

# Diskrete Ereignissysteme, Kapitel 3

---

## 3. Stochastische diskrete Ereignissysteme

### 3.1 Grundbegriffe der Wahrscheinlichkeitsrechnung

### 3.2 Stochastische Prozesse in diskreter Zeit

↳ Markov-Ketten in diskreter Zeit

### 3.3 Stochastische Prozesse in kontinuierlicher Zeit

↳ Markov-Ketten in kontinuierlicher Zeit

↳ Warteschlangen

**Material/Folien von Thomas Erlebach. Vielen Dank!**

# Literatur zu Kapitel 3 der Vorlesung

---

- ☞ Schickinger, Steger: **Diskrete Strukturen. Band 2: Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik.**  
Springer, Berlin, 2001.  
[Kapitel 1–2: Grundlagen, Kapitel 4: Stochastische Prozesse]
- ☞ Bertsekas, Gallager: **Data Networks.** Second Edition.  
Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1992.  
[Chapter 3: Delay Models in Data Networks]

# Weitere Literatur

---

- ★ Kleinrock: **Queueing Systems, Volume 1: Theory**, John Wiley & Sons, 1975.
- ★ Kleinrock: **Queueing Systems, Volume 2: Computer Applications**, John Wiley & Sons, 1976.
- ★ Gross, Harris: **Fundamentals of Queueing Theory**, Wiley, 1998.
- ★ Tanner: **Practical Queueing Analysis**, McGraw-Hill, 1995.
- ★ Nelson: **Probability, Stochastic Processes, and Queueing Theory**, Springer, 1995.
- ★ ...

# Stochastische Prozesse

---

- **Bisher:** Das Verhalten von DES war deterministisch.
- **Jetzt:** Einbeziehung von “Unsicherheit” auf der Grundlage stochastischer Prozesse. Unsicherheit bezüglich der Funktion und des Zeitverhaltens.
- **Beispiele:**
  - ❑ Modellierung nur statistisch beschreibbarer Ereignisse, wie Telefonanrufe, Berechnungszeiten von Tasks.
  - ❑ Quantitative Analyse von Verkehrsprozessen (Zahl von Anrufen/Zeit, ...), Warteschlangen, Computernetzwerken, Rechnerarchitekturen.

# 3.1 Grundbegriffe

---

- Menge  $\Omega$  von Elementarereignissen
- $\Pr[\omega]$  bezeichnet die Wahrscheinlichkeit von  $\omega \in \Omega$
- Es muss gelten:  $0 \leq \Pr[\omega] \leq 1$  und  $\sum_{\omega \in \Omega} \Pr[\omega] = 1$ .
- **Wahrscheinlichkeitsraum:**  $\Omega$  mit  $\Pr[\omega]$  für alle  $\omega \in \Omega$
- **diskret**, falls  $\Omega$  endlich oder abzählbar, sonst **kontinuierlich**.
- **Ereignis:** Teilmenge von  $\Omega$
- Wahrscheinlichkeit von  $E \subseteq \Omega$ :  $\Pr[E] = \sum_{\omega \in E} \Pr[\omega]$
- Ereignisse  $A$  und  $B$  heissen **unabhängig**, falls  
 $\Pr[A \cap B] = \Pr[A] \cdot \Pr[B]$ .

# Beispiel 1

## Zufallsexperiment: Werfen eines Würfels mit 6 Seiten

- $\Omega = \{\mathbf{1}, \mathbf{2}, \mathbf{3}, \mathbf{4}, \mathbf{5}, \mathbf{6}\}$
- $\Pr[\mathbf{1}] = \Pr[\mathbf{2}] = \dots = \Pr[\mathbf{6}] = \frac{1}{6}$
- $E = \text{“gerade Zahl”} = \{\mathbf{2}, \mathbf{4}, \mathbf{6}\} \subseteq \Omega$
- $\Pr[E] = \Pr[\mathbf{2}] + \Pr[\mathbf{4}] + \Pr[\mathbf{6}] = \frac{1}{2}$
- $F = \text{“durch 3 teilbare Zahl”} = \{\mathbf{3}, \mathbf{6}\} \subseteq \Omega$
- $\Pr[F] = \Pr[\mathbf{3}] + \Pr[\mathbf{6}] = \frac{1}{3}$
- $E$  und  $F$  sind unabhängig, da  
 $\Pr[E \cap F] = \Pr[\mathbf{6}] = \frac{1}{6} = \Pr[E] \cdot \Pr[F].$

# Beispiel 2

---

## Zufallsexperiment: Paketübertragung

- Jeder Übertragungsversuch gelingt mit W'keit  $p$ .
- Elementarereignis  $\omega_i$ : Es braucht  $i$  Versuche bis zur ersten erfolgreichen Übertragung.
- $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots\}$  abzählbar unendlich
- $\Pr[\omega_1] = p, \Pr[\omega_2] = (1 - p)p, \Pr[\omega_3] = (1 - p)^2 p$
- Allgemein:  $\Pr[\omega_i] = (1 - p)^{i-1} p$
- Es gilt:  $\sum_{i=1}^{\infty} (1 - p)^{i-1} p = p \sum_{i=0}^{\infty} (1 - p)^i = p \frac{1}{1 - (1 - p)} = 1$

# Rechnen mit Wahrscheinlichkeiten

---

Seien  $A, B \subseteq \Omega$  Ereignisse. Es gilt:

- $\Pr[\emptyset] = 0, \Pr[\Omega] = 1$
- $\Pr[\bar{A}] = 1 - \Pr[A]$ , wobei  $\bar{A} := \Omega \setminus A$
- $\Pr[A \cup B] \leq \Pr[A] + \Pr[B]$
- $\Pr[A \cup B] = \Pr[A] + \Pr[B] - \Pr[A \cap B]$



# Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Seien  $A, B$  Ereignisse mit  $\Pr[B] > 0$ .

Die **bedingte Wahrscheinlichkeit** von  $A$  gegeben  $B$  ist definiert durch:

$$\Pr[A \mid B] := \frac{\Pr[A \cap B]}{\Pr[B]}$$

**Multiplikationssatz.** Für Ereignisse  $A_1, \dots, A_n$  mit  $\Pr[A_1 \cap \dots \cap A_n] > 0$  gilt:

$$\begin{aligned} \Pr[A_1 \cap \dots \cap A_n] &= \Pr[A_1] \cdot \Pr[A_2 \mid A_1] \cdot \\ &\quad \cdot \Pr[A_3 \mid A_1 \cap A_2] \cdot \dots \cdot \Pr[A_n \mid A_1 \cap \dots \cap A_{n-1}] \end{aligned}$$

# Totale Wahrscheinlichkeit

---

## Satz von der totalen Wahrscheinlichkeit

Seien  $A_1, \dots, A_n$  paarweise disjunkte Ereignisse und  $B \subseteq A_1 \cup \dots \cup A_n$ . Dann folgt:

$$\Pr[B] = \sum_{i=1}^n \Pr[B \mid A_i] \cdot \Pr[A_i]$$

**Bemerkung:** Der Satz gilt analog für unendlich viele paarweise disjunkte Ereignisse  $A_1, A_2, \dots$ :

$$\Pr[B] = \sum_{i=1}^{\infty} \Pr[B \mid A_i] \cdot \Pr[A_i]$$

# Zufallsvariablen

- Eine Abbildung  $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  heisst **Zufallsvariable**. Wir schreiben  $W_X$  als Abkürzung für den Wertebereich  $X(\Omega)$ .
- Falls  $\Omega$  diskret (endlich oder abzählbar unendlich) ist, heisst auch  $X$  diskret. Wir betrachten vorerst nur diskrete Zufallsvariablen
- Die Funktionen  $f_X : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  und  $F_X : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  mit  $f_X(x) = \Pr[X = x]$  und  $F_X(x) = \Pr[X \leq x]$  heissen **Dichte(funktion)** und **Verteilung(sfunktion)** von  $X$ .
- **Erwartungswert:**  $\mathbb{E}[X] := \sum_{x \in W_X} x \cdot \Pr[X = x]$   
(falls die Summe konvergiert)
- Varianz:**  $\text{Var}[X] := \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2] = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2$   
(falls  $\mathbb{E}[X^2]$  und  $\mathbb{E}[X]$  existieren)
- Standardabweichung:**  $\sigma(X) := \sqrt{\text{Var}[X]}$

# Rechnen mit Erwartungswert und Varianz

Mit  $a, b \in \mathbb{R}$  gilt für die transformierte Zufallsvariable  $a \cdot X + b$ :

- $\mathbb{E}[a \cdot X + b] = a \cdot \mathbb{E}[X] + b$
- $\text{Var}[a \cdot X + b] = a^2 \cdot \text{Var}[X]$ .

## Linearität des Erwartungswerts:

Für Zufallsvariablen  $X_1, X_2, \dots, X_n$  und  $X := a_1 X_1 + \dots + a_n X_n$  mit  $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$  gilt:

$$\mathbb{E}[X] = a_1 \mathbb{E}[X_1] + \dots + a_n \mathbb{E}[X_n]$$

# Unabhängigkeit von Zufallsvariablen

---

- Zufallsvariablen  $X_1, \dots, X_n$  heissen **unabhängig**, wenn für alle  $(x_1, \dots, x_n) \in W_{X_1} \times \dots \times W_{X_n}$  gilt:

$$\Pr[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n] = \Pr[X_1 = x_1] \cdot \dots \cdot \Pr[X_n = x_n]$$

- Für unabhängige Zufallsvariablen  $X$  und  $Y$  gilt:

$$\mathbb{E}[X \cdot Y] = \mathbb{E}[X] \cdot \mathbb{E}[Y]$$

$$\text{Var}[X + Y] = \text{Var}[X] + \text{Var}[Y]$$

# Beispiele diskreter Verteilungen (1)

- **Bernoulli-Verteilung** mit Erfolgsw'keit  $p$ :

$$\Pr[X = 1] = p, \quad \Pr[X = 0] = 1 - p$$

Es gilt  $\mathbb{E}[X] = p$  und  $\text{Var}[X] = p(1 - p)$ .

- **Binomial-Verteilung** mit Parametern  $n$  und  $p$ :

$$\Pr[X = k] = \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k}, \quad \text{für } 0 \leq k \leq n$$

Es gilt  $\mathbb{E}[X] = np$  und  $\text{Var}[X] = np(1 - p)$ .

- **Poisson-Verteilung** mit Parameter  $\lambda$ :

$$\Pr[X = k] = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}, \quad \text{für } k \in \mathbb{N}_0$$

Es gilt  $\mathbb{E}[X] = \lambda$  und  $\text{Var}[X] = \lambda$ .

# Beispiele diskreter Verteilungen (2)

- **Geometrische Verteilung** mit Parameter  $p$ :

$$\Pr[X = k] = (1 - p)^{k-1} p \quad \text{für } k \in \mathbb{N}$$

Der Erwartungswert ist

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{k=1}^{\infty} k(1 - p)^{k-1} p = p \sum_{k=1}^{\infty} k(1 - p)^{k-1} = p \cdot \frac{1}{p^2} = \frac{1}{p}$$

Die Varianz ist  $\frac{1-p}{p^2}$ .

**Anwendungsbeispiel:** Paketübertragung mit Erfolgsw'keit  $p$

⇒ Es sind im Mittel  $\frac{1}{p}$  Versuche nötig, bis ein Paket erfolgreich übertragen werden kann.

## 3.2 Stochastische Prozesse in diskreter Zeit

- dynamisches System  $\sim$  zeitliche Folge von Zufallsexperimenten
- Zustand und Verhalten des Systems zur Zeit  $t$   
wird als Zufallsvariable  $X_t$  modelliert. Wir betrachten nur Prozesse mit diskreten Zufallsvariablen  $X_t$  (zustandsdiskret).
- stochastischer Prozess: Folge von Zufallsvariablen  $(X_t)_{t \in T}$ 
  - ↳ in diskreter Zeit:  $T = \mathbb{N}_0$
  - ↳ in kontinuierlicher Zeit:  $T = \mathbb{R}_0^+$
- Zufallsvariablen  $X_{t_1}$  und  $X_{t_2}$  können abhängig sein.
- **Markov-Prozesse**: Weiterer Ablauf ist nur vom aktuellen Zustand abhängig, nicht von der Vergangenheit.



