ 2, 4, 11 \}, \min \{ 3, 11 \}, \min \{ 3, 4, 10 \} \} = 3 \end{aligned}$$

## Begriffe

- Komponente  $j$  **relevant**, wenn es Zustände  $\bar{s}_{jk}$  und  $\bar{s}_{jm}$  mit  $g_j(\bar{s}_{jk}) \neq g_j(\bar{s}_{jm})$  gibt, so dass

$$f(\dots, g_j(\bar{s}_{jk}), \dots) \neq f(\dots, g_j(\bar{s}_{jm}), \dots).$$

- System **monoton**, wenn gilt ...
  - alle Komponenten **relevant**
  - Strukturfunktion **komponentenweise monoton wachsend**, d. h. Instandhaltungsmaßnahme einer Komponente führt nicht zur Verschlechterung der Systemleistung

## Beispiel

$$f(g(s)) = \max\{\min\{2, 10\}, \min\{2, 4, 11\}, \min\{3, 11\}, \min\{3, 4, 10\}\} = 3$$

$$f(g(s)) = \max\{\min\{2, 10\}, \min\{2, 4, 11\}, \min\{4, 11\}, \min\{4, 4, 10\}\} = 4$$

$s_{jt} = (g_{jt}, a_{jt})$ ,  $g_{jt}$  : Leistung von Komponente  $j$  zur Zeit  $t$ ,  $a_{jt}$  : Alter von Komponente  $j$  zur Zeit  $t$ ,  $x_{jt}$  : Investition in Komponente  $j$  zur Zeit  $t$ ,  $B_0$  : verfügbares Gesamtbudget,  $T$  : Planungshorizont

### (Stochastisches) Dynamisches Programm (1/2)

$$\min_{x_{tj}} \sum_{t=1}^T c \cdot (100\% - \mathbb{E}\{\min\{\hat{g}_{t+1,1}, \hat{g}_{t+1,2}\}\}) \quad (1)$$

$$\hat{g}_{t+1,j} = \hat{g}_{tj} - \hat{R}_{t+1,j}(\hat{g}_{tj}, a_{tj}) + \varphi(x_{tj}) \quad (2)$$

$$a_{t+1,j} = (1 + a_{tj}) \cdot \exp\left(-\frac{1}{c_j^a} x_{tj}\right) \quad \forall t, j \quad (3)$$

$$B_{t+1} = B_t - \sum_j x_{tj} \quad \forall t \quad (4)$$

- Außerdem: Initialisierung Anfangswerte für Komponentenleistung, -alter, Budget und Planungshorizont; Nicht-Negativität

## (Stochastisches) Dynamisches Programm (2/2)

Seriellles 2-Komponentensystem mit Strukturfunktion  $\min\{g_1(s_1), g_2(s_2)\}$



- Die Zielfunktion ist äquivalent zu

$$\max_{x_{tj}} \sum_{t=1}^T \mathbb{E}\{\min\{\hat{g}_{t+1,1}, \hat{g}_{t+1,2}\}\},$$

## (Stochastisches) Dynamisches Programm (2/2)

Serielles 2-Komponentensystem mit Strukturfunktion  $\min\{g_1(s_1), g_2(s_2)\}$



- Die Zielfunktion ist äquivalent zu

$$\max_{x_{tj}} \sum_{t=1}^T \mathbb{E}\{\min\{\hat{g}_{t+1,1}, \hat{g}_{t+1,2}\}\},$$

- $\hat{R}_{t+1,j}$  haben Erwartungswerte  $\hat{g}_{t,j} \cdot \frac{a_{t,j}+1}{c_j T}$

## (Stochastisches) Dynamisches Programm (2/2)

Serielles 2-Komponentensystem mit Strukturfunktion  $\min\{g_1(s_1), g_2(s_2)\}$



- Die Zielfunktion ist äquivalent zu

$$\max_{x_{tj}} \sum_{t=1}^T \mathbb{E}\{\min\{\hat{g}_{t+1,1}, \hat{g}_{t+1,2}\}\},$$

