

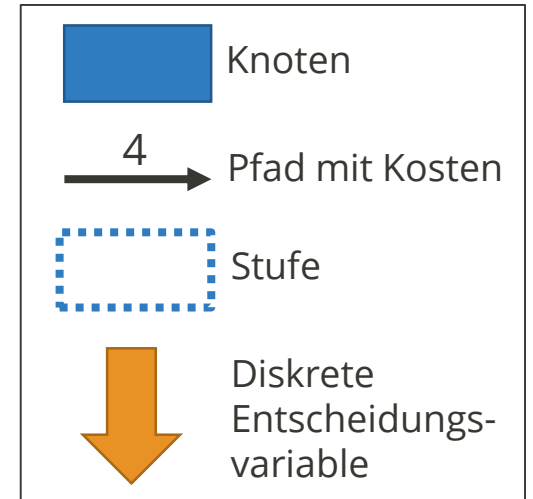
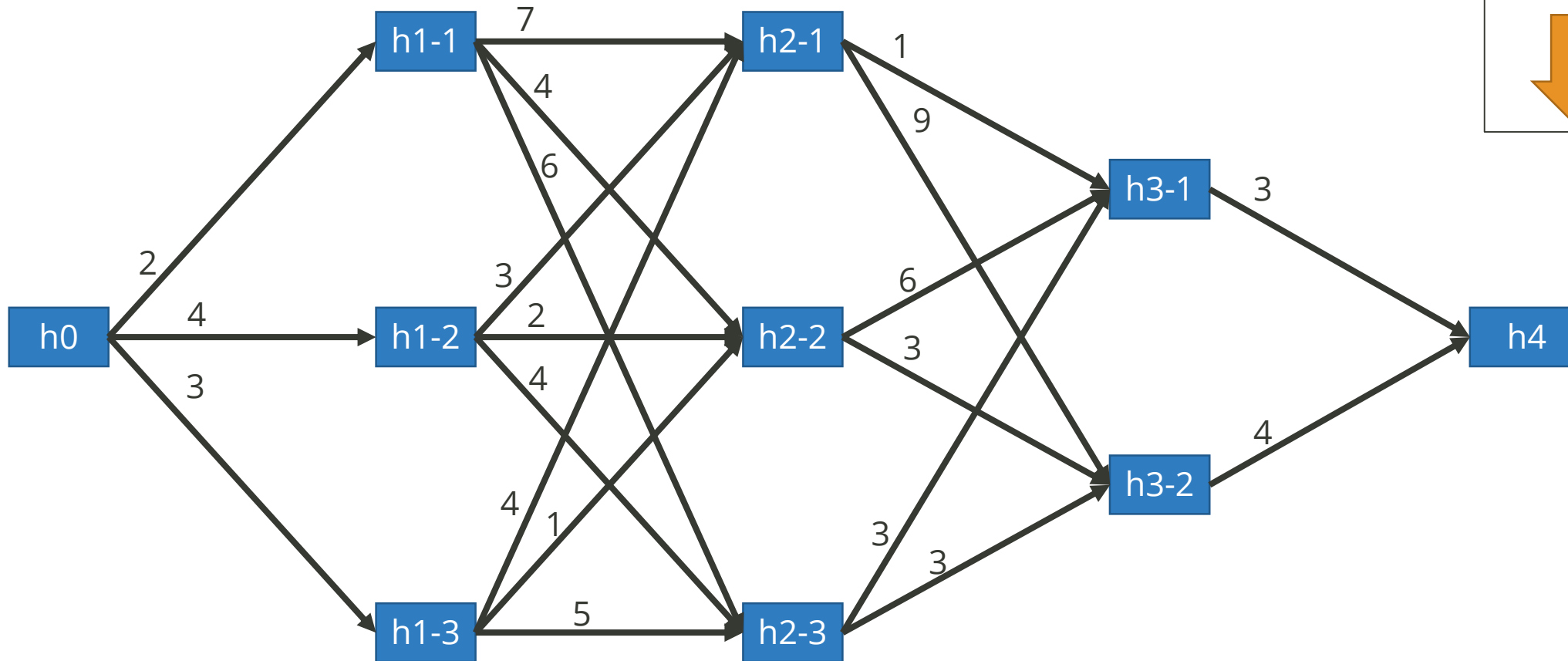
Dr.rer.nat. Valentin Khaydarov  
Professur für Prozessleittechnik & Arbeitsgruppe Systemverfahrenstechnik