# Beispiel: Paketübertragung (1)

- Paketübertragung von Rechner  $A$  zu Rechner  $B$ .
- Jede Sekunde wird ein Paket übertragen.
- Zufallsvariablen  $X_t$  für  $t \in \mathbb{N}_0$ :

$$X_t = \begin{cases} 1 & \text{falls Übertragung zur Zeit } t \text{ erfolgreich} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

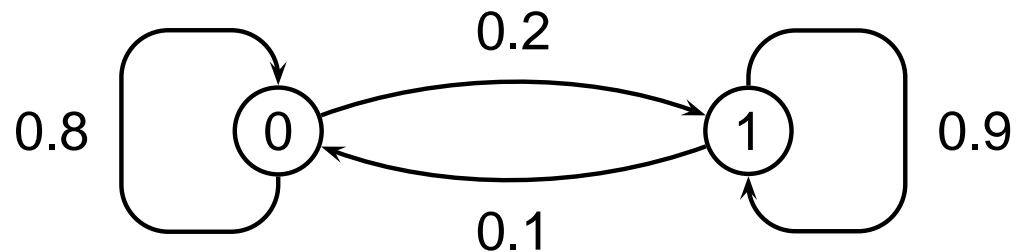
- **Annahme:** Wahrscheinlichkeit für erfolgreiche Übertragung zur Zeit  $t$  ist nur abhängig vom Erfolg der Übertragung zur Zeit  $t - 1$ .

# Beispiel: Paketübertragung (2)

- W'keit für Erfolg der Übertragung zur Zeit  $t + 1$ :

$$\begin{aligned} \Pr[X_{t+1} = 0 \mid X_t = 0] &= 0.8 & \Pr[X_{t+1} = 0 \mid X_t = 1] &= 0.1 \\ \Pr[X_{t+1} = 1 \mid X_t = 0] &= 0.2 & \Pr[X_{t+1} = 1 \mid X_t = 1] &= 0.9 \end{aligned}$$

- Graphische Veranschaulichung durch **Übergangsdigramm**:

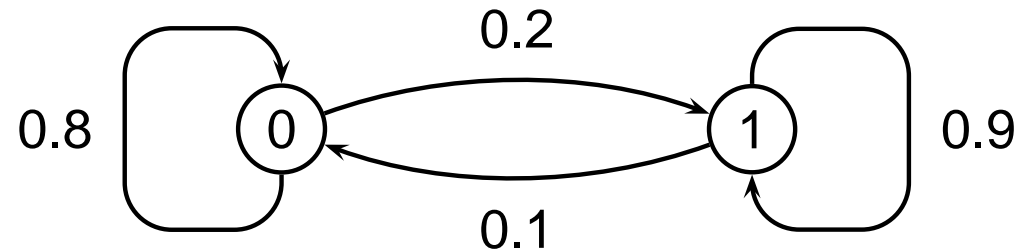


Kante von  $a$  nach  $b$  wird mit  $\Pr[X_{t+1} = b \mid X_t = a]$  beschriftet.

Ablauf des Systems: **Random Walk** im Übergangsdigramm.

# Beispiel: Paketübertragung (3)

## ➤ Übergangsdigramm



## ➤ Alternative Darstellung: **Übergangsmatrix**

$$P = \begin{pmatrix} p_{00} & p_{01} \\ p_{10} & p_{11} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.1 & 0.9 \end{pmatrix}$$

Eintrag  $p_{ij}$  entspricht  $\Pr[X_{t+1} = j \mid X_t = i]$ .

# Beispiel: Paketübertragung (4)

## Entwicklung des Systems über die Zeit:

$t$	$\Pr[X_t = 0]$	$\Pr[X_t = 1]$	
<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	Anfangszustand (vorgegeben)
1	0.1	0.9	
2	0.17	0.83	
3	0.219	<b>0.781</b>	$\Pr[X_3 = 1] = 0.17 \cdot 0.2 + 0.83 \cdot 0.9$
4	0.253	0.747	$= 0.781$
	⋮		
1000	0.333	0.667	

# Definition: Markov-Kette

## Endliche Markov-Kette in diskreter Zeit

über der Zustandsmenge  $S = \{0, 1, \dots, n - 1\}$ :

- ↳ **Folge von Zufallsvariablen**  $(X_t)_{t \in \mathbb{N}_0}$  mit Wertemenge  $S$
- ↳ **Startverteilung**  $q_0 = (q_{00}, q_{01}, \dots, q_{0,n-1})$  mit  $q_{0,i} \geq 0$  und  $\sum_{i=0}^{n-1} q_{0,i} = 1$ .
- ↳  **$X_{t+1}$  hängt nur von  $X_t$  ab**, d.h. für alle  $t > 0$  und alle  $I \subseteq \{0, 1, \dots, t - 1\}$  und  $i, j, s_k \in S$  (für alle  $k \in I$ ) gilt:

$$\Pr[X_{t+1} = j \mid X_t = i, \forall k \in I: X_k = s_k] = \Pr[X_{t+1} = j \mid X_t = i]$$

(Falls  $S = \mathbb{N}_0$ , dann **unendliche Markov-Kette in diskreter Zeit.**)

# Zeithomogene Markov-Ketten

---

- Falls  $\Pr[X_{t+1} = j \mid X_t = i]$  für alle  $i, j \in S$  unabhängig von  $t$  ist, so heisst die Markov-Kette **(zeit)homogen**.
- Wir betrachten (fast) nur zeithomogene Markov-Ketten.
- Für zeithomogene Markov-Ketten sind die Werte

$$p_{ij} := \Pr[X_{t+1} = j \mid X_t = i]$$

eindeutig definiert und ergeben die Übergangsmatrix

$$P = (p_{i,j})_{0 \leq i,j < n}$$

# Ablauf einer Markov-Kette

- Beobachtung einer Markov-Kette von Zeit 0 bis Zeit  $t_0$ .
- Möglicher Ablauf: Zustände  $x_0, x_1, x_2, \dots, x_{t_0}$ .
- Wahrscheinlichkeit für diesen Ablauf (Musterpfad):

$$q_{0,x_0} \cdot \Pr[X_1 = x_1 \mid X_0 = x_0] \cdot \dots \cdot \Pr[X_{t_0} = x_{t_0} \mid X_{t_0-1} = x_{t_0-1}]$$

**Beispiel:** Paketübertragung mit  $P = \begin{pmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.1 & 0.9 \end{pmatrix}$  und  $q_0 = (0.5, 0.5)$ :

↳ Wahrscheinlichkeit für Ablauf (1, 1, 0, 0, 1, 0) ist:

$$0.5 \cdot 0.9 \cdot 0.1 \cdot 0.8 \cdot 0.2 \cdot 0.1 = 0.00072$$

# Verweildauer

---

- Betrachte eine Markov-Kette, die zur Zeit  $t$  im Zustand  $i$  ist.
- Modelliere die Anzahl der Zeitschritte, die die Kette ab Zeit  $t$  im Zustand  $i$  bleibt, als Zufallsvariable  $V_i$ .
- Es gilt:  $\Pr[V_i = k] = p_{ii}^{k-1} (1 - p_{ii})$   
und  $\Pr[V_i > k] = p_{ii}^k$ .
- $V_i$  ist also **geometrisch verteilt**.
- **Beachte:** Die Verweildauer ist unabhängig davon, wie lange die Kette schon im Zustand  $i$  war.



# Rechnen mit der Übergangsmatrix (1)

- Startverteilung:  $q_0$  (Zeilenvektor mit  $n$  Elementen)
- Wahrscheinlichkeitsverteilung auf den Zuständen zur Zeit  $t$ :  
 $q_t = (q_{t,0}, \dots, q_{t,n-1})$  mit  $q_{t,i} = \Pr[X_t = i]$
- Berechnung von  $q_{t+1}$  aus  $q_t$ :

$$\begin{aligned} q_{t+1,j} &= \Pr[X_{t+1} = j] \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} \Pr[X_t = i] \cdot \Pr[X_{t+1} = j \mid X_t = i] = \sum_{i=0}^{n-1} q_{t,i} \cdot p_{ij} \end{aligned}$$

Geschrieben als Multiplikation Vektor mit Matrix:

$$q_{t+1} = q_t \cdot P$$

# Rechnen mit der Übergangsmatrix (2)

➤ Wir wissen also:  $q_{t+1} = q_t \cdot P$ .

➤ Dann muss gelten:  $q_1 = q_0 \cdot P$

$$q_2 = q_1 \cdot P = q_0 \cdot P \cdot P = q_0 \cdot P^2$$

$$q_3 = q_2 \cdot P = q_0 \cdot P^2 \cdot P = q_0 \cdot P^3$$

⋮

$$q_t = q_0 \cdot P^t$$

➤ Ebenso:  $q_{t+k} = q_t \cdot P^k$  für alle  $k \geq 0$

➤ Der Eintrag in Zeile  $i$  und Spalte  $j$  von  $P^k$ , bezeichnet mit  $p_{ij}^{(k)} := (P^k)_{ij}$ , gibt die Wahrscheinlichkeit an, in  $k$  Schritten von Zustand  $i$  nach Zustand  $j$  zu gelangen.

# Chapman-Kolmogorov-Gleichungen

## Kurze Exkursion: Zeitinhomogene Ketten

- $p_{ij}(k, n) := \Pr[X_n = j \mid X_k = i]$ ,  $P(k, n) := (p_{ij}(k, n))_{i,j \in S}$ .
- Betrachte Zeitpunkt  $u$  mit  $k < u < n$ :

$$\begin{aligned} p_{ij}(k, n) &= \Pr[X_n = j \mid X_k = i] \\ &= \sum_{r \in S} \Pr[X_n = j \mid X_u = r, X_k = i] \cdot \Pr[X_u = r \mid X_k = i] \\ &= \sum_{r \in S} \Pr[X_n = j \mid X_u = r] \cdot \Pr[X_u = r \mid X_k = i] \\ &= \sum_{r \in S} p_{rj}(u, n) \cdot p_{ir}(k, u) \end{aligned}$$

- $P(k, n) = P(k, u) \cdot P(u, n)$  für  $k < u < n$ .

## Typische Fragen:

- Wie gross ist die W'keit, nach  $k$  Schritten im Zustand  $j$  zu sein?
- Wie wahrscheinlich ist es, irgendwann von  $i$  nach  $j$  zu kommen?
- Wie viele Schritte benötigt die Kette im Mittel, um von  $i$  nach  $j$  zu gelangen?

Viele dieser Fragen können mit Hilfe der Gleichung

$$q_{t+k} = q_t \cdot P^k \text{ für alle } k \geq 0$$

beantwortet werden!

# Beispiel (1)

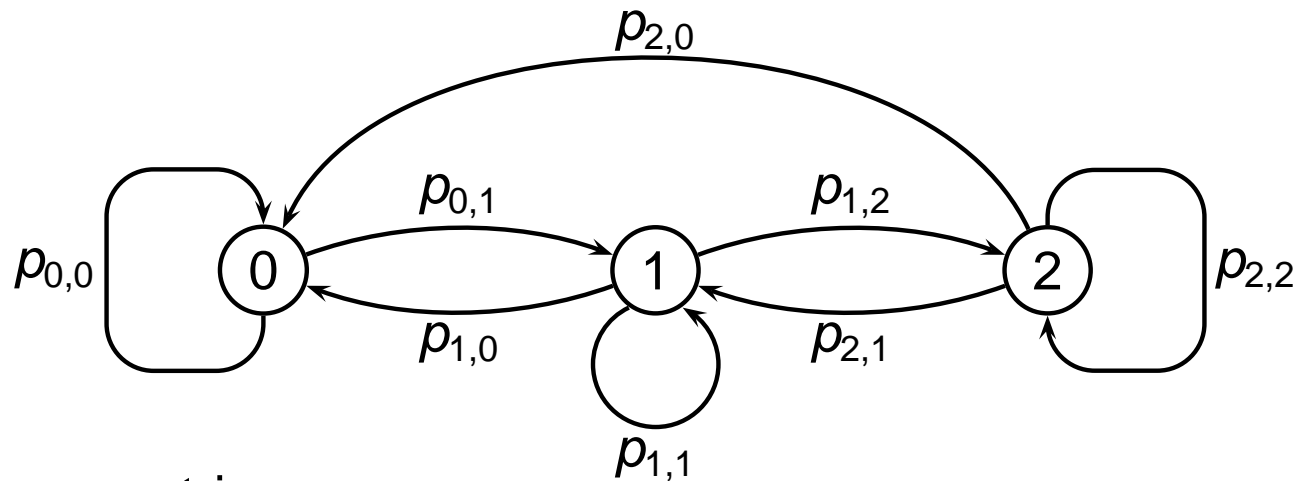
---

## Rechnersystem aus 2 Computern

- In jedem Zeitschritt wird dem System höchstens ein Task übergeben. Dieses Ereignis tritt mit  $W$ 'keit  $a$  auf.
- Der ankommende Task wird nur bearbeitet, wenn mindestens einer der beiden Prozessoren frei ist oder im selben Zeitschritt frei wird.
- Falls ein Prozessor belegt ist, beendet er den Task in jedem Zeitschritt mit  $W$ 'keit  $b$ .