- $\hat{R}_{t+1,j}$  haben Erwartungswerte  $\hat{g}_{t,j} \cdot \frac{a_{t,j}+1}{c_j T}$
- Auf Stufe  $t$  des dynamischen Programms gilt:

$$\max_{x_{tj} \in X(S_t)} \underbrace{\mathbb{E}\{\min\{\hat{g}_{t+1,1}, \hat{g}_{t+1,2}\}\}}_{C_t(S_t, x_t)} + V_{t+1}(S_{t+1}(S_t, x_t, \hat{R}_{t+1}))$$

## Bisherige Erkenntnisse

- Schon für zwei Perioden ist das zugehörige deterministische Problem nicht mehr analytisch lösbar
- Analytische Lösung nur für eine Stufe möglich
- Nur ein weiterer Schritt der Rückwärtsrechnung numerisch durchführbar
- Für mehr als zwei Perioden kann reine dynamische Programmierung nicht mehr verwendet werden

## Herausforderungen

- Erhöhung der Anzahl der **Perioden**
- Bisher nur sehr einfache **Struktur**  $\Rightarrow$  Übergang zu allgemeinen Serien-Parallel-Systemen mit höherer Dimension
- „Curse of Dimensionality“

## Ausgewählte Literatur



Powell WB (2011)

Approximate Dynamic Programming - Solving the Curses of Dimensionality,  
2nd edn

Wiley, Hoboken, NJ, USA



Bertsekas DP (2012)

Dynamic Programming and Optimal Control - Vol II: Approximate Dynamic  
Programming

Athena Scientific, Nashua, NH, USA



Bertsekas DP, Tsitsiklis JN (1996)

Neuro-Dynamic Programming

Athena Scientific, Belmont, Mass., USA



Lisnianski A, Frenkel I, Ding Y (2010)

Multi-state System Reliability Analysis and Optimization for Engineers and  
Industrial Managers

Springer, London



Beichelt F (1993)

Zuverlässigkeits- und Instandhaltungstheorie

Teubner, Stuttgart

## Ein einfacher ADP-Algorithmus (Quelle: i. A. a. Powell (2011), S. 128)

- Initialisierung
  - Initialisiere  $\bar{V}_t^0(S_t)$  für alle möglichen Zustände  $S_t$
  - Wähle einen Anfangszustand  $S_0^1$
  - Setze  $n := 1$

## Ein einfacher ADP-Algorithmus (Quelle: i. A. a. Powell (2011), S. 128)

- Initialisierung
  - Initialisiere  $\bar{V}_t^0(S_t)$  für alle möglichen Zustände  $S_t$
  - Wähle einen Anfangszustand  $S_0^1$
  - Setze  $n := 1$
- **for**  $t = 1, \dots, T$  **do**
  - Generiere mehrere mögliche Realisationen von Zufallszahlen auf Stufe  $t$ :  $\hat{\omega}$

## Ein einfacher ADP-Algorithmus (Quelle: i. A. a. Powell (2011), S. 128)

- Initialisierung
  - Initialisiere  $\bar{V}_t^0(S_t)$  für alle möglichen Zustände  $S_t$
  - Wähle einen Anfangszustand  $S_0^1$
  - Setze  $n := 1$
- **for**  $t = 1, \dots, T$  **do**
  - Generiere mehrere mögliche Realisationen von Zufallszahlen auf Stufe  $t$ :  $\hat{\omega}$
  - Löse:

$$\hat{v}_t^n = \max_{x_t \in \mathcal{X}_t^n} \left( C_t(S_t^n, x_t) + \sum_{\hat{\omega}} p_{t+1}(\hat{\omega}) \bar{V}_{t+1}^{n-1}(S_{t+1}) \right)$$