# Mehrdimensionale Optimierung

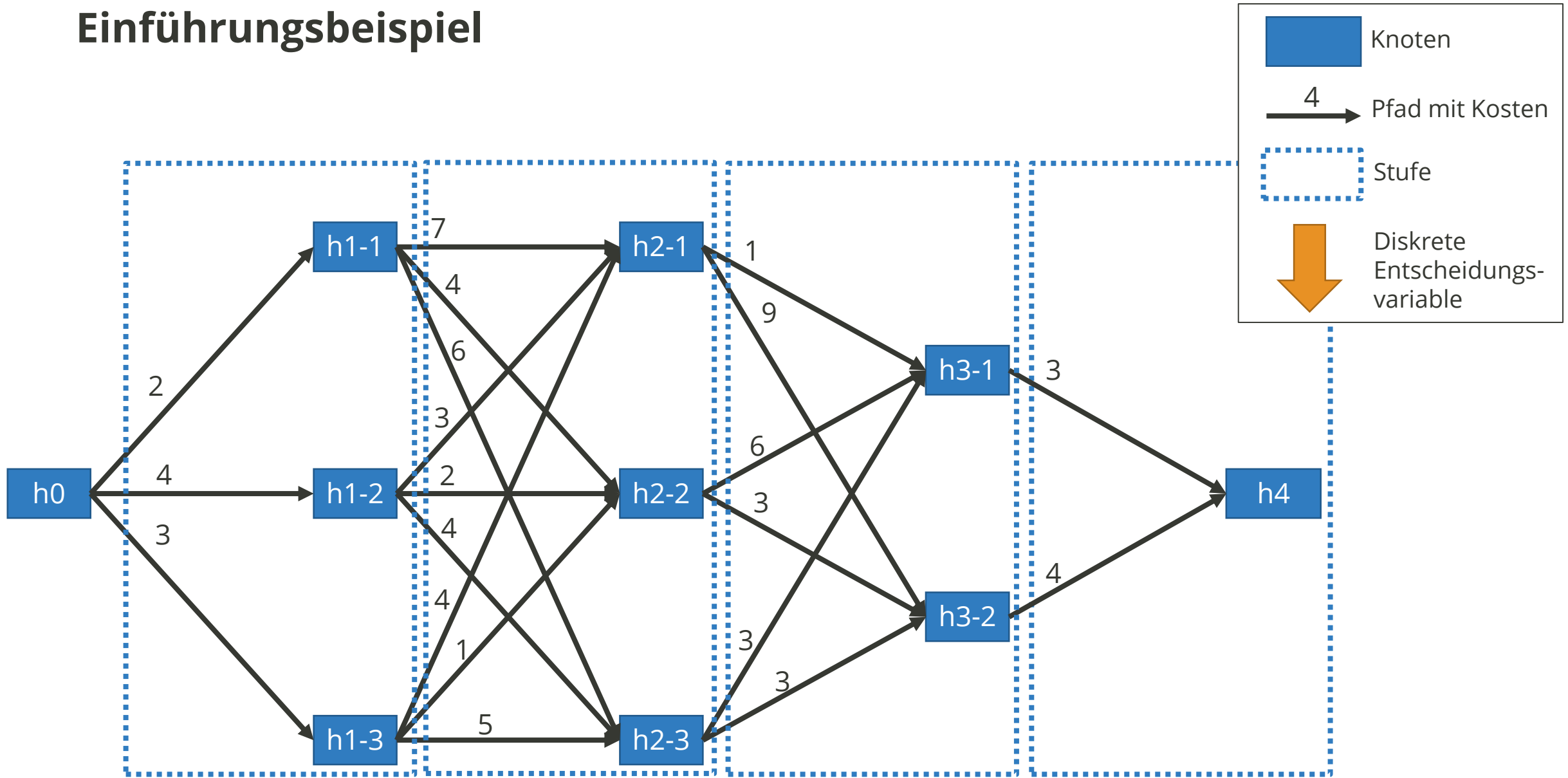
## Dynamische Optimierung

Vorlesung 6, Lehrveranstaltung Systemverfahrenstechnik, 2020

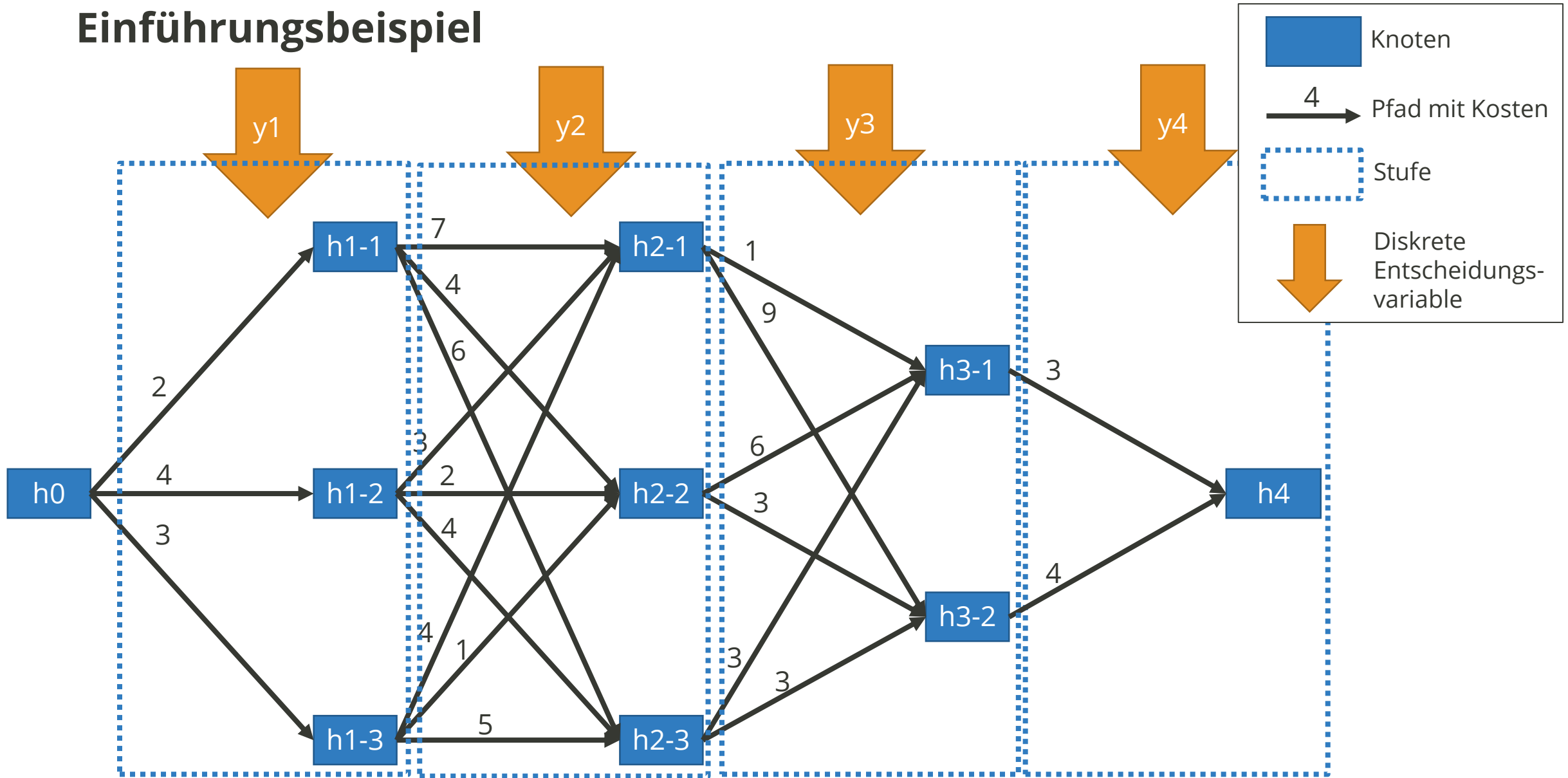
# Einführungsbeispiel



# Einführungsbeispiel

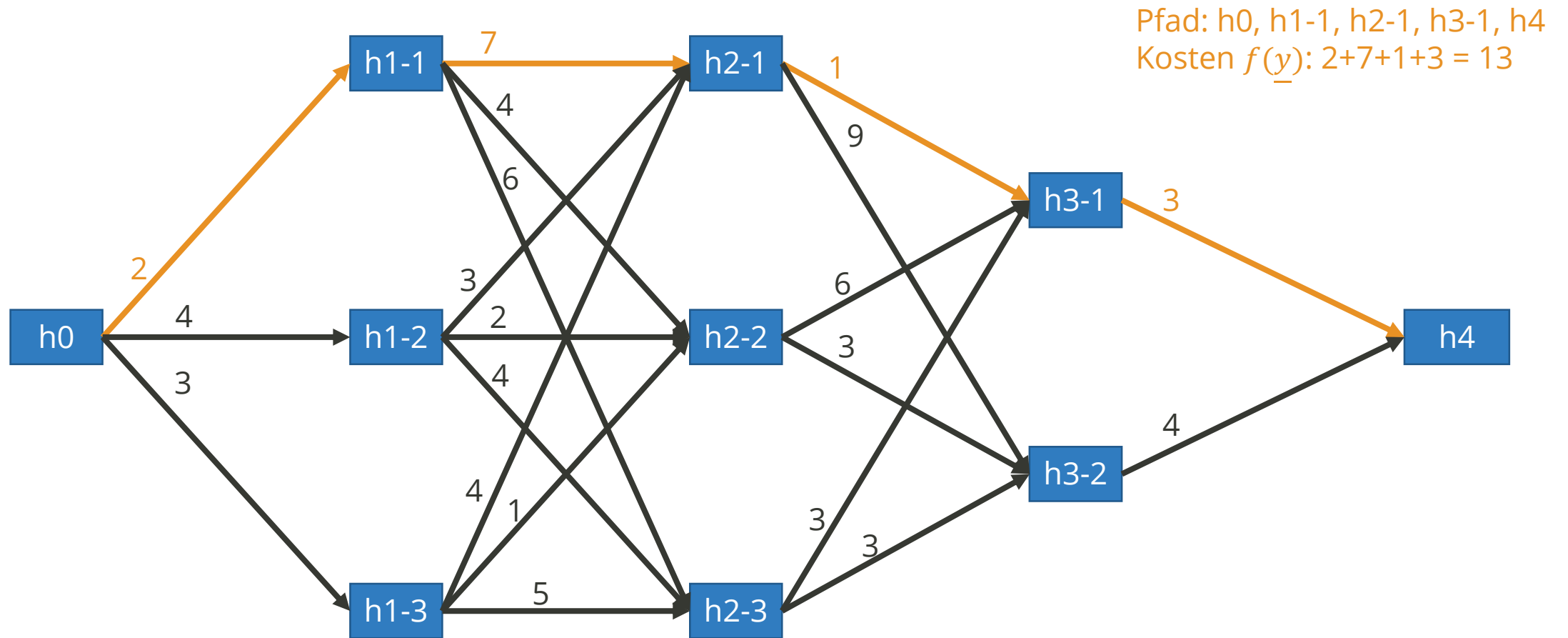


# Einführungsbeispiel



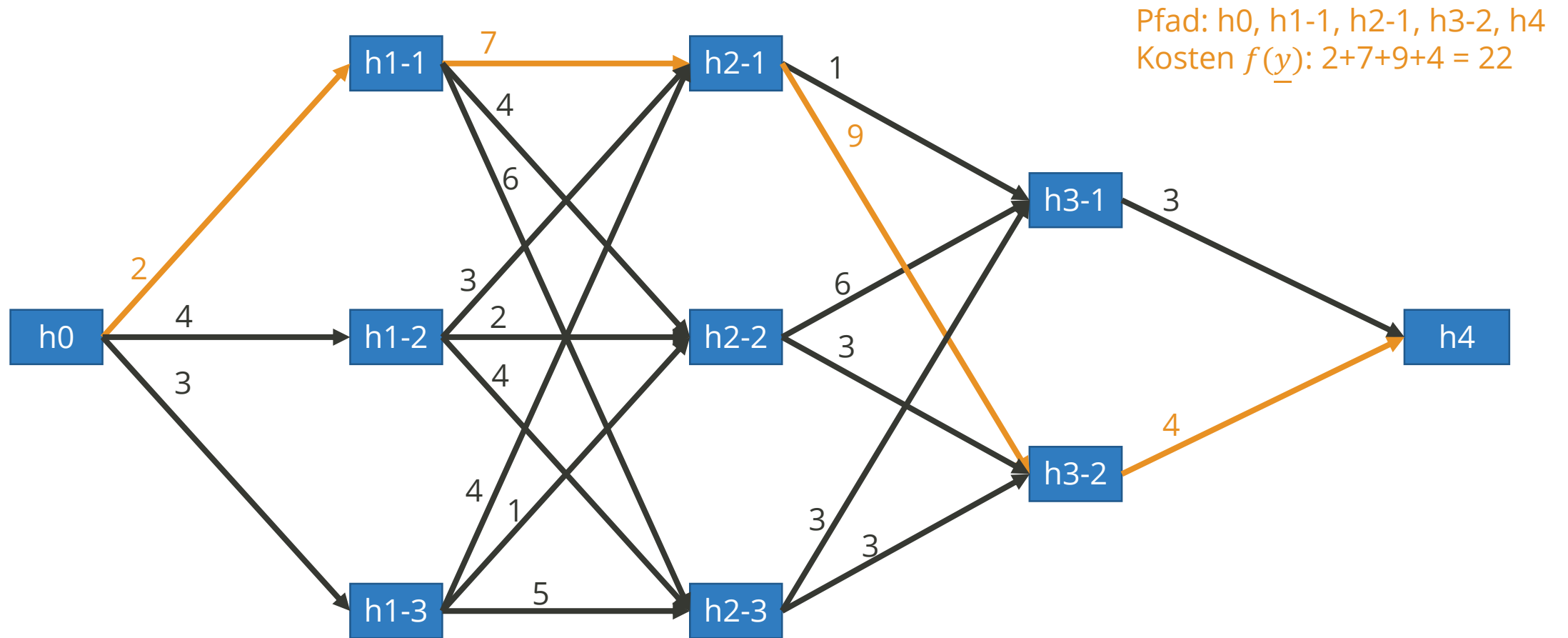
# Einführungsbeispiel

Brute-Force-Ansatz: Berechnung aller möglichen Pfade