# Beispiel (2)

Modellierung als Markov-Kette mit Zustandsmenge  $S = \{0, 1, 2\}$ :



Übergangsmatrix:

$$P = \begin{pmatrix} 1 - a & a & 0 \\ b(1 - a) & (1 - a)(1 - b) + ab & a(1 - b) \\ b^2(1 - a) & b^2a + 2b(1 - b)(1 - a) & (1 - b)^2 + 2b(1 - b)a \end{pmatrix}$$

# Beispiel (3)

Für  $a = 0.5$  und  $b = 0.7$  ergibt sich:

$$P = \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0.35 & 0.5 & 0.15 \\ 0.245 & 0.455 & 0.3 \end{pmatrix}$$

Sei  $q_0 = (1, 0, 0)$ .

## Fragen und Antworten:

### ➤ **W'keit, dass System zur Zeit 3 leer ist?**

$$q_3 = (1, 0, 0) \cdot P^3 = (0.405875, 0.496625, 0.0975)$$

$$\Rightarrow \Pr[X_3 = 0] = 0.405875$$

# Beispiel (4)

- **W'keit, dass System zur Zeit 2 und zur Zeit 3 leer ist?**

$$\begin{aligned}\Pr[X_3 = 0, X_2 = 0] &= \\ &= \Pr[X_2 = 0] \cdot \Pr[X_3 = 0 \mid X_2 = 0] \\ &= ((1, 0, 0) \cdot P^2)_0 \cdot p_{0,0} = 0.425 \cdot 0.5 = 0.2125\end{aligned}$$

- **W'keit, dass zwischen Zeit 3 und 4 kein Task beendet wird?**

$$\begin{aligned}\Pr[\text{"keiner fertig zwischen 3 und 4"}] &= \\ &= \sum_{j=0}^2 \Pr[\text{"keiner fertig zwischen 3 und 4"} \mid X_3 = j] \cdot q_{3,j} \\ &= 1 \cdot q_{3,0} + (1 - b) \cdot q_{3,1} + (1 - b)^2 \cdot q_{3,2} \\ &= 1 \cdot 0.405875 + 0.3 \cdot 0.496625 + 0.09 \cdot 0.0975 \approx 0.564\end{aligned}$$



# Übergangszeit

---

- **Definition: Übergangszeit** (engl. *hitting time*)

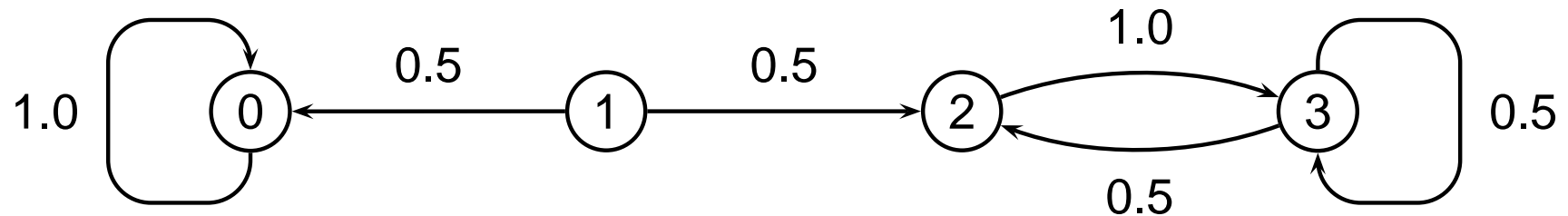
Zufallsvariable  $T_{ij} := \min\{n \geq 1 \mid X_n = j, \text{ wenn } X_0 = i\}$

(falls Zustand  $j$  nie erreicht wird, setze  $T_{ij} = \infty$ )

- $h_{ij} := \mathbb{E}[T_{ij}]$  ist die erwartete Übergangszeit von  $i$  nach  $j$ .

- $f_{ij} := \Pr[T_{ij} < \infty]$  ist die **Ankunftswahrscheinlichkeit** von  $i$  nach  $j$ .

# Beispiel



➤  $T_{01} = T_{02} = T_{03} = \infty$

➤  $T_{10}$  ist 1, falls  $X_1 = 0$ , und  $\infty$ , falls  $X_1 = 2$

↳  $f_{10} = 0.5$  und  $h_{10} = \mathbb{E}[T_{10}] = 0.5 \cdot 1 + 0.5 \cdot \infty = \infty$

➤  $h_{32} = 0.5 \cdot 1 + 0.5^2 \cdot 2 + 0.5^3 \cdot 3 + \dots = 0.5 \cdot \sum_{i=1}^{\infty} 0.5^{i-1} \cdot i =$   
 $0.5 \cdot \frac{1}{(1-0.5)^2} = 2.$

# Berechnung der erwarteten Übergangszeiten

**Lemma.** Für die erwarteten Übergangszeiten gilt für alle  $i, j \in S$

$$h_{ij} = 1 + \sum_{k:k \neq j} p_{ik} h_{kj},$$

falls die Erwartungswerte  $h_{ij}$  und  $h_{kj}$  existieren.

Für die Ankunftswahrscheinlichkeiten gilt analog

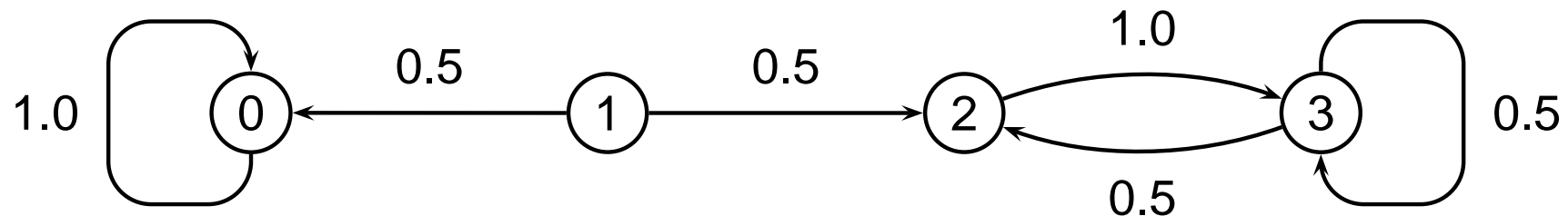
$$f_{ij} = p_{ij} + \sum_{k:k \neq j} p_{ik} f_{kj}.$$

**Beweis.** (nur für  $h_{ij} = 1 + \sum_{k:k \neq j} p_{ik} h_{kj}$ )

$$\begin{aligned} h_{ij} &= \mathbb{E}[T_{ij}] = \sum_{k \in S} \mathbb{E}[T_{ij} \mid X_1 = k] \cdot p_{ik} \\ &= \mathbb{E}[T_{ij} \mid X_1 = j] \cdot p_{ij} + \sum_{k:k \neq j} \mathbb{E}[T_{ij} \mid X_1 = k] \cdot p_{ik} \\ &= 1 \cdot p_{ij} + \sum_{k:k \neq j} (1 + \mathbb{E}[T_{kj}]) \cdot p_{ik} \\ &= 1 + \sum_{k \neq j} \mathbb{E}[T_{kj}] \cdot p_{ik} = 1 + \sum_{k:k \neq j} p_{ik} h_{kj} \end{aligned}$$

□

# Anwendung auf das Beispiel



Wende  $h_{ij} = 1 + \sum_{k:k \neq j} p_{ik} h_{kj}$  auf  $i, j \in \{2, 3\}$  an:

$$h_{22} = 1 + h_{32}$$

$$h_{32} = 1 + 0.5 \cdot h_{32}$$

$$h_{23} = 1$$

$$h_{33} = 1 + 0.5 \cdot h_{23}$$

Lösen des Gleichungssystems liefert:

$$h_{23} = 1, h_{33} = 1.5, h_{32} = 2 \text{ und } h_{22} = 3.$$

(Analog:  $f_{22} = f_{33} = f_{23} = f_{32} = 1.$ )

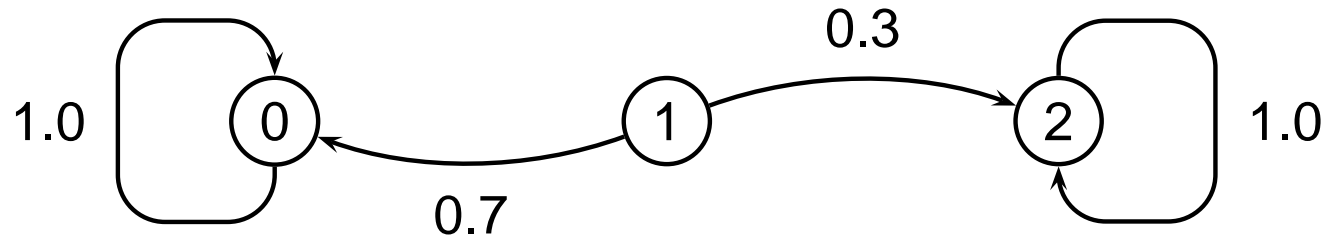
# Stationäre Analyse

---

- Reale dynamische Systeme laufen oft über eine lange Zeit.
- Betrachte Verhalten für  $t \rightarrow \infty$ .
- Wahrscheinlichkeitsverteilung auf den Zuständen der Markov-Kette zur Zeit  $t$  ist  $q_t = q_0 \cdot P^t$ . **Konvergenz?**
- Intuitiv klar: Falls  $q_t$  für  $t \rightarrow \infty$  gegen einen Vektor  $\pi$  konvergiert, so sollte  $\pi$  die Gleichung  $\pi = \pi \cdot P$  erfüllen.
- **Definition.** Ein Zustandsvektor  $\pi$  mit  $\pi_j \geq 0$  und  $\sum_{j \in S} \pi_j = 1$  heisst **stationäre Verteilung** der Markov-Kette mit Übergangsmatrix  $P$ , falls  $\pi = \pi \cdot P$ .
- Die stationäre Verteilung  $\pi$  ist ein Eigenvektor von  $P$  zum Eigenwert 1.

# (Nicht-)Eindeutigkeit der stat. Verteilung

- Übergangendiagramm einer Beispiel-Markov-Kette:



- Übergangsmatrix:  $P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0.7 & 0 & 0.3 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

- Diese Markov-Kette besitzt mehrere stationäre Verteilungen:  
zum Beispiel  $(1, 0, 0)$  und  $(0, 0, 1)$  und  $(0.5, 0, 0.5)$
- Ursache: Zustände 0 und 2 sind “absorbierend”.

# Irreduzible Markov-Ketten

---

**Definition.** Eine Markov-Kette heisst **irreduzibel**, wenn es für alle Zustände  $i, j \in S$  eine Zahl  $n \in \mathbb{N}$  gibt, so dass  $p_{ij}^{(n)} > 0$ .

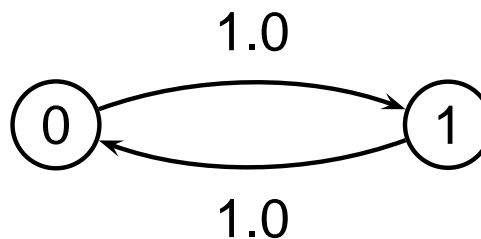
**Satz.** Eine irreduzible endliche Markov-Kette besitzt eine **eindeutige stationäre Verteilung**  $\pi$  und es gilt  $\pi_j = 1/h_{jj}$  für alle  $j \in S$ .

**Frage:** Konvergiert eine irreduzible endliche Markov-Kette immer gegen ihre stationäre Verteilung?



# Konvergenz?

**Frage:** Konvergiert eine irreduzible endliche Markov-Kette immer gegen ihre stationäre Verteilung? **NEIN!**



Diese Kette ist irreduzibel und endlich, aber der Zustandsvektor  $q_t$  konvergiert nicht unbedingt für  $t \rightarrow \infty$ :

$$q_0 = (1, 0), q_1 = (0, 1), q_2 = (1, 0), q_3 = (0, 1), \dots$$

Ursache: Periodizität!

# Aperiodische Markov-Ketten

- Die **Periode** eines Zustands  $j \in S$  ist die grösste Zahl  $\xi \in \mathbb{N}$ , so dass gilt:

$$\{n \in \mathbb{N}_0 \mid p_{jj}^{(n)} > 0\} \subseteq \{i \cdot \xi \mid i \in \mathbb{N}_0\}$$

- Ein Zustand mit Periode  $\xi = 1$  heisst **aperiodisch**.
- Eine Markov-Kette heisst **aperiodisch**, wenn alle Zustände aperiodisch sind.
- **Nützliche Testbedingung:** Zustand  $j$  ist aperiodisch, falls eine der beiden folgenden Bedingungen gilt:
  - ↳  $p_{jj} > 0$
  - ↳  $\exists n, m \in \mathbb{N} : p_{jj}^{(m)}, p_{jj}^{(n)} > 0$  und  $\text{ggT}(m, n) = 1$

- Irreduzible, aperiodische Markov-Ketten heissen **ergodisch**.