Sei  $x_t^n$  die Lösung des Maximierungsproblems

## Ein einfacher ADP-Algorithmus (Quelle: i. A. a. Powell (2011), S. 128)

- Initialisierung
  - Initialisiere  $\bar{V}_t^0(S_t)$  für alle möglichen Zustände  $S_t$
  - Wähle einen Anfangszustand  $S_0^1$
  - Setze  $n := 1$
- **for**  $t = 1, \dots, T$  **do**
  - Generiere mehrere mögliche Realisationen von Zufallszahlen auf Stufe  $t$ :  $\hat{\omega}$
  - Löse:

$$\hat{v}_t^n = \max_{x_t \in \mathcal{X}_t^n} \left( C_t(S_t^n, x_t) + \sum_{\hat{\omega}} p_{t+1}(\hat{\omega}) \bar{V}_{t+1}^{n-1}(S_{t+1}) \right)$$

- Sei  $x_t^n$  die Lösung des Maximierungsproblems
- Update  $\bar{V}_t^{n-1}(S_t^n)$

## Ein einfacher ADP-Algorithmus (Quelle: i. A. a. Powell (2011), S. 128)

- Initialisierung
  - Initialisiere  $\bar{V}_t^0(S_t)$  für alle möglichen Zustände  $S_t$
  - Wähle einen Anfangszustand  $S_0^1$
  - Setze  $n := 1$
- **for**  $t = 1, \dots, T$  **do**
  - Generiere mehrere mögliche Realisationen von Zufallszahlen auf Stufe  $t$ :  $\hat{\omega}$
  - Löse:

$$\hat{v}_t^n = \max_{x_t \in \mathcal{X}_t^n} \left( C_t(S_t^n, x_t) + \sum_{\hat{\omega}} p_{t+1}(\hat{\omega}) \bar{V}_{t+1}^{n-1}(S_{t+1}) \right)$$

Sei  $x_t^n$  die Lösung des Maximierungsproblems

- Update  $\bar{V}_t^{n-1}(S_t^n)$
- Generiere eine mögliche Realisation von Zufallszahlen auf aktueller Stufe  $t$ :  $\omega^n$

## Ein einfacher ADP-Algorithmus (Quelle: i. A. a. Powell (2011), S. 128)

- Initialisierung
  - Initialisiere  $\bar{V}_t^0(S_t)$  für alle möglichen Zustände  $S_t$
  - Wähle einen Anfangszustand  $S_0^1$
  - Setze  $n := 1$
- **for**  $t = 1, \dots, T$  **do**
  - Generiere mehrere mögliche Realisationen von Zufallszahlen auf Stufe  $t$ :  $\hat{\omega}$
  - Löse:

$$\hat{v}_t^n = \max_{x_t \in \mathcal{X}_t^n} \left( C_t(S_t^n, x_t) + \sum_{\hat{\omega}} p_{t+1}(\hat{\omega}) \bar{V}_{t+1}^{n-1}(S_{t+1}) \right)$$

Sei  $x_t^n$  die Lösung des Maximierungsproblems

- Update  $\bar{V}_t^{n-1}(S_t^n)$
- Generiere eine mögliche Realisation von Zufallszahlen auf aktueller Stufe  $t$ :  $\omega^n$
- Berechne Folgezustand  $S_{t+1}^n(S_t^n, x_t^n, \omega^n)$
- $n := n + 1$ , solange  $n < N$