# Einführungsbeispiel

Brute-Force-Ansatz: Berechnung aller möglichen Pfade



# Einführungsbeispiel

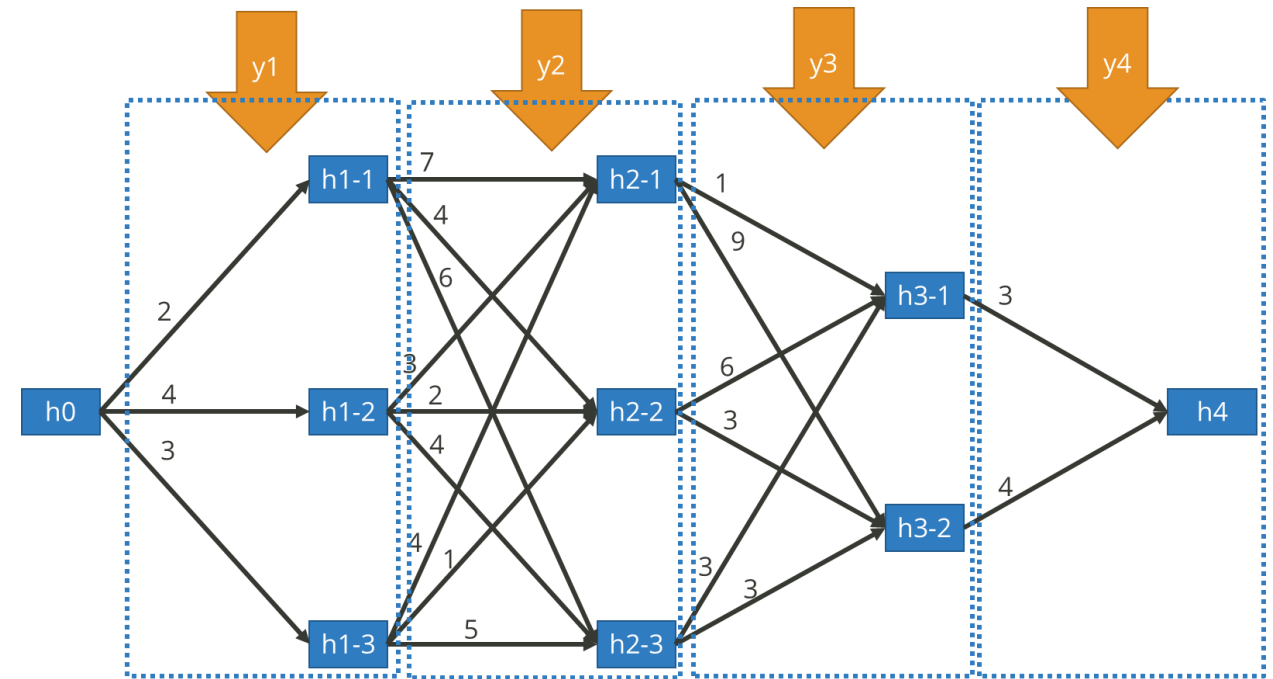
## Brute-Force-Ansatz: Berechnung aller möglichen Pfade

Mögliche Pfade im Einführungsbeispiel:

$$3 \cdot 3 \cdot 2 \cdot 1 = 18$$

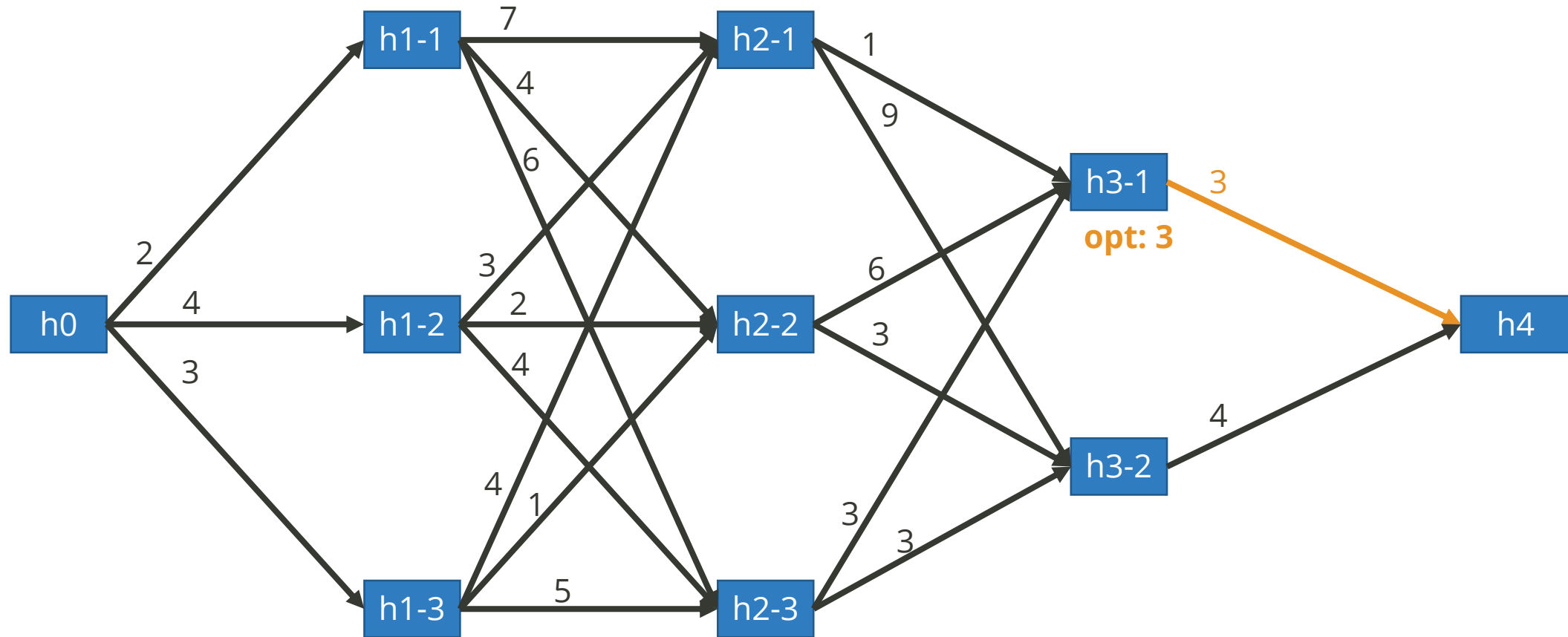
→ Mit wachsender Anzahl der Zustände wächst die Anzahl der Pfade sehr schnell, damit wird eine Brute-Force sehr schnell ineffizient.

→ Optimierungsverfahren verwenden!