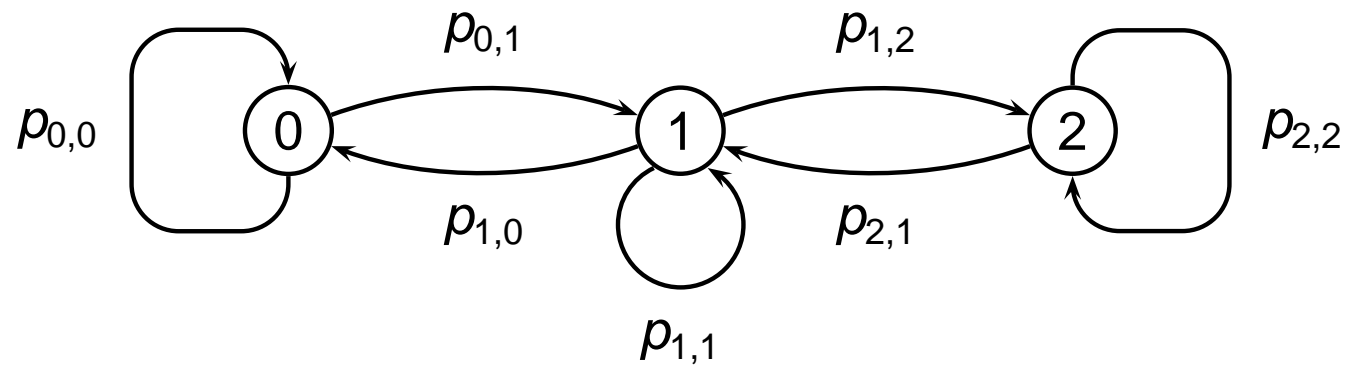
## Fundamentalsatz für ergodische Markov-Ketten

Für jede ergodische endliche Markov-Kette gilt unabhängig vom Startzustand

$$\lim_{t \rightarrow \infty} q_t = \pi,$$

wobei  $\pi$  die eindeutige stationäre Verteilung der Kette ist.

# Beispiel: Rechensystem mit 2 Computern



$$\text{Übergangsmatrix } P = \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0.35 & 0.5 & 0.15 \\ 0.245 & 0.455 & 0.3 \end{pmatrix}$$

- Kette ist aperiodisch und irreduzibel, also ergodisch.
- Aus  $\pi = \pi P$  und  $\pi_0 + \pi_1 + \pi_2 = 1$  erhält man die eindeutige stationäre Verteilung:  $\pi = (0.399, 0.495, 0.106)$

# Beispiel: Paging (1)

## Modellierung eines Paging-Systems

- Hauptspeicher eines Rechners mit  $n$  logischen Seiten und  $m < n$  physikalischen Seiten.
- Zugriff auf logische Seite  $\sigma$ , die nicht im physikalischen Hauptspeicher ist  $\Rightarrow \sigma$  wird von Platte geladen, eine andere Seite wird aus dem physikalischen Hauptspeicher verdrängt.
- Zufallsvariable  $M_t$  gibt an, auf welche der  $n$  logischen Seiten zur Zeit  $t$  zugegriffen wird.
- **Annahme:**  $M_t$  unabhängig von  $t$  und von Zugriffen in anderen Zeitschritten, also  $\Pr[M_t = i] = \beta_i$  für  $1 \leq i \leq n$ , wobei
$$\sum_{i=1}^n \beta_i = 1.$$

# Beispiel: Paging (2)

- Betrachte Paging-Strategie LRU (least recently used): Die Seite, die am längsten nicht mehr zugegriffen wurde, wird verdrängt.
- Modell des Paging-Systems: **Markov-Kette** in diskreter Zeit.
- Zustand  $s_t$  zur Zeit  $t$ : Menge der  $m$  im phys. Hauptspeicher befindlichen logischen Seiten nach Zugriff zur Zeit  $t - 1$ .
- Betrachte Spezialfall  $m = 2$ : Zustand  $s_t$  zur Zeit  $t$  ist Paar  $s_t = (i, j)$ , wenn  $i$  und  $j$  die Seiten im physikalischen Speicher sind und zuletzt auf  $i$  zugegriffen wurde (zur Zeit  $t - 1$ ).

- Wenn  $s_t = (i, j)$ , dann  $s_{t+1} = \begin{cases} (i, j) & \text{falls } M_t = i \\ (j, i) & \text{falls } M_t = j \\ (k, i) & \text{falls } M_t = k \end{cases}$

# Beispiel: Paging (3)

Für  $m = 2$  und  $n = 3$  erhalten wir folgende Übergangsmatrix  $P$ :

	(1, 2)	(2, 1)	(1, 3)	(3, 1)	(2, 3)	(3, 2)
(1, 2)	$\beta_1$	$\beta_2$	0	$\beta_3$	0	0
(2, 1)	$\beta_1$	$\beta_2$	0	0	0	$\beta_3$
(1, 3)	0	$\beta_2$	$\beta_1$	$\beta_3$	0	0
(3, 1)	0	0	$\beta_1$	$\beta_3$	$\beta_2$	0
(2, 3)	$\beta_1$	0	0	0	$\beta_2$	$\beta_3$
(3, 2)	0	0	$\beta_1$	0	$\beta_2$	$\beta_3$

# Beispiel: Paging (4)

- Markov-Kette ist irreduzibel und aperiodisch, also ergodisch.
- Durch Lösen des Gleichungssystems  $\pi = \pi \cdot P$ ,  $\sum_{(i,j) \in S} \pi_{(i,j)} = 1$  erhält man:

$$\pi_{(i,j)} = \frac{\beta_i \beta_j}{1 - \beta_i}.$$

- Wahrscheinlichkeit, dass im Zustand  $(i, j)$  eine Seite nachgeladen werden muss, ist  $1 - (\beta_i + \beta_j)$ .
- Über lange Zeit ist in jedem Zeitschritt die Wahrscheinlichkeit, dass eine Seite nachgeladen werden muss, gegeben durch:

$$\sum_{(i,j) \in S} (1 - \beta_i - \beta_j) \frac{\beta_i \beta_j}{1 - \beta_i}$$



# Vektor-Ketten

- Prozesse, bei denen  $X_t$  nicht nur von  $X_{t-1}$  abhängt, sondern auch von  $X_{t-2}, \dots, X_{t-k}$ , sind keine Markov-Prozesse.
- Sie können aber in Vektor-Ketten mit Markov-Eigenschaft umgewandelt werden.
- **Beispiel:** Der Prozess mit Zustandsmenge  $S = \mathbb{Z}$  und  $X_t = X_{t-1} - X_{t-2}$  erfüllt nicht die Markov-Bedingung.
- Der Vektorprozess mit Zustandsvektoren  $Z_t = (X_t, X_{t-1})^T$  erfüllt die Markov-Bedingung:

$$Z_t = \begin{pmatrix} X_t \\ X_{t-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} X_{t-1} \\ X_{t-2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot Z_{t-1}$$

# 3.3 Stoch. Prozesse in kontinuierlicher Zeit

---

## Stochastische Prozesse in kontinuierlicher Zeit

- Oft müssen diskrete Ereignis-Systeme betrachtet werden, bei denen die Ereignisse zu beliebigen Zeitpunkten eintreten können (d.h. in kontinuierlicher Zeit).
- Im Weiteren:
  - ☞ Kontinuierliche Zufallsvariablen
  - ☞ Markov-Ketten in kontinuierlicher Zeit
  - ☞ Warteschlangen

# Kontinuierliche Zufallsvariablen

- Einer kontinuierlichen Zufallsvariable  $X$  liegt der kontinuierliche Wahrscheinlichkeitsraum  $\Omega = \mathbb{R}$  zugrunde.

- $X$  ist definiert durch eine integrierbare **Dichte** (auch: Dichtefunktion)  $f_X : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_0^+$  mit der Eigenschaft

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1$$

- Jeder Dichte  $f_X$  kann eine **Verteilung** (auch: Verteilungsfunktion)  $F_X$  zugeordnet werden:

$$F_X(x) := \Pr[X \leq x] = \int_{-\infty}^x f_X(t) dt$$

- $\Pr[a < X \leq b] = \int_{(a,b]} f_X(x) dx = F_X(b) - F_X(a)$

# Erwartungswert und Varianz

- Zur Berechnung von Erwartungswert und Varianz einer kontinuierlichen Zufallsvariable  $X$  ersetzen wir die Summen aus dem diskreten Fall durch Integrale.

- $$\mathbb{E}[X] = \int_{-\infty}^{\infty} t \cdot f_X(t) dt,$$

falls  $\int_{-\infty}^{\infty} |t| \cdot f_X(t) dt$  endlich.

- $$\text{Var}[X] = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (t - \mathbb{E}[X])^2 \cdot f_X(t) dt,$$

falls  $\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2]$  existiert.

- Kontinuierliche Zufallsvariablen  $X$  und  $Y$  heissen **unabhängig**, falls  $\forall x, y \in \mathbb{R}: \Pr[X \leq x, Y \leq y] = \Pr[X \leq x] \cdot \Pr[Y \leq y]$

## Beispiele kontinuierlicher Verteilungen

- **Gleichverteilung** auf  $[a, b]$ :

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & \text{falls } a \leq x \leq b \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\mathbb{E}[X] = \frac{a+b}{2}, \quad \text{Var}[X] = \frac{(b-a)^2}{12}$$

- **Normalverteilung** mit Parametern  $\mu$  und  $\sigma$ :

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\mathbb{E}[X] = \mu, \quad \text{Var}[X] = \sigma^2$$

# Exponentialverteilung (1)

## Exponentialverteilung mit Parameter $\lambda > 0$

➤ Dichte  $f_X(x) = \begin{cases} \lambda \cdot e^{-\lambda x}, & \text{falls } x \geq 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$

➤  $\mathbb{E}[X] = \frac{1}{\lambda}, \quad \text{Var}[X] = \frac{1}{\lambda^2}$

➤ Verteilungsfunktion  $F_X(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x}, & \text{falls } x \geq 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$

- **Gutes Modell für:**
- ▣➤ Dauer von Telefongesprächen
  - ▣➤ Zwischenankunftszeiten von Anfragen
  - ▣➤ Ausführungszeiten von Tasks

# Exponentialverteilung (2)

## Eigenschaften der Exponentialverteilung

- **Gedächtnislosigkeit:** Für alle  $x, y > 0$  gilt:

$$\Pr[X > x + y \mid X > y] = \Pr[X > x]$$

- **Skalierung:** Falls  $X$  exponentialverteilt mit Parameter  $\lambda$ , so ist für  $a > 0$  die Zufallsvariable  $Y := aX$  exponentialverteilt mit Parameter  $\lambda/a$ .
- **Warteproblem:** Falls  $X_1, \dots, X_n$  unabhängig und exponentialverteilt mit Parametern  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ , dann ist  $X := \min\{X_1, \dots, X_n\}$  exponentialverteilt mit dem Parameter  $\lambda_1 + \dots + \lambda_n$ .

## Diskrete Ereignissysteme in kontinuierlicher Zeit

- In vielen Systemen ist es unnatürlich, Ereignisse nur zu diskreten Zeitpunkten zuzulassen:
  - ↳ Ankunft von Paketen in einem Router
  - ↳ Auftreten von Anfragen an einen Server
- Um stochastische Prozesse in kontinuierlicher Zeit zu modellieren, können wieder Markov-Ketten verwendet werden:
  - ☞ Zustandsübergänge nicht nur zu diskreten Zeitpunkten zulassen, sondern exponentialverteilte Aufenthaltsdauern annehmen!