## Update der Look-Up-Table

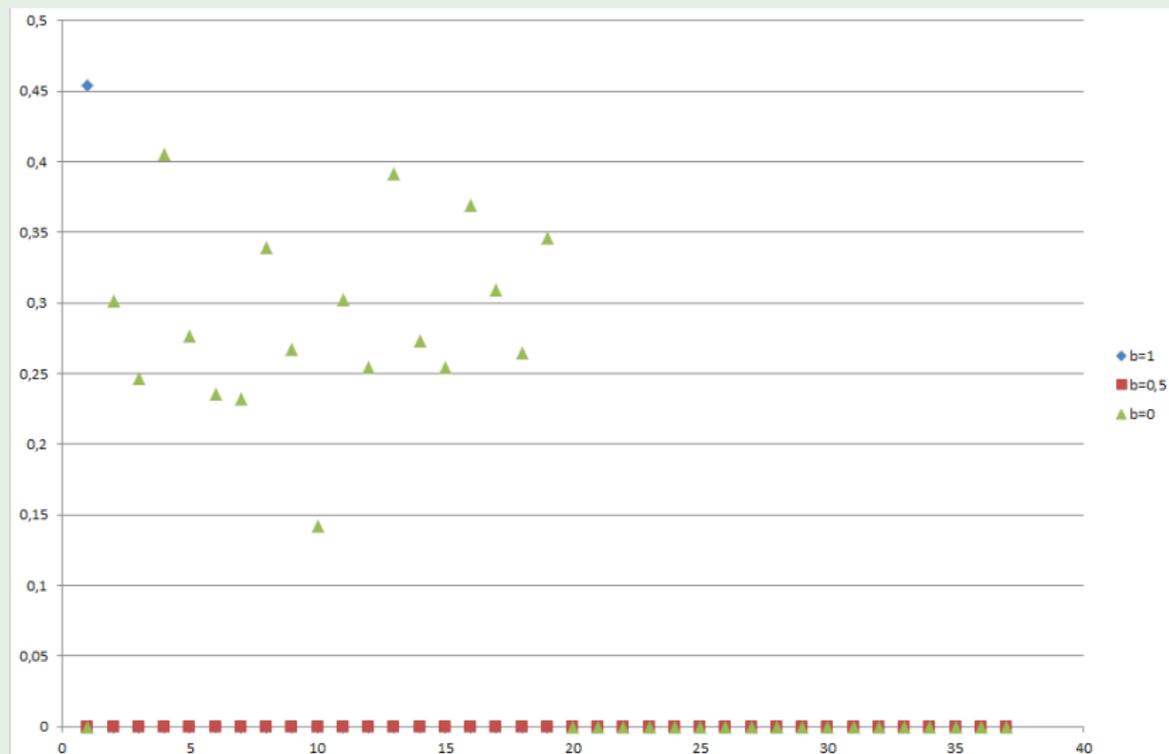
Update  $\bar{V}_t^{n-1}(S_t^n)$ :

$$\bar{V}_t^n(S_t) = \begin{cases} (1 - \alpha_{n-1})\bar{V}_t^{n-1}(S_t^n) + \alpha_{n-1}\hat{v}_t^n, & \text{falls } S_t = S_t^n \\ \bar{V}_t^{n-1}(S_t), & \text{sonst} \end{cases}$$