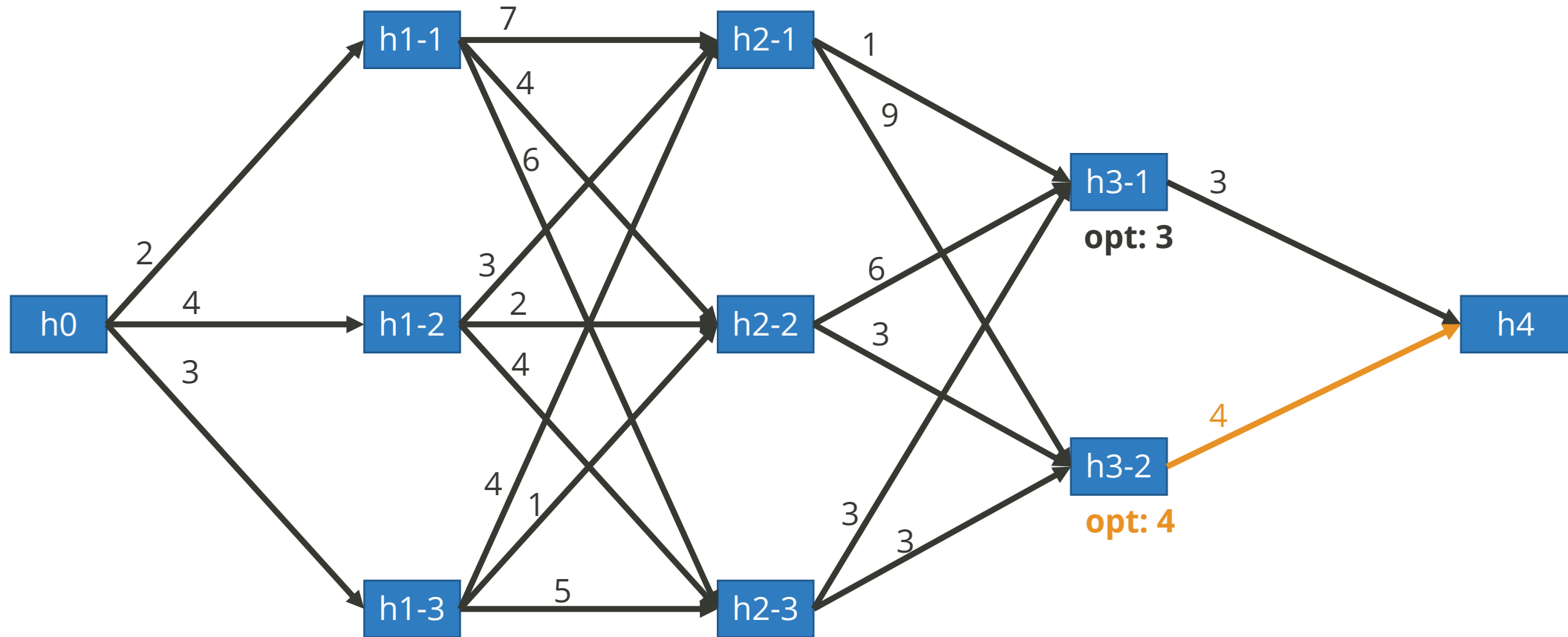
# Einführungsbeispiel

Dynamische Optimierung: Rekursive Berechnung optimaler Lösung



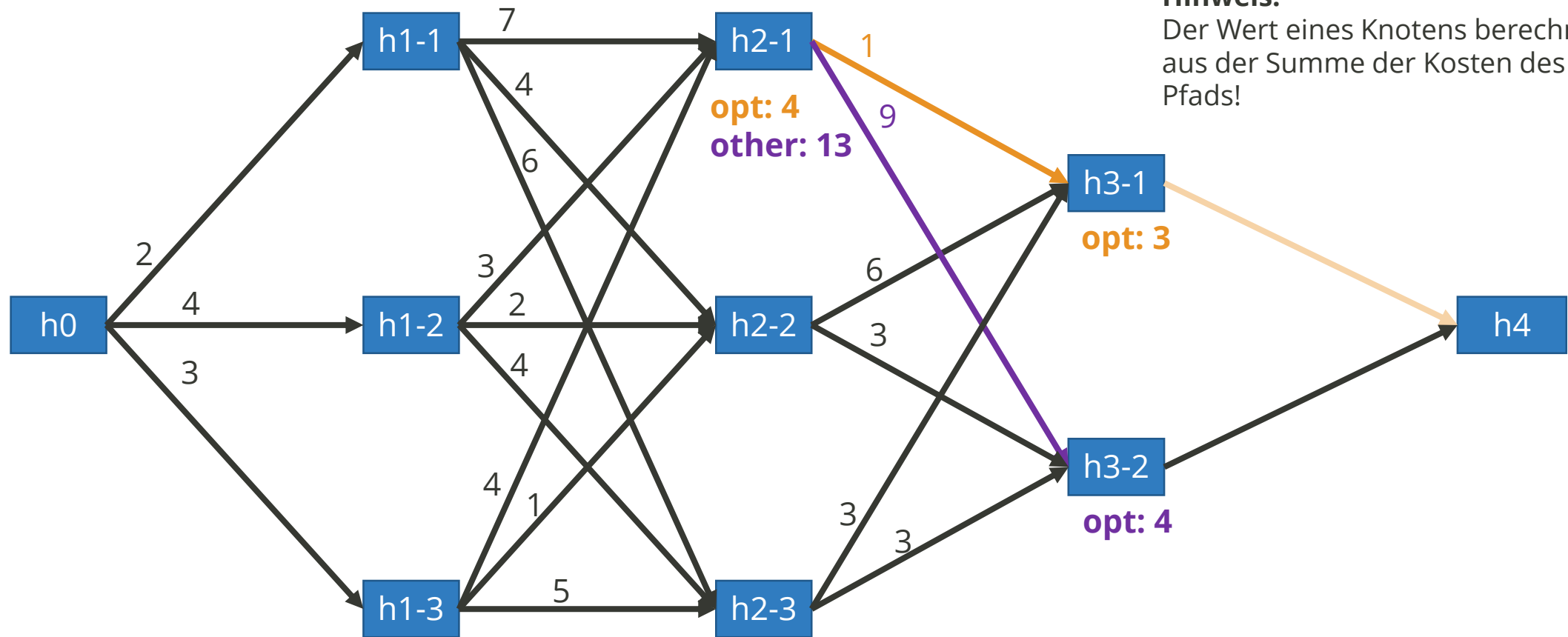
# Einführungsbeispiel

Dynamische Optimierung: Rekursive Berechnung optimaler Lösung



# Einführungsbeispiel

## Dynamische Optimierung: Rekursive Berechnung optimaler Lösung

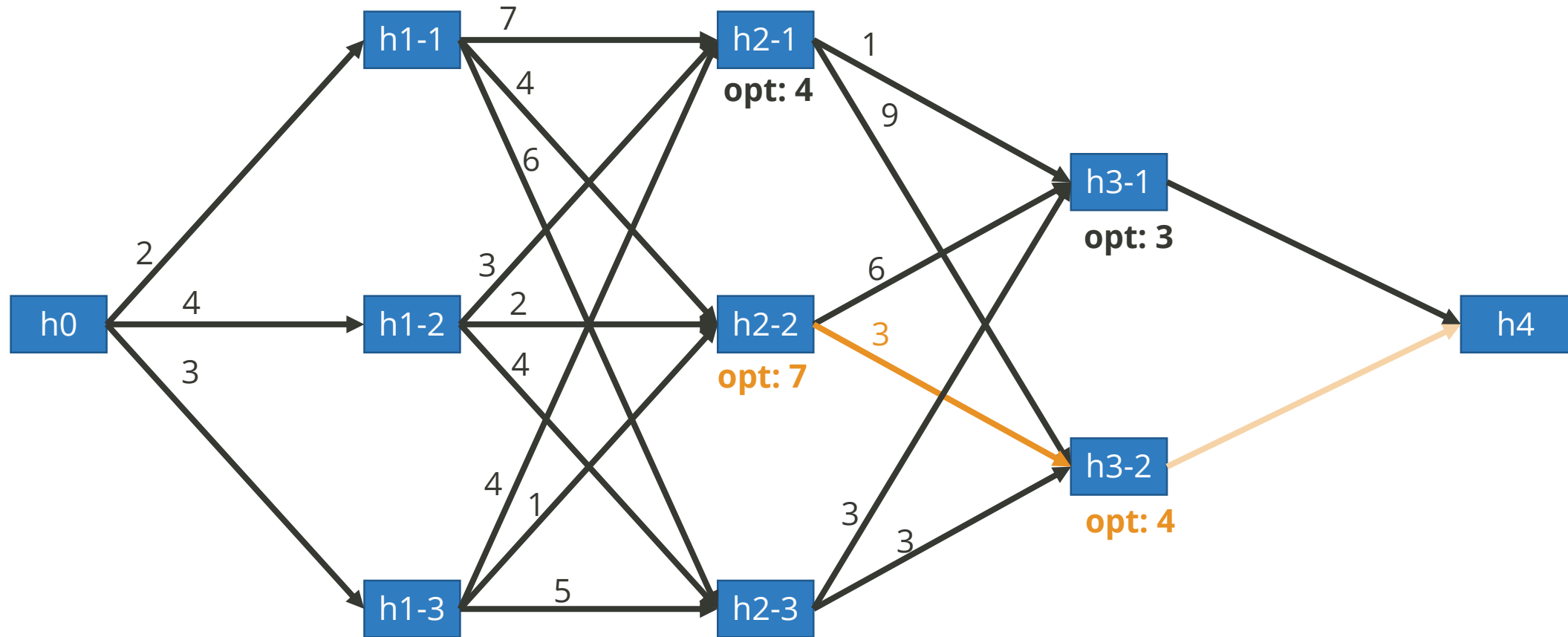


### Hinweis:

Der Wert eines Knotens berechnet sich aus der Summe der Kosten des optimalen Pfads!