# Markov-Ketten in kontinuierlicher Zeit (1)

## Endliche Markov-Kette in kontinuierlicher Zeit

über der Zustandsmenge  $S = \{0, 1, \dots, n - 1\}$ :

- ↳ **Folge von Zufallsvariablen**  $(X(t))_{t \in \mathbb{R}_0^+}$  mit Wertemenge  $S$
- ↳ **Startverteilung**  $q(0) = (q_0(0), q_1(0), \dots, q_{n-1}(0))$  mit  $q_i(0) \geq 0$   
und  $\sum_{i=0}^{n-1} q_i(0) = 1$ .
- ↳ **Markov-Bedingung:** Für alle  $k \in \mathbb{N}_0$  und beliebige  
 $0 \leq t_0 < t_1 < \dots < t_k < t$  und  $s, s_0, \dots, s_k \in S$  gilt:

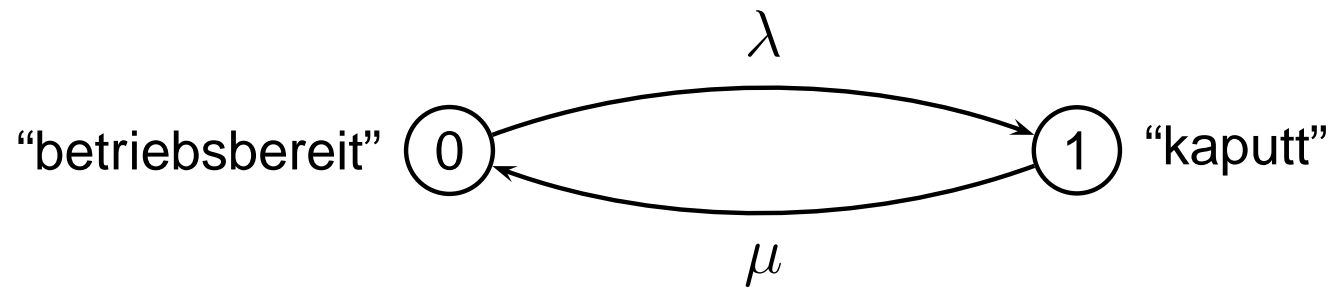
$$\begin{aligned} \Pr[X(t) = s \mid X(t_k) = s_k, X(t_{k-1}) = s_{k-1}, \dots, X(t_0) = s_0] \\ = \Pr[X(t) = s \mid X(t_k) = s_k] \end{aligned}$$

( $S = \mathbb{N}_0 \Rightarrow$  **unendliche Markov-Kette in kontinuierlicher Zeit.**)

# Markov-Ketten in kontinuierlicher Zeit (2)

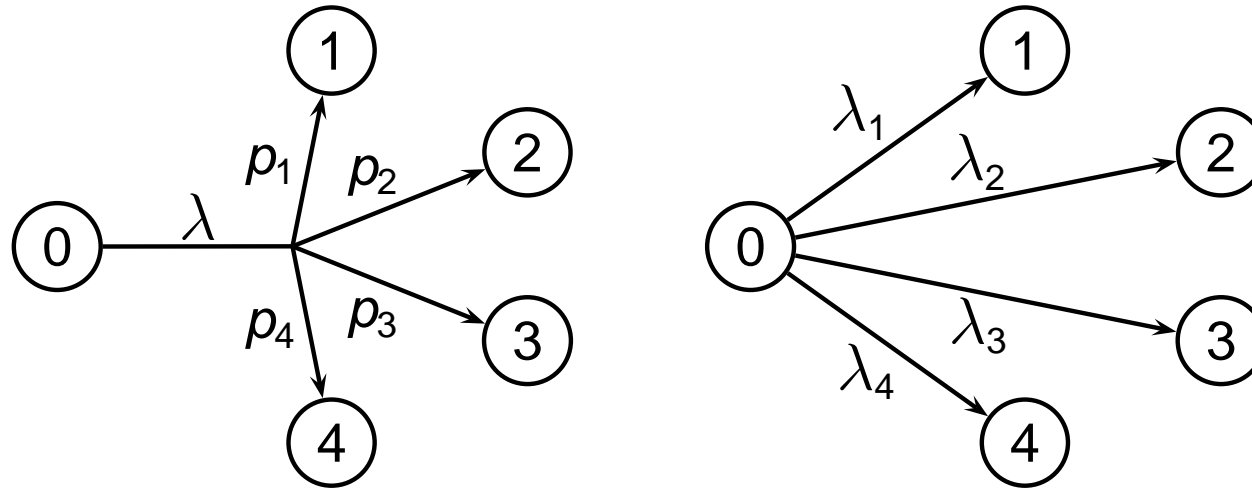
- **Bemerkung:** Aus der Markov-Bedingung (Gedächtnislosigkeit) für die Markov-Kette kann man folgern, dass die Aufenthaltsdauern in den Zuständen exponentialverteilt sein müssen.
- Falls  $\Pr[X(t + u) = j \mid X(t) = i] = \Pr[X(u) = j \mid X(0) = i]$  für alle  $i, j \in S$  und  $t, u \in \mathbb{R}_0^+$ , so heisst die Markov-Kette **zeithomogen**.
- Wir betrachten im Folgenden ausschliesslich zeithomogene Markov-Ketten.

## Beispiel einer Markov-Kette in kontinuierlicher Zeit:



- Aufenthaltsdauer in Zustand 0 ist exponentialverteilt mit Parameter  $\lambda$ .
- Aufenthaltsdauer in Zustand 1 ist exponentialverteilt mit Parameter  $\mu$ .

# Zustände mit mehreren Nachfolgern (1)



## Gleichwertige Sichtweisen:

- ① Zustand 0 hat Aufenthaltsdauer exponentialverteilt mit Parameter  $\lambda$ . Wenn Zustand 0 verlassen wird, so werden die Nachfolger mit Wahrscheinlichkeit  $p_1, p_2, p_3, p_4$  ausgewählt,  $p_1 + p_2 + p_3 + p_4 = 1$ .
- ② Es werden gleichzeitig vier Werte zufällig bestimmt gemäss Exponentialverteilungen mit Parametern  $\lambda_1$  bis  $\lambda_4$ , wobei  $\lambda_i = \lambda \cdot p_i$  für  $i = 1, 2, 3, 4$ . Der kleinste Wert “gewinnt”.

# Zustände mit mehreren Nachfolgern (2)

## Allgemein bedeutet das:

- Jeder Zustand  $i \in S$  hat eine exponentialverteilte Aufenthaltsdauer mit Parameter  $\nu_i$ .
- Wenn Zustand  $i \in S$  verlassen wird, so wird mit Wahrscheinlichkeit  $p_{ij}$  der Nachfolgezustand  $j \in S$  angenommen, wobei  $p_{i,i} = 0$  und  $\sum_{j \in S} p_{i,j} = 1$ .
- Die **Übergangsrate** von Zustand  $i$  nach  $j$  ist als  $\nu_{i,j} := \nu_i \cdot p_{i,j}$  definiert.
- Es gilt für  $i \in S$ :  $\sum_{j \in S} \nu_{i,j} = \nu_i$ .

# Aufenthaltswahrscheinlichkeiten (1)

## Bestimmung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten

- Startverteilung  $q(0)$ :  $q_i(0) = \Pr[X(0) = i]$  für  $i \in S$
- Verteilung zur Zeit  $t$ :  $q_i(t) = \Pr[X(t) = i]$  für  $i \in S$
- Die Änderung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten kann durch **Differentialgleichungen** für alle  $i \in S$  beschrieben werden:

$$\underbrace{\frac{d}{dt} q_i(t)}_{\text{Änderung}} = \underbrace{\sum_{j:j \neq i} q_j(t) \cdot \nu_{j,i}}_{\text{Zufluss}} - \underbrace{q_i(t) \cdot \nu_i}_{\text{Abfluss}}$$

# Aufenthaltswahrscheinlichkeiten (2)

$$\frac{d}{dt}q_i(t) = \sum_{j:j \neq i} q_j(t) \cdot \nu_{j,i} - q_i(t) \cdot \nu_i$$

- Lösung dieser Differentialgleichungen ist meist aufwändig.
- ➔ Betrachte Verhalten des Systems für  $t \rightarrow \infty$ .
- ➔ Falls die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten gegen eine stationäre Verteilung konvergieren, so muss  $\frac{d}{dt}q_i(t) = 0$  gelten.
- ➔ Man erhält für  $t \rightarrow \infty$  ein lineares Gleichungssystem, das von einer stationären Verteilung  $\pi$  erfüllt werden muss:

$$0 = \sum_{j:j \neq i} \pi_j \cdot \nu_{j,i} - \pi_i \cdot \nu_i, \quad \text{für alle } i \in S$$

# Irreduzible Markov-Ketten

---

- Ein Zustand  $j$  ist von  $i$  aus erreichbar, wenn es ein  $t \geq 0$  gibt mit  $\Pr[X(t) = j \mid X(0) = i] > 0$ .
- Eine Markov-Kette, in der jeder Zustand von jedem anderen aus erreichbar ist, heisst **irreduzibel**.

**Satz.** Für irreduzible Markov-Ketten existieren die Grenzwerte

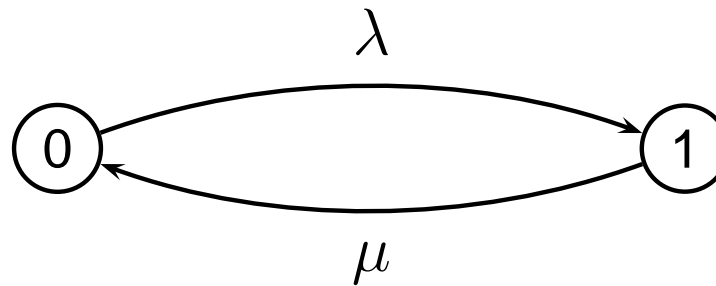
$$\pi_i := \lim_{t \rightarrow \infty} q_i(t)$$

für alle  $i \in S$  und ihre Werte sind unabhängig von  $q(0)$ .



# Berechnung der stationären Verteilung

Im Beispiel:



Gleichungssystem:

$$0 = \mu \cdot \pi_1 - \lambda \cdot \pi_0$$

$$0 = \lambda \cdot \pi_0 - \mu \cdot \pi_1$$

Zusammen mit  $\pi_0 + \pi_1 = 1$  erhält man:

$$\pi_0 = \frac{\mu}{\lambda + \mu} \qquad \pi_1 = \frac{\lambda}{\lambda + \mu}$$

## Warteschlangentheorie

- Besonders wichtige Anwendung von Markov-Ketten mit kontinuierlicher Zeit.
- Systeme mit Servern, die Jobs abarbeiten
- **Ankunftszeiten** der Jobs und **Bearbeitungsdauern** auf den Servern werden als Zufallsvariablen modelliert.
- Jobs, die ankommen, wenn alle Server belegt sind, werden in eine Warteschlange eingefügt.
- Ein freiwerdender Server wählt einen neuen Job aus der Warteschlange zur Bearbeitung aus (hier: FCFS, “first come, first serve,” aber andere Strategien denkbar).

# Warteschlangen (2)

---

- Beispielanwendung: Paketverzögerung in Datennetzen (Pakete = Jobs), Antwortzeiten von Tasks in Rechenzentren, ...
- Interessante Grössen wie
  - ↳ durchschnittliche Anzahl Jobs im System
  - ↳ durchschnittliche Verzögerung (Antwortzeit, Systemzeit, Aufenthaltsdauer) der Jobs

werden in Abhängigkeit von der **Ankunftsrate** (mittlere Anzahl ankommender Jobs pro Zeiteinheit) und den **Bearbeitungsdauern** analysiert, wobei das System über lange Zeit betrachtet wird.

# Kendall-Notation $X/Y/m/...$

---

- $X$  steht für die Verteilung der **Zwischenankunftszeiten** (Zeiten zwischen zwei ankommenden Jobs).
- $Y$  steht für die Verteilung der reinen **Bearbeitungszeiten** (d.h. ohne Wartezeit) der Jobs auf dem Server.
- Die Zwischenankunftszeiten und Bearbeitungszeiten sind **unabhängige** Zufallsvariablen.
- $m$  steht für die **Anzahl der Server**.
- Die Verteilungen für  $X$  und  $Y$  werden angegeben als:
  - ↳ **“D”** für feste Dauer (engl. *deterministic*)
  - ↳ **“M”** für exponentialverteilt (engl. *memoryless*)
  - ↳ **“G”** für beliebige Verteilung (engl. *general*)

# Der Poisson-Prozess

---

- Im Fall von exponentialverteilten Zwischenankunftszeiten (mit Parameter  $\lambda$ ) ist der Ankunftsprozess der Jobs ein **Poisson-Prozess mit Rate  $\lambda$** .
- Die Anzahl ankommender Jobs in einem Intervall der Länge  $\tau$  ist nämlich Poisson-verteilt mit Rate  $\lambda\tau$ :

$$\Pr[\alpha(t + \tau) - \alpha(t) = n] = e^{-\lambda\tau} \frac{(\lambda\tau)^n}{n!}, \quad \text{für } n = 0, 1, 2, \dots$$

$$\mathbb{E}[\alpha(t + \tau) - \alpha(t)] = \lambda \cdot \tau$$

- Poisson-Prozesse sind ein gutes Modell für die Ankunft von Paketen, Anfragen, Telefongesprächen, Jobs, etc., die von **vielen unabhängigen und ähnlichen Benutzern** erzeugt werden.