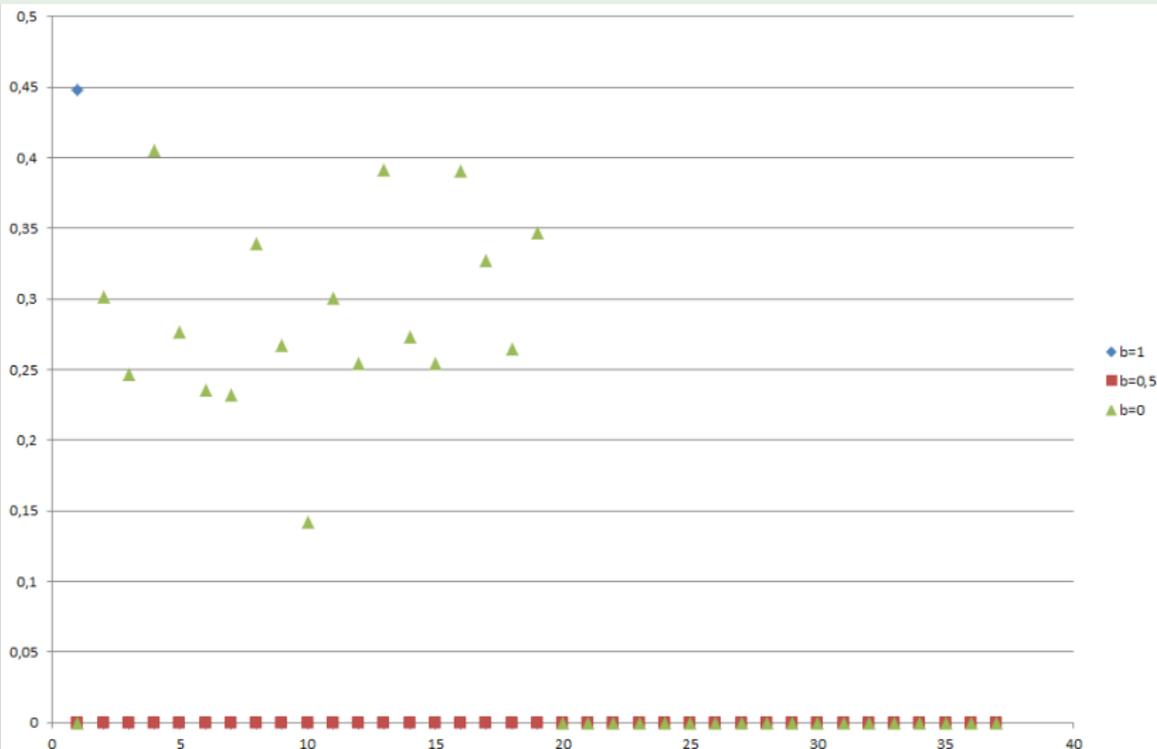
## Nachteile der Diskretisierung

- In jedem Iterationsschritt wird pro Periode nur ein Eintrag der Look-Up-Table aktualisiert
- Anzahl der Iterationen im Vorhinein schwer abzuschätzen
- Wahl der Initialisierung der Look-Up-Table

## Maximale Abweichung zur initialen Look-Up-Table (aggregiert, $n = 500.000$ )



## Maximale Abweichung zur initialen Look-Up-Table (aggregiert, $n = 1.000.000$ )



## Lösung

- Laufzeit für 1.000.000 Iterationen drei Stunden auf Standardrechner
- Vergleich mit deterministischer Lösung

	deterministisch, stetig		ADP, Diskretisierung = 0,1	
	$t = 1$	$t = 2$	$t = 1$	$t = 2$
$x_{t1}$	0,066	0	0,1	0
$x_{t2}$	0,759	0,175	0,8	0,1
ZF	1,559		1,448	

## Neueste Erkenntnis

- Problem des „Curse of Dimensionality“ hat sich durch Diskretisierung nur verlagert
  - Feinere Diskretisierung lässt Größe der Look-Up-Table explodieren
  - Relativ starke Abhängigkeit von Initialisierung der Look-Up-Table

## Neueste Erkenntnis

- Problem des „Curse of Dimensionality“ hat sich durch Diskretisierung nur verlagert
  - Feinere Diskretisierung lässt Größe der Look-Up-Table explodieren
  - Relativ starke Abhängigkeit von Initialisierung der Look-Up-Table

## Nächste Schritte

- Abschätzung der Wertefunktion über neuronales Netz
- Abschätzung der Wertefunktion über parametrisierte Darstellung

## Neueste Erkenntnis

- Problem des „Curse of Dimensionality“ hat sich durch Diskretisierung nur verlagert
  - Feinere Diskretisierung lässt Größe der Look-Up-Table explodieren
  - Relativ starke Abhängigkeit von Initialisierung der Look-Up-Table

## Nächste Schritte

- Abschätzung der Wertefunktion über neuronales Netz
- Abschätzung der Wertefunktion über parametrisierte Darstellung

## Ziel

- Entwicklung von und Vergleich mit heuristischen Instandhaltungsstrategien, z. B. auf der Grundlage von Importanzen

# Vielen Dank für die Aufmerksamkeit.

Kontakt:

Michael Krause

Abteilung für Betriebswirtschaftslehre, insb. Produktion und Logistik

Institut für Wirtschaftswissenschaft

TU Clausthal

Julius-Albert-Straße 6, 38678 Clausthal-Zellerfeld

[michael.krause@tu-clausthal.de](mailto:michael.krause@tu-clausthal.de)

+49 (5323) 72-7617