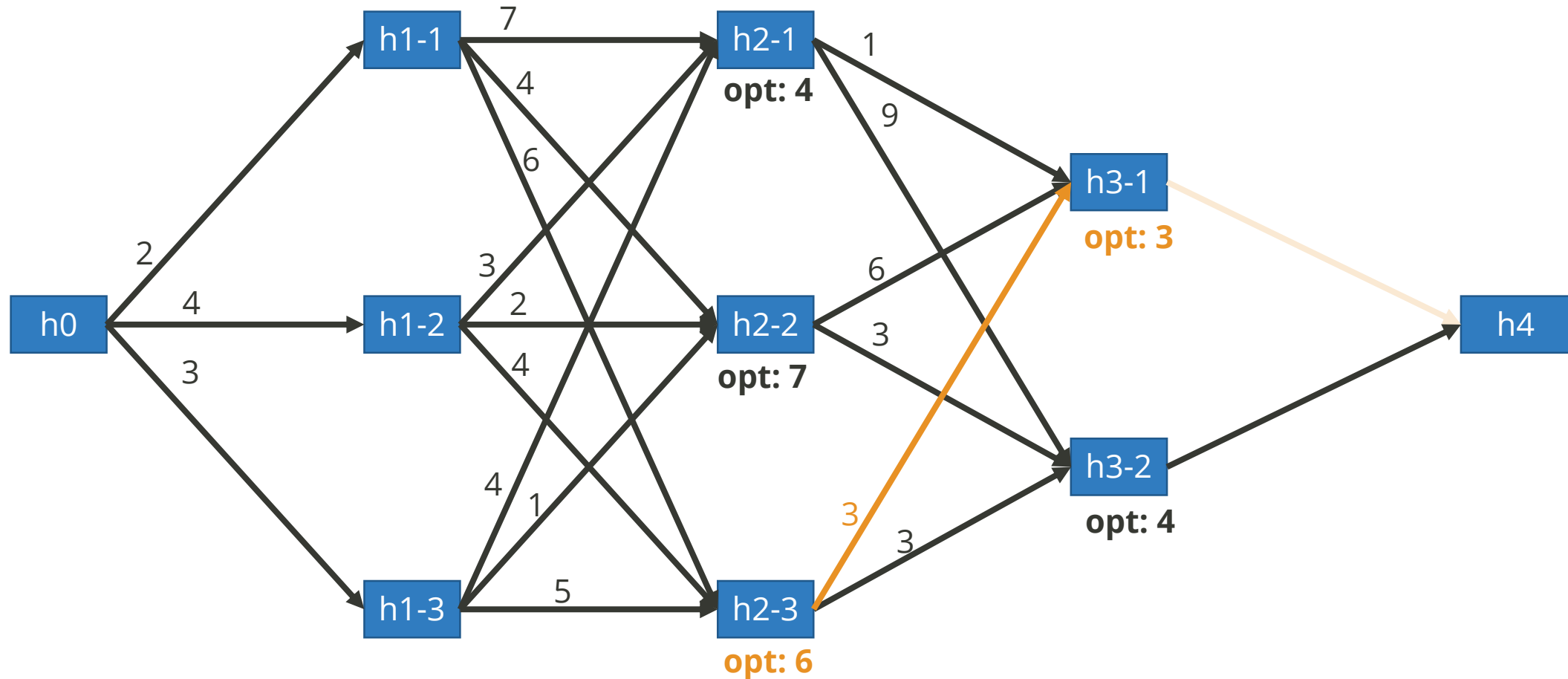
# Einführungsbeispiel

Dynamische Optimierung: Rekursive Berechnung optimaler Lösung



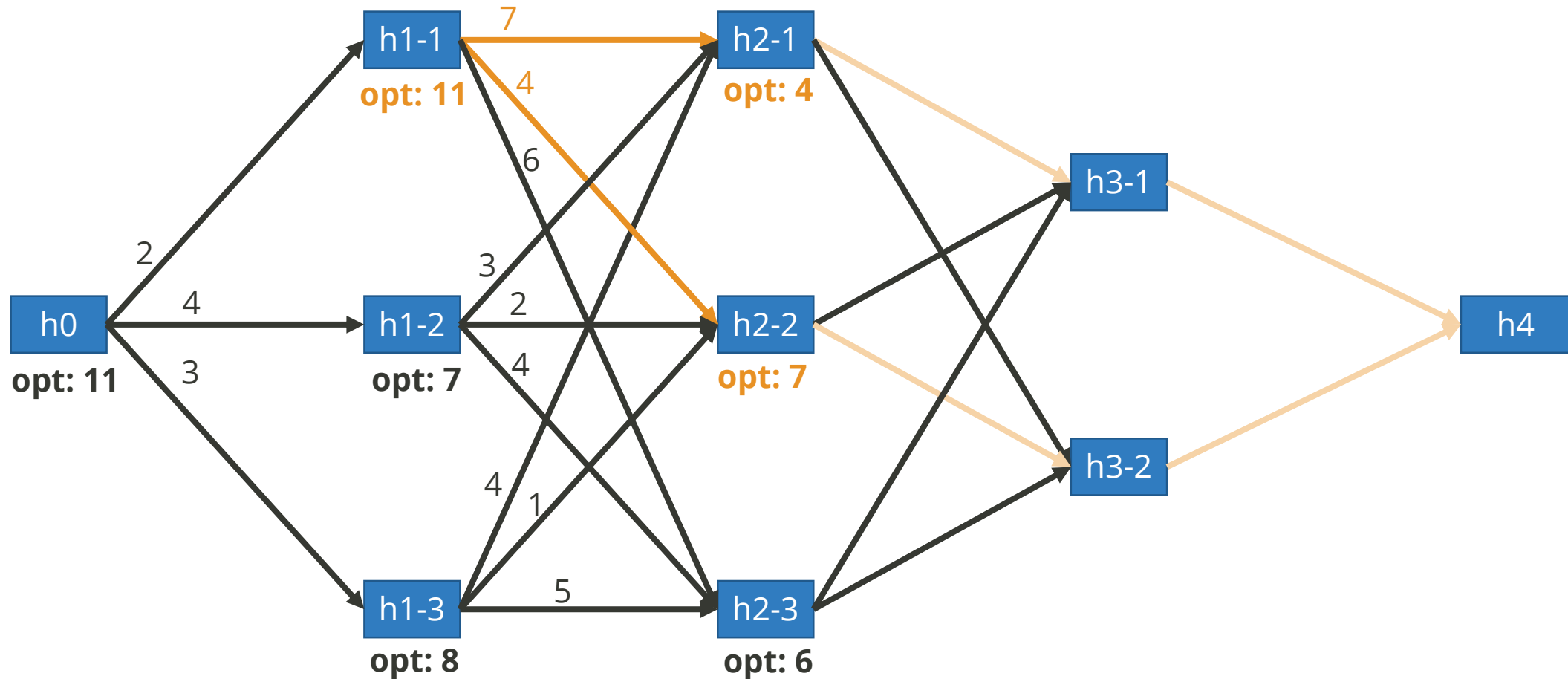
# Einführungsbeispiel

Dynamische Optimierung: Rekursive Berechnung optimaler Lösung



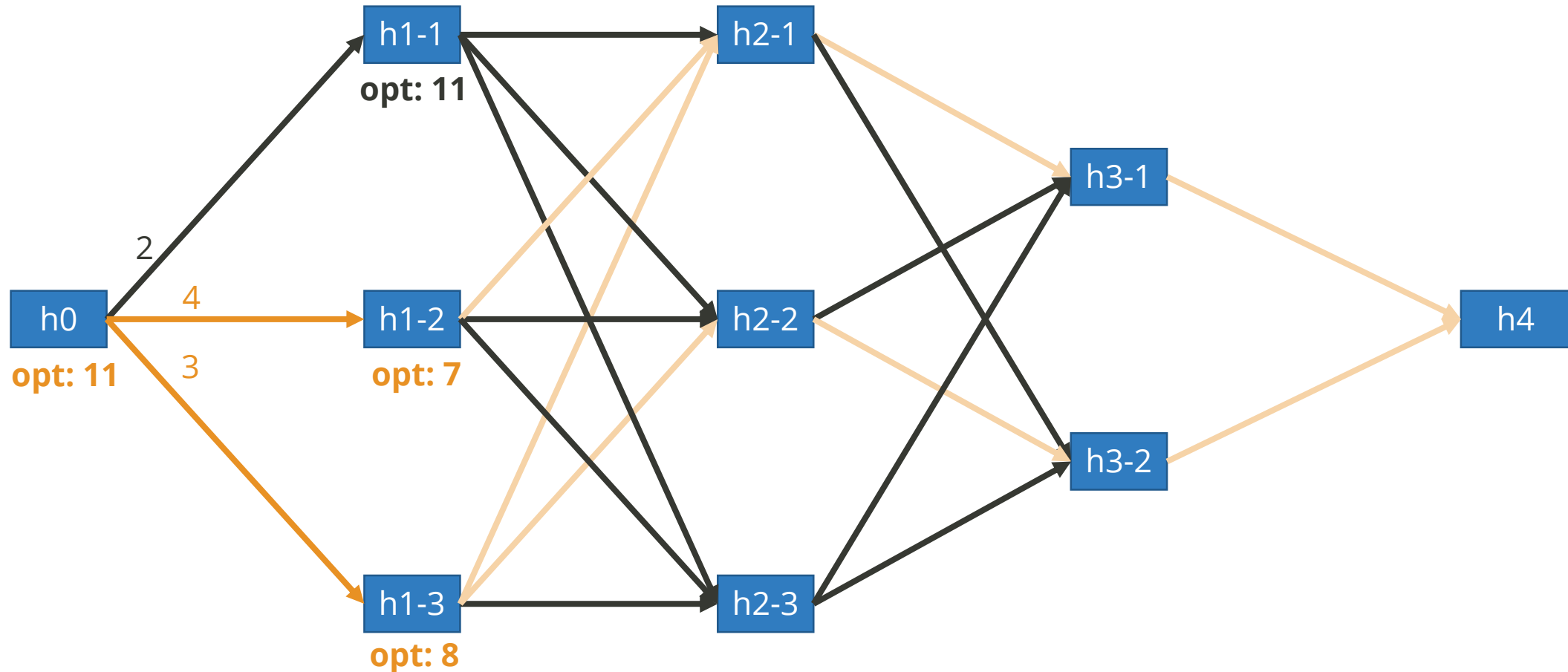
# Einführungsbeispiel

Dynamische Optimierung: Rekursive Berechnung optimaler Lösung



# Einführungsbeispiel

Dynamische Optimierung: Rekursive Berechnung optimaler Lösung



# Dynamische Optimierung (engl.: Dynamic Programming)

- **Dynamische Optimierung** eignet sich für die Lösung von **mehrstufigen Entscheidungsprozessen**, bei denen Entscheidungen aufeinander aufbauen.
- **Dekomposition** eines **hochdimensionalen** in mehrere **niedrigdimensionale** (häufig: eindimensionale) Optimierungsprobleme
  - z.B.: NC-Variablen-Problem wird transformiert in NC 1-Variablen-Probleme (NC=Anzahl der Stufen)
  - 1-Variablen-Probleme sind in der Regel einfacher lösbar
    - Die 1-Variablen-Probleme können nichtlineare Optimierungsprobleme o.ä. sein
- Lösung von **sequentiellen Entscheidungsprozessen...**
  - Zeitlich
  - Räumlich
  - Über verschiedene Ebenen eines Systems
  - ...