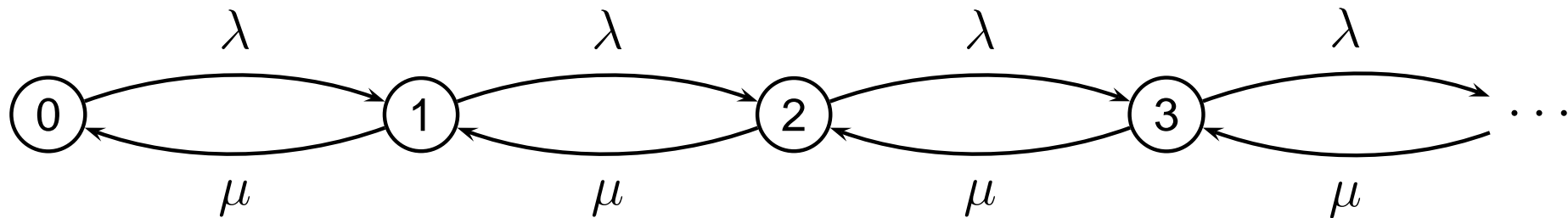
# M/M/1-Warteschlangen

## Die M/M/1-Warteschlange



- Zwischenankunftszeiten und Bearbeitungszeiten exponentialverteilt mit Parameter  $\lambda$  (Ankunftsrate) bzw.  $\mu$  (Bedienrate).
- Definition: **Verkehrsdichte**  $\rho := \frac{\lambda}{\mu}$
- Modellierung als Markov-Kette in kontinuierlicher Zeit:
  - ↳ Zustand: Anzahl Jobs im System (Warteschlange + Server)
  - ↳ Zustandsmenge  $S = \mathbb{N}_0$
  - ↳ Übergangsrate von  $i$  nach  $i + 1$  ist  $\lambda$ .
  - ↳ Übergangsrate von  $i > 0$  nach  $i - 1$  ist  $\mu$ .

# M/M/1: Stationäre Verteilung (1)



Gleichungssystem für stationäre Verteilung  $\pi$ :

$$0 = \mu \cdot \pi_1 - \lambda \pi_0$$

$$0 = \lambda \cdot \pi_{k-1} + \mu \cdot \pi_{k+1} - (\lambda + \mu)\pi_k \quad \text{für alle } k \geq 1$$

Umformen liefert:

$$\mu \cdot \pi_{k+1} - \lambda \cdot \pi_k = \mu \cdot \pi_k - \lambda \cdot \pi_{k-1} = \dots = \mu \cdot \pi_1 - \lambda \cdot \pi_0 = 0$$

$$\Rightarrow \mu \cdot \pi_k - \lambda \cdot \pi_{k-1} = 0 \Rightarrow \pi_k = \rho \cdot \pi_{k-1} \Rightarrow \pi_k = \rho^k \cdot \pi_0$$

# M/M/1: Stationäre Verteilung (2)

Wir wissen:  $\pi_k = \rho^k \cdot \pi_0$  für alle  $k \geq 0$

↳ Falls  $\rho \geq 1$ , ist  $\pi = (0, 0, \dots)$  die einzige Lösung. Das System **konvergiert nicht**, die Warteschlange wächst ins Unendliche.

↳ Falls  $\rho < 1$ , so rechnen wir:

$$1 = \sum_{k=0}^{\infty} \pi_k = \pi_0 \cdot \sum_{k=0}^{\infty} \rho^k = \pi_0 \cdot \frac{1}{1 - \rho} \Rightarrow \pi_0 = 1 - \rho$$

Das System **konvergiert** gegen eine stationäre Verteilung  $\pi$  mit

$$\pi_k = (1 - \rho)\rho^k \text{ für alle } k \geq 0.$$

Die mittlere **Auslastung** des Servers ist  $1 - \pi_0 = \rho$ .



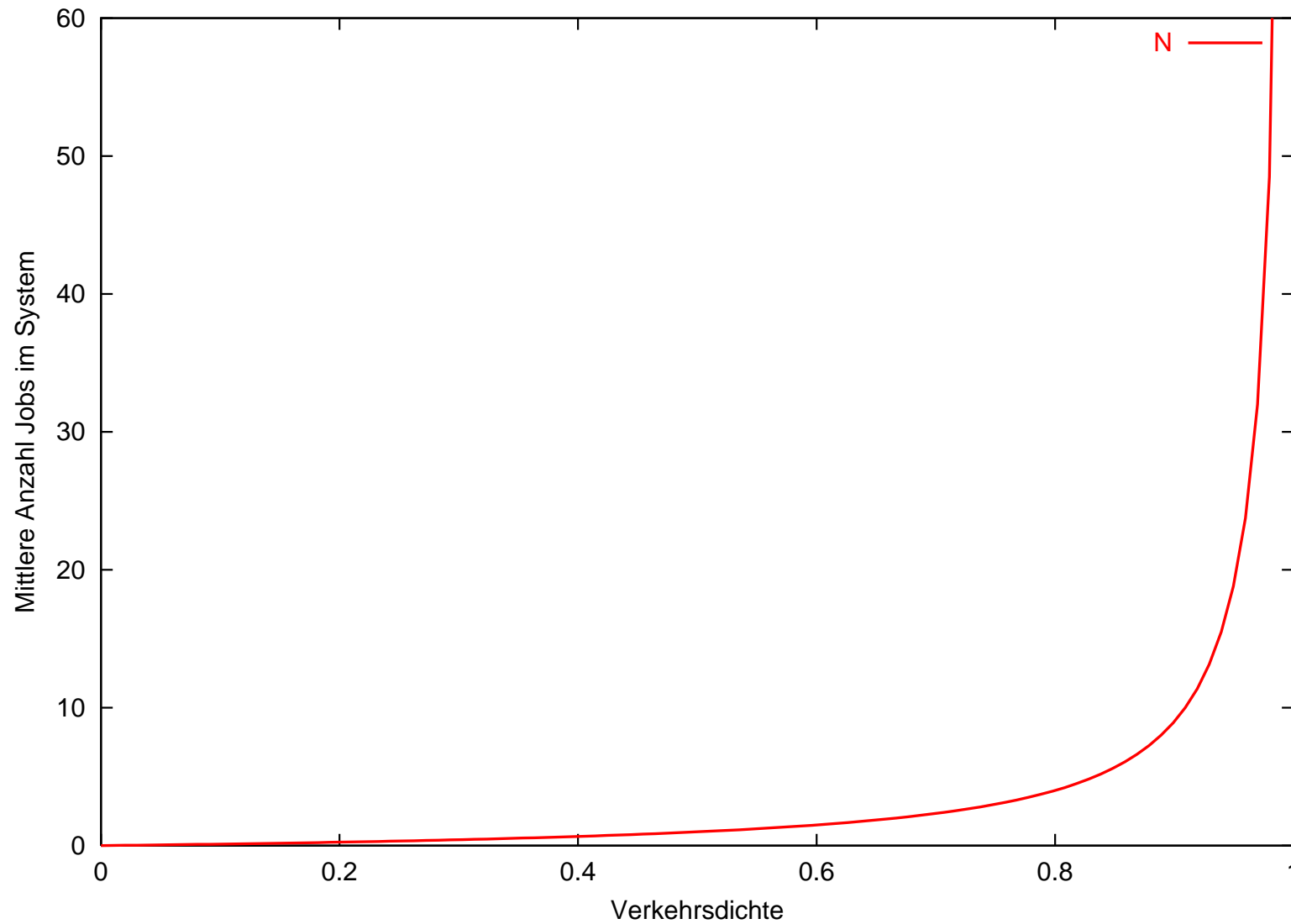
# M/M/1: Anzahl Jobs im System (1)

- Sei  $N$  der Erwartungswert der Anzahl der Jobs im System (Warteschlange + Server).
- In der stationären Verteilung ergibt sich:

$$\begin{aligned} N &= \sum_{k=0}^{\infty} k \cdot \pi_k = \sum_{k=0}^{\infty} k(1 - \rho)\rho^k = (1 - \rho)\rho \sum_{k=0}^{\infty} k\rho^{k-1} \\ &= (1 - \rho)\rho \frac{1}{(1 - \rho)^2} = \frac{\rho}{1 - \rho} = \frac{\lambda}{\mu - \lambda} \end{aligned}$$

Die Varianz der Anzahl Jobs im System ist  $\frac{\rho}{(1 - \rho)^2}$ .

# M/M/1: Anzahl Jobs im System (2)



# Little's Law – Definitionen

- $N(t) :=$  Anzahl Jobs im System (Warteschlange + Server) zur Zeit  $t$ .
- $\alpha(t) :=$  Anzahl Jobs, die in  $[0,t]$  angekommen sind.
- $T_i :=$  Antwortzeit des  $i$ -ten Jobs (Wartezeit + Bearbeitungszeit).

Berechne **Durchschnittswerte** bis zur Zeit  $t$ :

$$N_t := \frac{1}{t} \int_0^t N(\tau) d\tau, \quad \lambda_t := \frac{\alpha(t)}{t}, \quad T_t := \frac{\sum_{i=1}^{\alpha(t)} T_i}{\alpha(t)}$$

Betrachte **Grenzwerte** für  $t \rightarrow \infty$ :

$$N := \lim_{t \rightarrow \infty} N_t, \quad \lambda := \lim_{t \rightarrow \infty} \lambda_t, \quad T := \lim_{t \rightarrow \infty} T_t,$$

# Little's Law – Mittelwerte über die Zeit

## Formel von Little

Falls die Grenzwerte

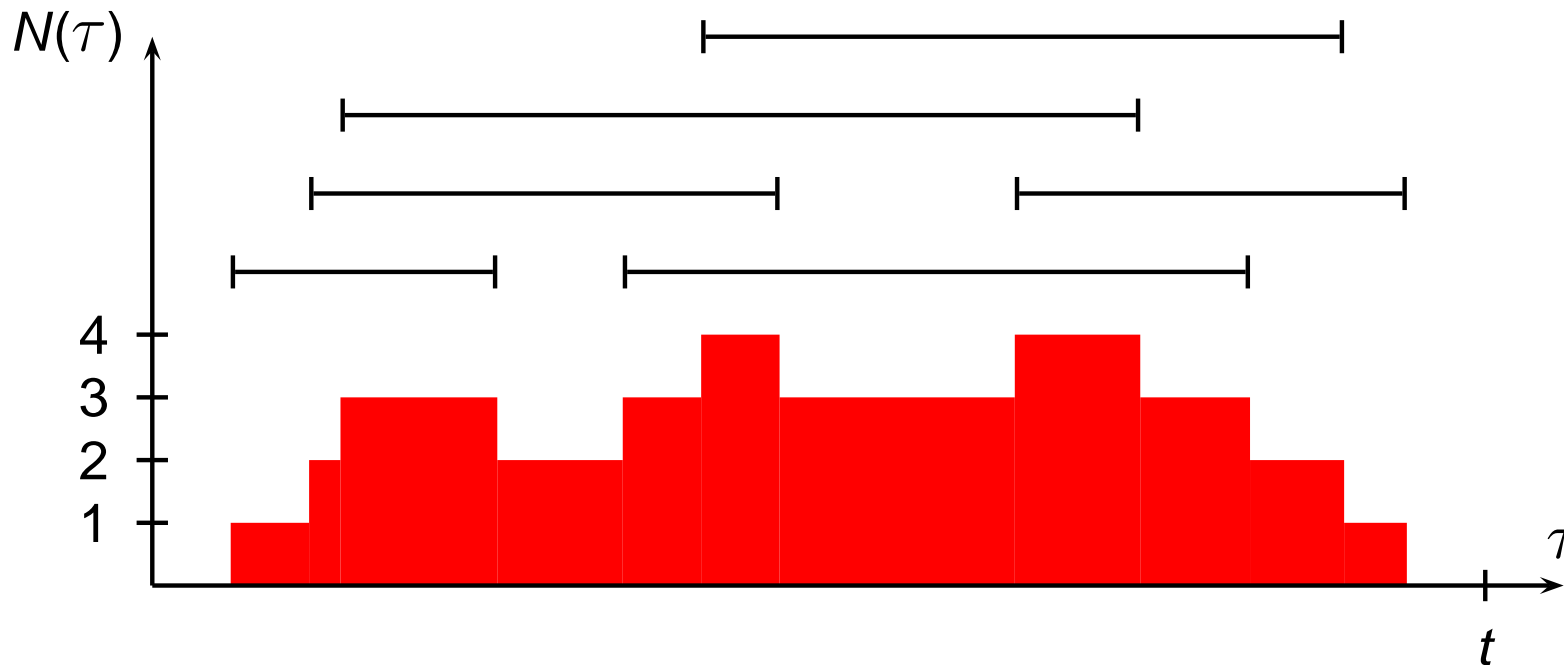
$$N := \lim_{t \rightarrow \infty} N_t, \quad \lambda := \lim_{t \rightarrow \infty} \lambda_t, \quad T := \lim_{t \rightarrow \infty} T_t,$$

existieren und auch  $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\beta(t)}{t}$  existiert und gleich  $\lambda$  ist, wobei  $\beta(t)$  die Anzahl der in  $[0, t]$  beendeten Jobs ist, so gilt:

$$N = \lambda \cdot T$$

**Bemerkung:** Die Formel von Little gilt auch für andere Server-Strategien als FCFS.

# Beweisidee zur Formel von Little



Annahme:  $N(0) = 0$  und  $N(t) = 0$  für unendlich viele, beliebig

grosse  $t$ . Dann gilt:

$$\underbrace{\frac{\alpha(t)}{t}}_{t \rightarrow \infty \rightarrow \lambda} \cdot \underbrace{\frac{1}{\alpha(t)} \cdot \sum_{i=1}^{\alpha(t)} T_i}_{t \rightarrow \infty \rightarrow T} = \underbrace{\frac{1}{t} \int_0^t N(\tau) d\tau}_{t \rightarrow \infty \rightarrow N}$$

# Little's Law – Stochastische Variante

Betrachte den Ablauf des Systems als stochastischen Prozess mit gegebener Startverteilung. Falls die Grenzwerte

$$\bar{N} = \lim_{t \rightarrow \infty} \mathbb{E}[N(t)], \quad \bar{T} = \lim_{i \rightarrow \infty} \mathbb{E}[T_i], \quad \lambda = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\mathbb{E}[\alpha(t)]}{t}$$

existieren, so gilt:

$$\boxed{\bar{N} = \lambda \cdot \bar{T}}$$

**Bemerkung 1:** Die Formel von Little gilt für beliebige Verteilungen der Zwischenankunftszeiten und der Bearbeitungszeiten.

**Bemerkung 2:** Meist gilt  $N = \bar{N}$  und  $T = \bar{T}$  mit W'keit 1.

# Little's Law und M/M/1-Warteschlangen

Mit  $N = \frac{\rho}{1-\rho}$  und der Formel von Little erhalten wir:

$$\blacktriangleright T = \frac{1}{\lambda} N = \frac{\rho}{\lambda(1-\rho)} = \frac{1}{\mu - \lambda},$$

wobei  $T$  die mittlere **Antwortzeit** eines Jobs im Gleichgewichtszustand des Systems ist.

$$\blacktriangleright W = T - \frac{1}{\mu} = \frac{\rho}{\mu(1-\rho)} = \frac{\rho}{\mu - \lambda},$$

wobei  $W$  die mittlere **Wartezeit** (ohne Bearbeitungszeit) eines Jobs im Gleichgewichtszustand des Systems ist.

$$\blacktriangleright N_Q = \lambda W = \frac{\rho^2}{1-\rho}, \text{ wobei } N_Q \text{ die mittlere Anzahl Jobs in der Warteschlange ist.}$$

# Anwendungen der Formel von Little (1)

---

## Pakete in einem Datennetz

- Pakete werden an  $n$  Knoten in einem Netz mit Ankunftsraten  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  erzeugt.
- Jedes Paket wird im Netz zu seiner Zieladresse geleitet und dort aus dem Netz entfernt.
- Sei  $N$  die durchschnittliche Zahl von Paketen im Netz.
- Mit der Formel von Little lässt sich die durchschnittliche Paketverzögerung berechnen als:

$$T = \frac{N}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}$$



# Anwendungen der Formel von Little (2)

## Ein geschlossenes Warteschlangensystem

- System mit  $K$  Servern und Platz für  $N \geq K$  Jobs
- System sei immer voll ( $N(t) = N$ ). Wenn ein Job abgearbeitet ist und das System verlässt, kommt sofort ein neuer Job an.
- Alle  $K$  Server bearbeiten durchgehend Jobs.
- Mittlere Bearbeitungszeit ist  $\bar{X}$ .

Bestimmung der **mittleren Antwortzeit  $T$** :

- $N = \lambda T$  (Formel angewendet auf ganzes System)
- $K = \lambda \bar{X}$  (Formel angewendet auf  $K$  Server)

$$\Rightarrow T = \frac{N}{\lambda} = \frac{N \cdot \bar{X}}{K}$$

# Anwendungen der Formel von Little (3)

## Variante des Systems:

- Jobs kommen mit Rate  $\lambda$  an.
- Jobs werden abgewiesen, wenn bereits  $N$  Jobs im System sind.

## Analyse des **Anteils abgewiesener Jobs:**

- $\bar{K}$  = mittlere Anzahl aktiver Server
- $\beta$  = Anteil abgewiesener Jobs
- Formel von Little  $\Leftrightarrow \bar{K} = (1 - \beta)\lambda\bar{X}$
- Also:  $\beta = 1 - \frac{\bar{K}}{\lambda\bar{X}} \geq 1 - \frac{K}{\lambda\bar{X}}$  (untere Schranke für  $\beta$ )

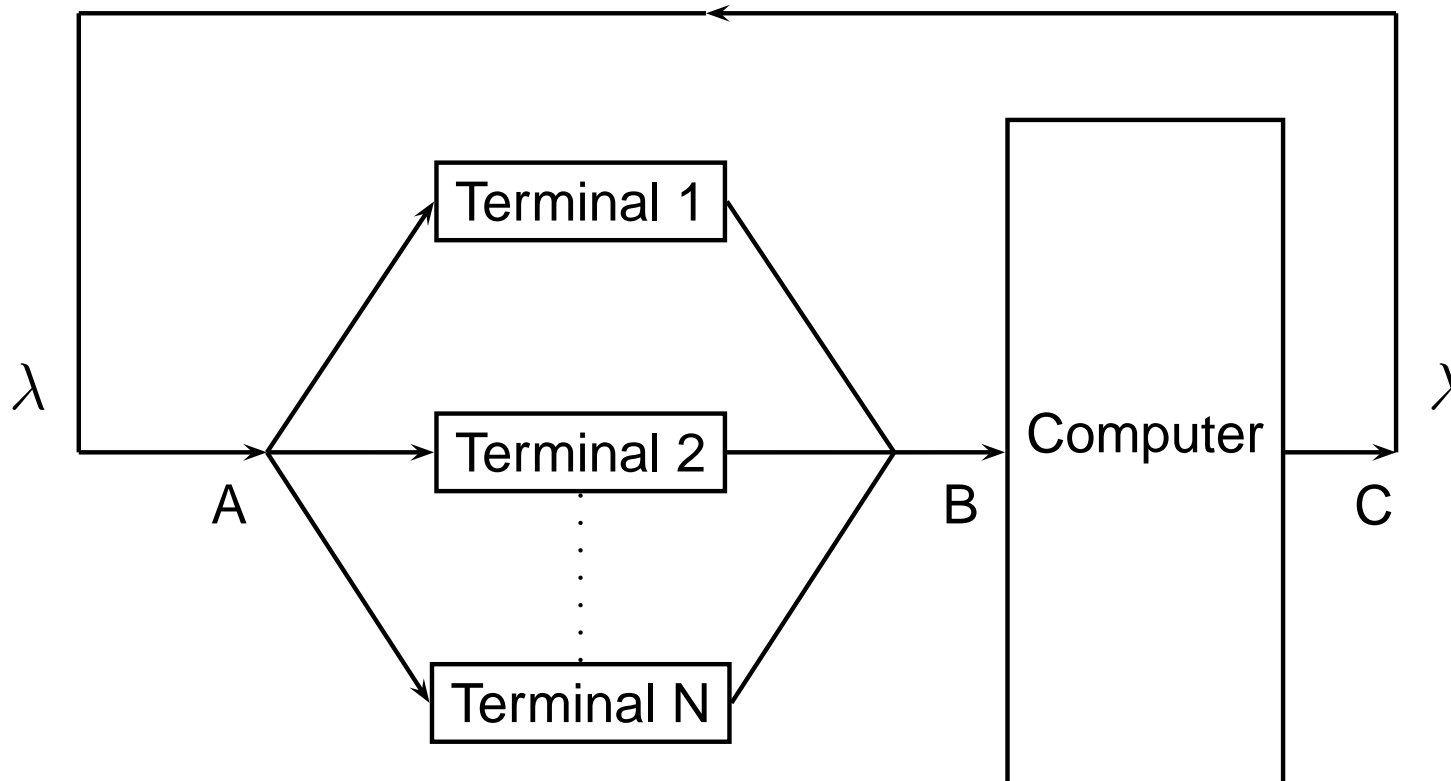
# Durchsatzanalyse für Time-Sharing (1)

---

- System mit  $N$  Terminals, die mit einem Time-Sharing Computer verbunden sind.
- Benutzer an einem Terminal verhalten sich folgendermassen:
  - ① nachdenken (im Mittel  $R$  Sekunden)
  - ② an den Computer einen Job abschicken, der im Mittel Ausführungszeit  $P$  hat
  - ③ auf die Beendigung des Jobs warten
  - ④ System verlassen
- Im Computer werden die Jobs in einer Warteschlange eingereiht und von einer CPU abgearbeitet.
- **Ziel:** maximal erreichbaren Durchsatz  $\lambda$  abschätzen!

# Durchsatzanalyse für Time-Sharing (2)

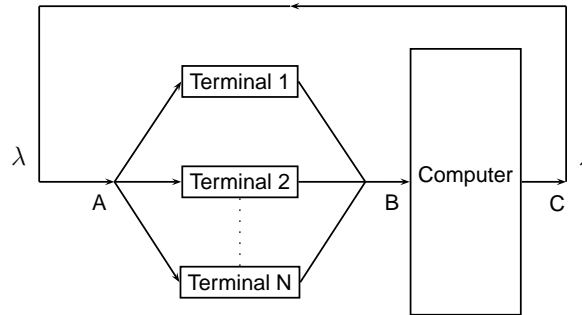
Schematische Darstellung des Systems:



Annahme: freiwerdende Terminals werden sofort wieder belegt

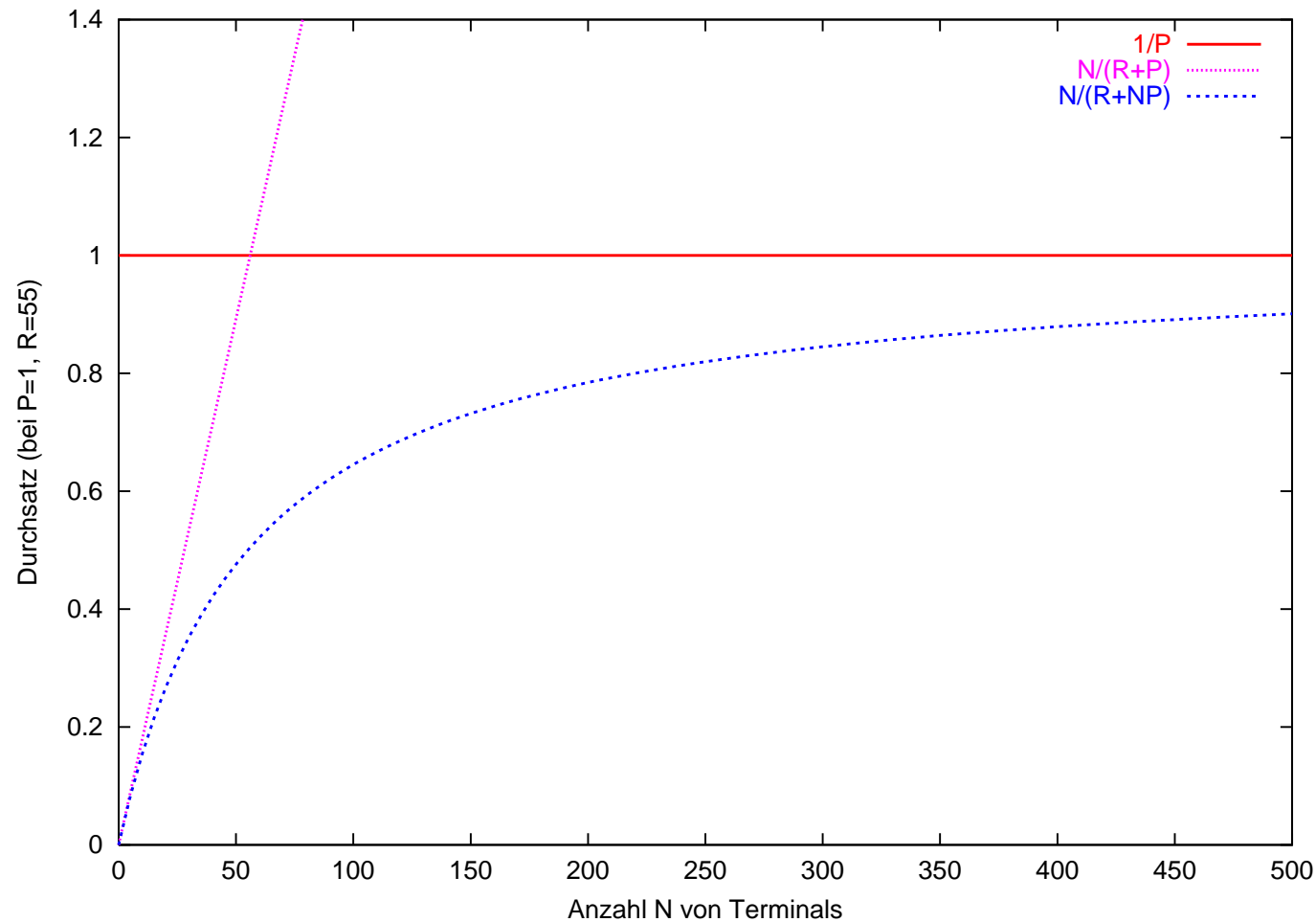
⇒ immer genau  $N$  Benutzer im System

# Durchsatzanalyse für Time-Sharing (3)



- Es gilt  $\lambda = \frac{N}{T}$ , wobei  $T =$  mittlere Aufenthaltszeit. (Formel von Little angewendet auf System zwischen A und C)
- Es gilt  $T = R + D$ , wobei  $D \in [P, N \cdot P]$  die mittlere Zeit vom Abschicken eines Jobs bis zu seiner Erledigung ist.
- Somit gilt:  $\frac{N}{R+NP} \leq \lambda \leq \frac{N}{R+P}$
- Klar:  $\lambda \leq \frac{1}{P}$ , da mittlere Ausführungszeit  $P$  ist.