...durch Zerlegung komplexer Probleme in einfachere Unterprobleme, wenn sich eine optimale Lösung aus optimalen Lösungen von Teilproblemen zusammensetzen lässt. (**Optimalitätsprinzip von Bellmann**)

# Klassische Optimierung <-> Dynamische Optimierung

## Mehrdimensionale Optimierung

→ 1 mehrdimensionales Optimierungsproblem

$$Z_{opt} = \min_{\underline{y}} Z(h_0, \underline{y})$$

## Dynamische Optimierung

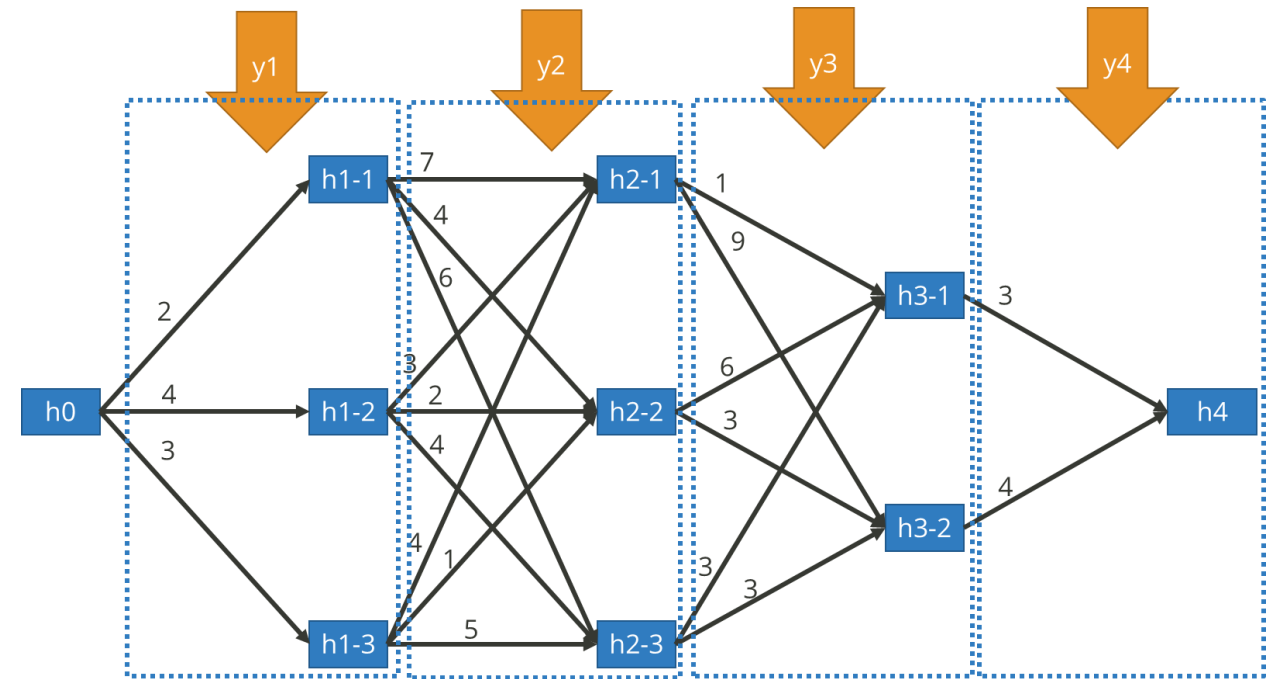
→ Sequenz von eindimensionalen Optimierungsproblemen

$$Z_{opt}^{(1)} = \min_{y_4} Z(h_3, y_4)$$

$$Z_{opt}^{(2)} = \min_{y_3} [Z(h_2, y_3) + Z_{opt}^{(1)}]$$

$$Z_{opt}^{(3)} = \min_{y_2} [Z(h_1, y_2) + Z_{opt}^{(2)}]$$

$$Z_{opt}^{(4)} = \min_{y_1} [Z(h_0, y_1) + Z_{opt}^{(3)}]$$



# Klassische Optimierung <-> Dynamische Optimierung

## (Klassische) Optimierung

- Kleinere Anzahl an Variablen
- Zielfunktionen sollten...
  - Kontinuierlich sein
  - Kontinuierlich differenzierbar sein
  - das Optimum nicht auf dem Rand haben
- Variablen sollten kontinuierlich sein
- Bei nichtlinearen Prozessen sollte die Region, in der das globale Minimum liegt, für die Initialisierung bekannt sein
- Berücksichtigung stochastischer Prozesse macht den Ansatz sehr kompliziert

## Dynamische Optimierung

- Erlaubte Variablen
  - Diskrete
  - Nicht-kontinuierliche
  - Nicht-differenzierbare
  - Nicht-konvexe
- Stochastische Prozesse leichter abbildbar
- Nachteil: „Curse of Dimensionality“

# Dynamische Optimierung in der Systemverfahrenstechnik

- Suche nach einer **optimalen** Lösung...
  - minimale Kosten
  - maximale Ausbeute
  - maximale Ausdauer
  - ...
- Anwendung
  - Optimierung von Reihenschaltungen
  - Optimierung von phasenorientierten Regelgesetzen
  - ...

# ACHTUNG - Übergang zur Zustandsschreibweise

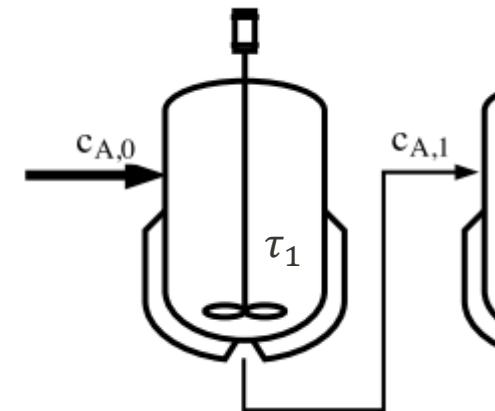
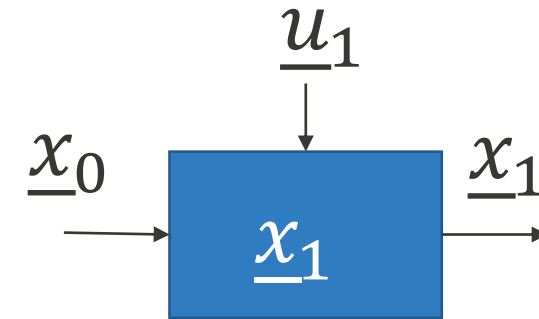
**Steuervektor**  $\underline{u}$  setzt sich aus kontinuierlichen und diskreten Entscheidungsvariablen ( $\underline{x}$  und  $\underline{y}$ ) zusammen.

**Zustand eines Systems**  $\underline{x}^*$  resultiert aus den Modellgleichungen in den Gleichungsbedingungen  $0 = \underline{h}(\underline{x}, \underline{y})$  ist jedoch NICHT gleichbedeutend mit den kontinuierlichen Entscheidungsvariablen  $\underline{x}$  !

➤ Das „\*“ wird im folgenden weggelassen!

Annahme der „**Aufwind-Approximation**“ für Stoffströme

➤ Der austretende Zustand entspricht dem Zustand im System.



# Reihenschaltung von Prozesseinheiten

**Modellgleichung** einer Prozesseinheit:

$$\underline{x}_j = f_j(\underline{x}_{j-1}, \underline{u}_j)$$

**Zielfunktion** = Summe der Zielfunktionen der Stufen:

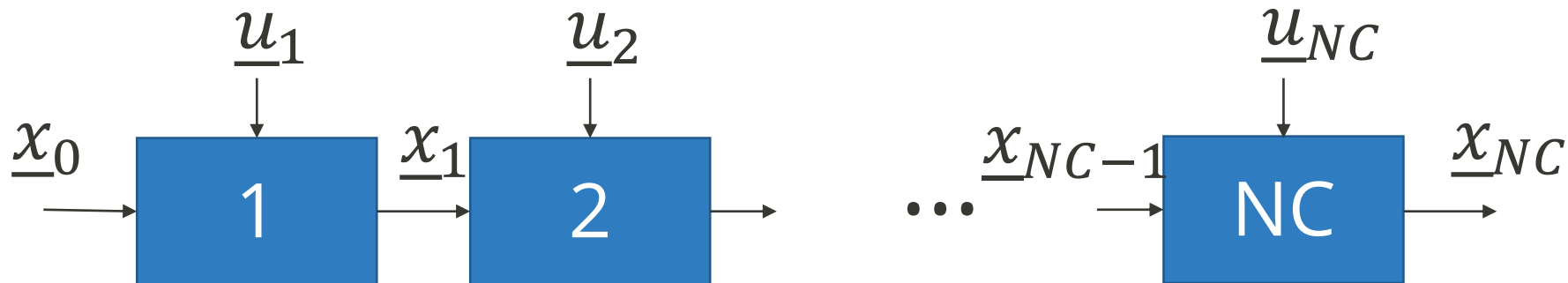
$$Z = \sum_{j=1}^{NC} Z_j(\underline{x}_{j-1}, \underline{u}_j)$$

$\underline{x}_j$  ... Zustandsvektor der Stufe j

$\underline{u}_j$  ... Steuervektor der Stufe j

$j$  ... Index der Stufe  
(z.B. Prozesseinheit in der Kaskade)

$NC$  ... Anzahl der Stufen  
(z.B. Anzahl Prozesseinheiten in der Kaskade)



# Beispiel: Reaktorkaskade

Modellgleichung im stationären Zustand:

$$c_{A,j} = \frac{c_{A,j-1}}{1 + k \tau_j}$$

→ Zustandsvektor  $\underline{x}_j$  der Stufe j:  $c_{A,j}$

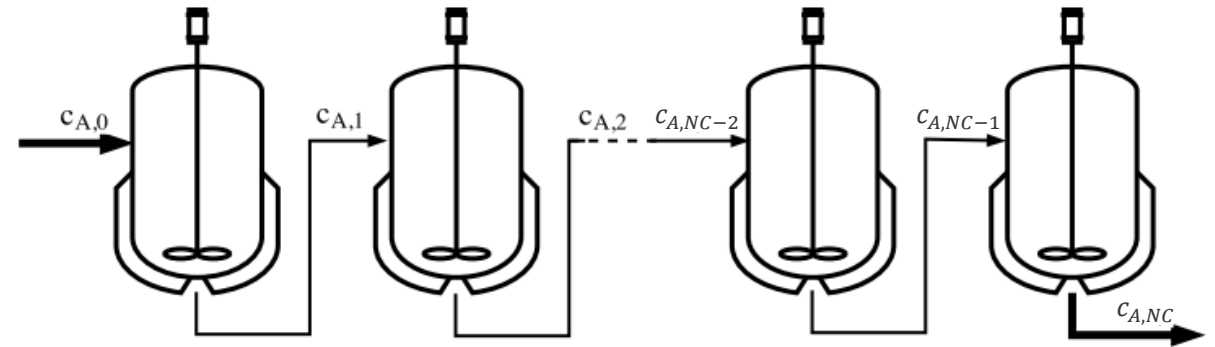
→ Steuervektor  $\underline{u}_j$  der Stufe j:  $\tau_j$

Minimierung der mittleren Gesamtverweilzeit bei bekannter Eintritts- ( $c_{A,0}$ ) und Austrittskonzentration ( $c_{A,NC}$ ):

$$Z = \sum_{j=1}^{NC} \tau_j \rightarrow \min$$

## Hinweis:

Im Gegensatz zum Einführungsbeispiel sind hier die Entscheidungsvariablen (Verweilzeiten  $\tau$ ) und Zustände (Stoffmengenkonzentrationen  $c_A$ ) bei der Reaktorkaskade kontinuierliche Größen.



$c_{A,j}$  ... Stoffmengenkonzentration der Komponente A in Reaktor j

$\tau_j$  ... Verweilzeit in Reaktor j

$k$  ... Reaktionskonstante

# Systematische Substitution der Modellgleichung

Ansatz: Ineinander Einsetzen vom hinteren Ende der sequentiellen Reihe

- (NC)-te Stufe (letzte Stufe):

$$\underline{x}_{NC} = \underline{f}_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC})$$

- (NC-1)-te Stufe:

$$\underline{x}_{NC-1} = \underline{f}_{NC-1}(\underline{x}_{NC-2}, \underline{u}_{NC-1})$$

durch Einsetzen:

$$\underline{x}_{NC} = \underline{f}_{NC}(\underline{f}_{NC-1}(\underline{x}_{NC-2}, \underline{u}_{NC-1}), \underline{u}_{NC})$$

- (1)-te Stufe:

$$\underline{x}_{NC} = \underline{f}_{NC}(\underline{f}_{NC-1}(\dots \underline{f}_2(\underline{f}_1(\underline{x}_0, \underline{u}_1), \underline{u}_2) \dots), \underline{u}_{NC})$$

Damit ist der Ausgangszustand  $\underline{x}_{NC}$  nur vom Eingangszustand  $\underline{x}_0$  und den Steuerungen der Stufen  $\underline{u}_1 \dots \underline{u}_{NC}$  abhängig, wobei jede Stufe sequentiell von der jeweils vorherigen abhängig ist.

- Bei optimaler Steuerung gilt dann:

$$\underline{x}_{NC} = \underline{f}_{opt}(\underline{x}_0, \underline{u}_{1,opt}, \dots, \underline{u}_{NC,opt})$$

# Beispiel: Reaktorkaskade

(NC)-te Stufe:

$$c_{A,NC} = f(c_{A,NC-1}, \tau_{NC})$$

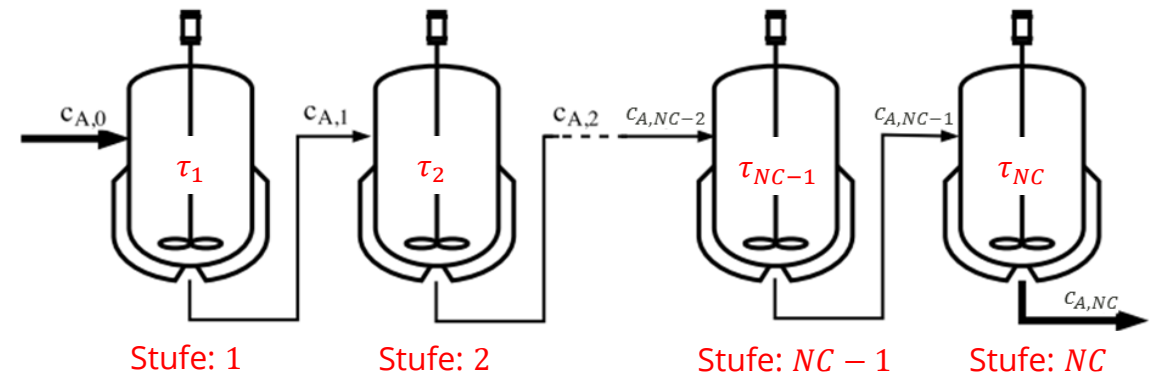
(NC-1)-te Stufe:

$$c_{A,NC-1} = f(c_{A,NC-2}, \tau_{NC-1})$$

Daraus folgt:

$$c_{A,NC} = f(f(c_{A,NC-2}, \tau_{NC-1}), \tau_{NC}) = f(c_{A,NC-2}, \tau_{NC-1}, \tau_{NC})$$

USW.



# Bellmann'sche Rekursion der Zielfunktion

Zerlegung der Gesamtzielfunktion in rekursiv definierte Teilsummen

- Gesamtzielfunktion

$$Z^{(NC)} = \sum_{j=1}^{NC} Z_j(\underline{x}_{j-1}, \underline{u}_j)$$

- Berechnung rekursiver Teilsummen:

$$Z^{(1)} = Z_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC})$$

$$Z^{(2)} = Z_{NC-1}(\underline{x}_{NC-2}, \underline{u}_{NC-1}) + Z_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC})$$

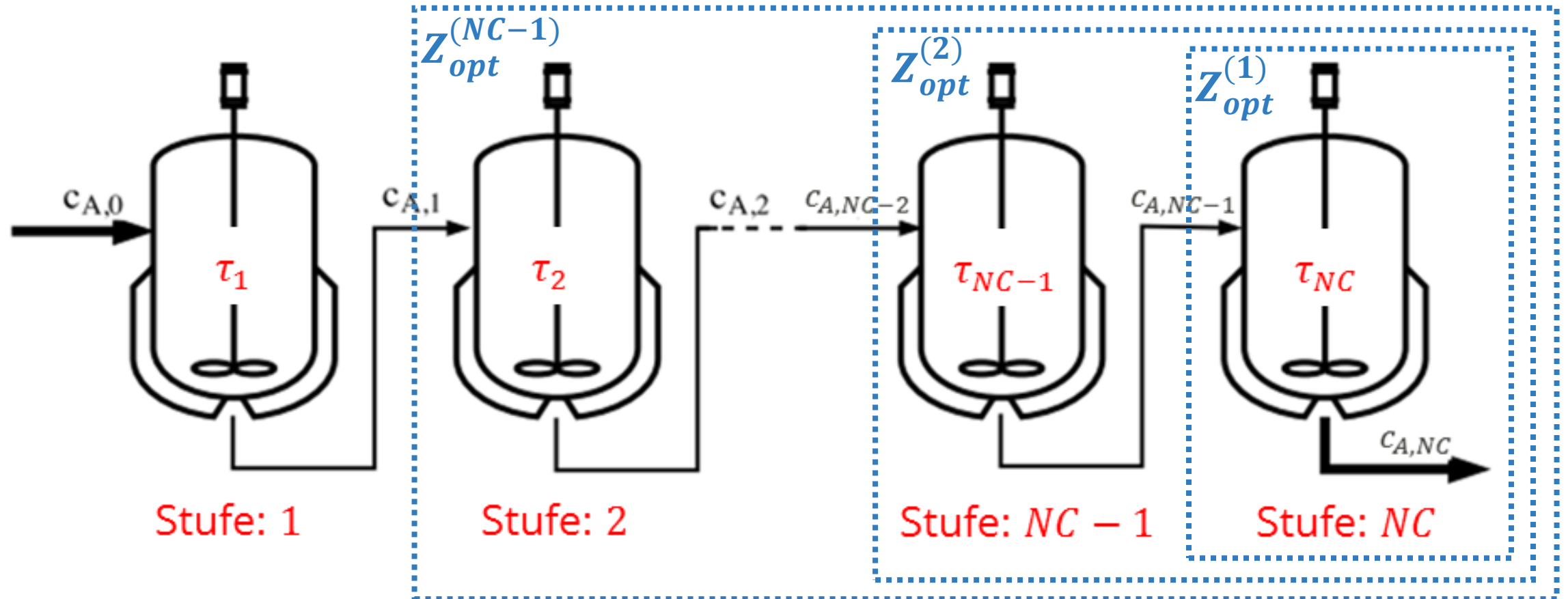
$$Z^{(3)} = Z_{NC-2}(\underline{x}_{NC-3}, \underline{u}_{NC-2}) + Z_{NC-1}(\underline{x}_{NC-2}, \underline{u}_{NC-1}) + Z_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC})$$

...

$$Z^{(NC-j+1)} = \sum_{j=i}^{NC} Z_j(\underline{x}_{j-1}, \underline{u}_j)$$

Die für die Dekomposition des Problems heranzuziehende Methode wird **Dynamische Optimierung** genannt.

# Beispiel: Reaktorkaskade



# Bellmann'sche Rekursion der Zielfunktion

## Optimale Lösung der (NC)-ten Stufe

Zielfunktion – unter der Annahme, dass der Austrittszustand ( $\underline{x}_{NC}$ ) bekannt ist, wird der optimale Steuervektor  $\underline{u}_{NC,opt}$  für beliebige Eintrittszustände ( $\underline{x}_{NC-1}$ ) gesucht:

$$\begin{aligned}Z^{(1)} &= Z_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC}) \\Z_{opt}^{(1)} &= \min_{\underline{u}_{NC}} [Z_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC})] = Z_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC,opt}) \\Z_{opt}^{(1)} &= Z_{opt}^{(1)}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC,opt})\end{aligned}$$

Für den Eintrittszustand der Stufe  $\underline{x}_{NC-1}$  gilt dann:

$$\underline{x}_{NC} = \underline{f}_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC,opt})$$

→ Durch Invertieren der Funktion folgt:

$$\underline{x}_{NC-1} = \underline{f}_{NC}^{-1}(\underline{x}_{NC}, \underline{u}_{NC,opt})$$

# Bellmann'sche Rekursion der Zielfunktion

## Optimale Lösung der (NC-1)-ten Stufe

Zielfunktion – unter der Annahme, dass Eintritts-  $\underline{x}_{NC-2}$  und Austrittszustand  $\underline{x}_{NC-1}$  bekannt sind, wird der optimale Steuervektor  $\underline{u}_{NC-1,opt}$  gesucht:

$$\begin{aligned} Z_{opt}^{(2)} &= \min_{\underline{u}_{NC-1}} [Z_{NC-1}(\underline{x}_{NC-2}, \underline{u}_{NC-1}) + Z_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC,opt})] \\ Z_{opt}^{(2)} &= Z_{NC-1}(\underline{x}_{NC-2}, \underline{u}_{NC-1,opt}) + Z_{NC}(f_{NC}^{-1}(\underline{x}_{NC}, \underline{u}_{NC,opt}), \underline{u}_{NC,opt}) \\ Z_{opt}^{(2)} &= Z_{opt}^{(2)}(\underline{x}_{NC-2}, \underline{u}_{NC-1,opt}, \underline{u}_{NC,opt}) \end{aligned}$$

Für den Eintrittszustand der Stufe gilt dann:

$$\underline{x}_{NC-1} = \underline{f}_{NC-1}(\underline{x}_{NC-2}, \underline{u}_{NC-1,opt})$$

→ Durch invertieren der Funktion folgt:

$$\underline{x}_{NC-2} = \underline{f}_{NC-1}^{-1}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC-1,opt})$$

→ Durch Einsetzen des Eintrittszustand von Stufe NC folgt:

$$\underline{x}_{NC-2} = \underline{f}_{NC-1}^{-1}(\underline{f}_{NC}^{-1}(\underline{x}_{NC}, \underline{u}_{NC,opt}), \underline{u}_{NC-1,opt})$$

# Bellmann'sche Rekursion der Zielfunktion

## Optimale Lösung der (1)-ten Stufe

Zielfunktion – unter der Annahme, dass Eintritts-  $\underline{x}_0$  und Austrittszustand  $\underline{x}_1$  bekannt sind, wird der optimale Steuervektor  $\underline{u}_{1,opt}$  gesucht:

$$Z_{opt}^{(NC)} = \min_{\underline{u}_1} \left[ Z_1(\underline{x}_0, \underline{u}_1) + \sum_{j=2}^{NC} Z_j(\underline{x}_{j-1}, \underline{u}_{j,opt}) \right]$$

Mit dem

$$\underline{x}_{j-1} = \underline{f}_j^{-1} \left( \underline{f}_{j+1}^{-1} \left( \dots \underline{f}_{NC-1}^{-1} \left( \underline{f}_{NC}^{-1}(\underline{x}_{NC}, \underline{u}_{NC,opt}), \underline{u}_{NC-1,opt} \right) \dots \right), \underline{u}_{j,opt} \right)$$

folgt

$$Z_{opt}^{(NC)} = \min_{\underline{u}_1} \left[ Z_1(\underline{x}_0, \underline{u}_1) + \sum_{j=2}^{NC} Z_j \left( \underline{f}_j^{-1} \left( \underline{f}_{j+1}^{-1} \left( \dots \underline{f}_{NC-1}^{-1} \left( \underline{f}_{NC}^{-1}(\underline{x}_{NC}, \underline{u}_{NC,opt}), \underline{u}_{NC-1,opt} \right) \dots \right), \underline{u}_{j,opt} \right), \underline{u}_{j,opt} \right) \right]$$

Alternativ kann auch geschrieben werden:

$$Z_{opt}^{(NC)} = \min_{\underline{u}_1} \left[ Z_1(\underline{x}_0, \underline{u}_1) + Z_{opt}^{(NC-1)}(\underline{x}_1, \underline{u}_{2,opt}, \dots, \underline{u}_{NC,opt}) \right]$$

# Bellmann'sche Rekursion der Zielfunktion

- Es folgt die Rekursionsvorschrift:

$$Z_{opt}^{(1)} = \min_{\underline{u}_{NC}} [Z_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC})]$$

$$Z_{opt}^{(NC-j+1)} = \min_{\underline{u}_j} [Z_j(\underline{x}_{j-1}, \underline{u}_j) + Z_{opt}^{(NC-j)}(\underline{x}_j, \underline{u}_{j+1,opt}, \dots, \underline{u}_{NC,opt})]$$

$$Z_{opt}^{(NC)} = \min_{\underline{u}_1} [Z_1(\underline{x}_0, \underline{u}_1) + Z_{opt}^{(NC-1)}(\underline{x}_1 = f(\underline{x}_0, \underline{u}_1), \underline{u}_{2,opt}, \dots, \underline{u}_{NC,opt})]$$

$$\underline{x}_j = \underline{f}_j(\underline{f}_{j-1}(\dots \underline{f}_2(\underline{f}_1(\underline{x}_0, \underline{u}_1), \underline{u}_2) \dots), \underline{u}_j)$$

Erster Schritt der dynamischen Optimierung

Rückwärtsrechnen mit sinkendem j (NC-1 nach 1)

Lösung des Optimierungsproblems

Vorwärtsrechnen mit wachsendem j zur Berechnung der Zustände in den Stufen

# Bellmann'sche Rekursion der Zielfunktion

## Schlussfolgerungen

Die rekursive Anwendung der Rekursionsformel führt dazu, dass

- in jedem Schritt, beginnend mit der Stufe NC und endend mit der Stufe 1 jeweils ein Optimierungsproblem zu lösen ist, welches nur von den Steuergrößen der Stufe  $i$  als Entscheidungsvariablen abhängt und
- damit das Problem in  $n$  Teilprobleme zerlegt wurde, die von geringerer Dimension sind als das vollständige Problem. → **Dekomposition des Problems**

Lösung des dynamischen Optimierungsproblems erfolgt in zwei Schritten:

### 1. Rückwärtsrechnung:

Lösung für Teilprobleme beginnend mit (NC)-ter Stufe in Form von Funktionen in Abhängigkeit vom Eingangszustand aufstellen.

### 2. Vorwärtsrechnung:

Berechnung der Zustände in den Stufen beginnend mit der ersten Stufe durch Einsetzen der Eingangszustände und optimalen Steuervektoren.



**PROCESS CONTROL SYSTEMS** **PROCESS SYSTEMS ENGINEERING**

Dr.rer.nat. Valentin Khaydarov  
Kontakt: [valentin.khaydarov@tu-dresden.de](mailto:valentin.khaydarov@tu-dresden.de)

**Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!**

# Bellmann'sche Rekursion der Zielfunktion

- Da folgende Beziehung  $j = NC - i + 1$  zwischen den Indizes  $i$  und  $j$  besteht, kann die Iterationsvorschrift auch wie folgt ausgedrückt werden:

$$\begin{aligned} Z_{opt}^{(1)} &= \min_{\underline{u}_{NC}} [Z_{NC}(\underline{x}_{NC-1}, \underline{u}_{NC})] \\ Z_{opt}^{(i)} &= \min_{\underline{u}_{NC-i+1}} \left[ Z_{NC-i+1}(\underline{x}_{NC-i}, \underline{u}_{NC-i+1}) + Z_{opt}^{(i-1)}(\underline{x}_{NC-i+1}, \underline{u}_{NC-i+2,opt}, \dots, \underline{u}_{NC,opt}) \right] \\ Z_{opt}^{(i)} &= \min_{\underline{u}_{NC-i+1}} \left[ Z_{NC-i+1}(\underline{x}_{NC-i}, \underline{u}_{NC-i+1}) + Z_{opt}^{(i-1)}(\underline{x}_{NC-i+1}, \underline{u}_{NC-i+2,opt}, \dots, \underline{u}_{NC,opt}) \right] \\ \underline{x}_{NC-i+1} &= \underline{f}_{NC-i+1} \left( \underline{f}_{NC-i} \left( \dots \underline{f}_2 \left( \underline{f}_1(\underline{x}_0, \underline{u}_1), \underline{u}_2 \right) \dots \right), \underline{u}_{NC-i+1} \right) \end{aligned}$$