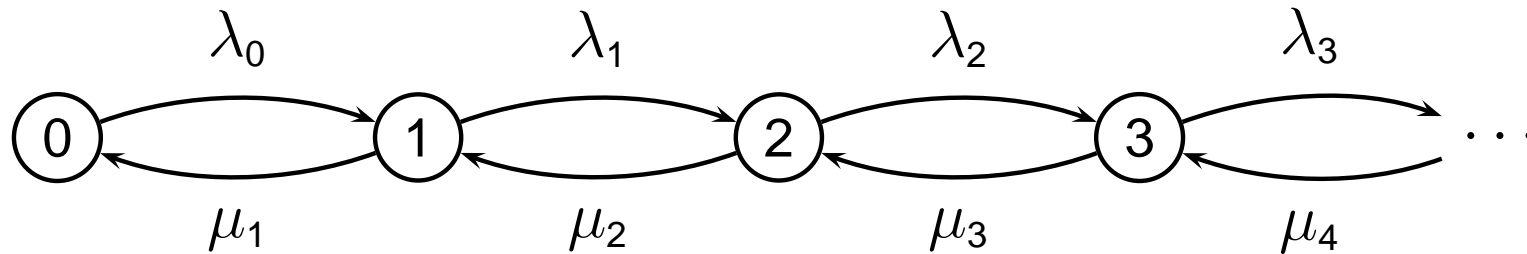
# Durchsatzanalyse für Time-Sharing (4)



Maximal erzielbarer Durchsatz erfüllt  $\frac{N}{R+NP} \leq \lambda \leq \min \left\{ \frac{N}{R+P}, \frac{1}{P} \right\}$ .

# Birth-and-Death Prozesse

- Verallgemeinerung der Markov-Kette der M/M/1-Warteschlange:



- Gleichungssystem für den Gleichgewichtszustand:

$$0 = \lambda_{k-1}\pi_{k-1} + \mu_{k+1}\pi_{k+1} - (\lambda_k + \mu_k)\pi_k \text{ für } k \geq 1,$$

$$0 = \mu_1\pi_1 - \lambda_0\pi_0$$

- Auflösen liefert  $\pi_k = \pi_0 \cdot \prod_{i=0}^{k-1} \frac{\lambda_i}{\mu_{i+1}}$  für  $k \geq 1$ .

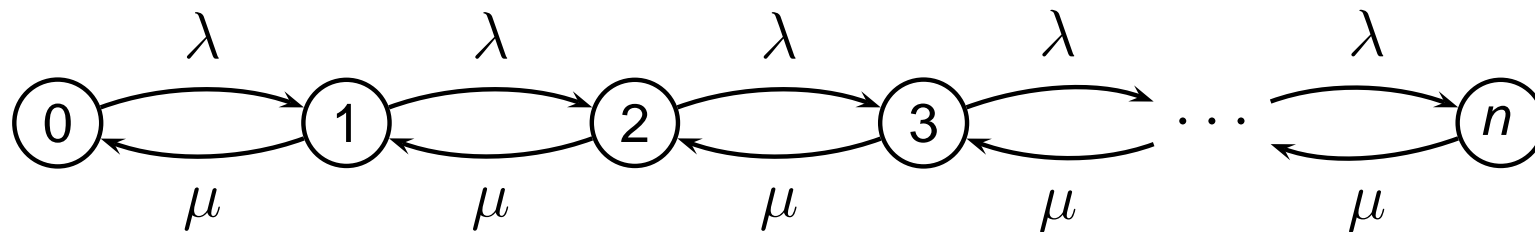
- Mit  $\sum_{i=0}^{\infty} \pi_i = 1$  ergibt sich  $\pi_0 = \frac{1}{1 + \sum_{k \geq 1} \prod_{i=0}^{k-1} \frac{\lambda_i}{\mu_{i+1}}}$ .

# Beispiel 1: Beschränkter Warteraum

## M/M/1-Warteschlange mit nur $n$ Plätzen

Neue Jobs werden abgewiesen, wenn bereits  $n$  Jobs im System sind.

Es ergibt sich der folgende Birth-and-Death Prozess:



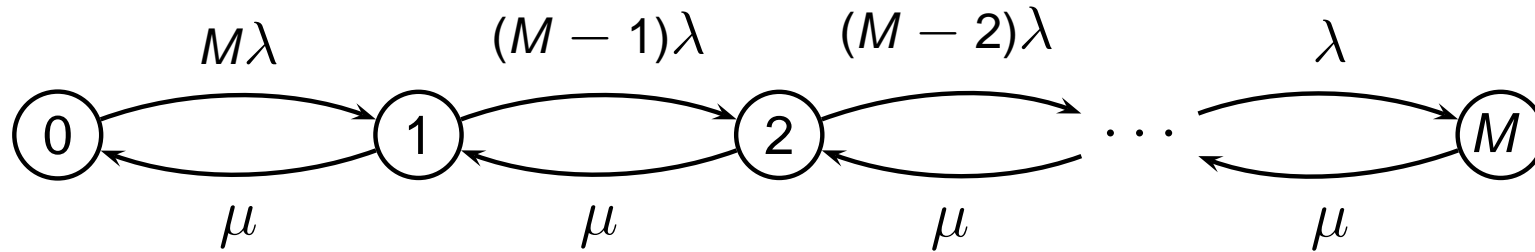
Wir erhalten:

$$\pi_k = \rho^k \cdot \pi_0 \quad \text{für } 1 \leq k \leq n$$
$$\pi_0 = \frac{1}{\sum_{i=0}^n \rho^i} = \begin{cases} \frac{1}{n+1} & \text{für } \rho = 1 \\ \frac{1-\rho}{1-\rho^{n+1}} & \text{sonst} \end{cases}$$



# Beispiel 2: Beschränkte Benutzerzahl

## Anfragesystem mit $M$ Terminals und einem Server



Wir erhalten:

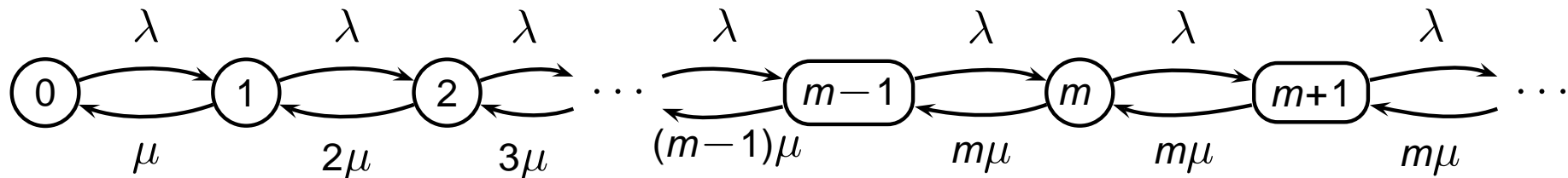
$$\pi_k = \pi_0 \cdot \prod_{i=0}^{k-1} \frac{\lambda(M-i)}{\mu} \quad \text{für } 1 \leq k \leq M$$

$$\pi_0 = \frac{1}{\sum_{k=0}^M \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^k \cdot M^k}$$

wobei  $M^k := M(M-1)(M-2) \cdot \dots \cdot (M-k+1)$ .

# Das M/M/ $m$ -System (1)

System mit einer Queue und  $m$  Servern (z.B. Call-Center)



Wir erhalten mit  $\rho := \frac{\lambda}{m\mu} < 1$ :

$$\pi_k = \begin{cases} \pi_0 \cdot \frac{\lambda^k}{\mu^k \cdot k!} = \pi_0 \cdot \frac{(\rho m)^k}{k!} & \text{für } 1 \leq k \leq m \\ \pi_0 \cdot \frac{\lambda^k}{\mu^k \cdot m! \cdot m^{k-m}} = \pi_0 \cdot \frac{\rho^k m^m}{m!} & \text{für } k \geq m \end{cases}$$

$$\pi_0 = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^{m-1} \frac{(\rho m)^k}{k!} + \sum_{k=m}^{\infty} \frac{\rho^k m^m}{m!}} = \frac{1}{\sum_{k=0}^{m-1} \frac{(\rho m)^k}{k!} + \frac{(\rho m)^m}{m!(1-\rho)}}$$

# Das M/M/m-System (2)

Die Wahrscheinlichkeit  $P_Q$ , dass ein ankommender Job in der Warteschlange des M/M/m-Systems warten muss, ist also:

$$\begin{aligned} P_Q &= \sum_{k=m}^{\infty} \pi_k = \sum_{k=m}^{\infty} \frac{\pi_0 \rho^k m^m}{m!} \\ &= \frac{\pi_0 (\rho m)^m}{m!} \sum_{k=m}^{\infty} \rho^{k-m} = \frac{\pi_0 (\rho m)^m}{m! (1 - \rho)} \end{aligned}$$

$$\Rightarrow P_Q = \frac{(\rho m)^m / (m! (1 - \rho))}{\sum_{k=0}^{m-1} \frac{(\rho m)^k}{k!} + \frac{(\rho m)^m}{m! (1 - \rho)}} \quad (\text{für } \rho = \frac{\lambda}{m\mu} < 1)$$

Diese Formel wird nach A.K. Erlang (1878-1929) die **Erlang C-Formel** genannt.

# Das M/M/m-System (3)

Nun können wir aus  $P_Q$  weitere Grössen ableiten:

- Für  $N_Q$  (erwartete Anzahl von Jobs in der Warteschlange) erhalten wir:

$$\begin{aligned} N_Q &= \sum_{k=1}^{\infty} k \cdot \pi_{m+k} = \sum_{k=1}^{\infty} k \cdot \pi_0 \cdot \frac{\rho^{m+k} m^m}{m!} \\ &= \pi_0 \frac{\rho^m m^m}{m!} \sum_{k=1}^{\infty} k \rho^k = \pi_0 \frac{\rho^{m+1} m^m}{m!(1-\rho)^2} \\ &= \frac{P_Q m!(1-\rho)}{\rho^m m^m} \cdot \frac{\rho^{m+1} m^m}{m!(1-\rho)^2} = P_Q \cdot \frac{\rho}{1-\rho} \end{aligned}$$

# Das M/M/m-System (4)

- Für  $W$  (mittlere Wartezeit in der Queue) erhalten wir mit der Formel von Little:

$$W = \frac{N_Q}{\lambda} = P_Q \cdot \frac{\rho}{\lambda(1 - \rho)} = \frac{\rho P_Q}{\lambda(1 - \rho)}$$

- Die mittlere Antwortzeit  $T$  ist dann:

$$T = W + \frac{1}{\mu} = \frac{\rho P_Q}{\lambda(1 - \rho)} + \frac{1}{\mu} = \frac{P_Q}{m\mu - \lambda} + \frac{1}{\mu}$$

- Erneute Anwendung der Formel von Little liefert die mittlere Anzahl  $N$  von Jobs im System:

$$N = \lambda T = \frac{\lambda P_Q}{m\mu - \lambda} + \frac{\lambda}{\mu} = \frac{\rho P_Q}{1 - \rho} + m\rho$$

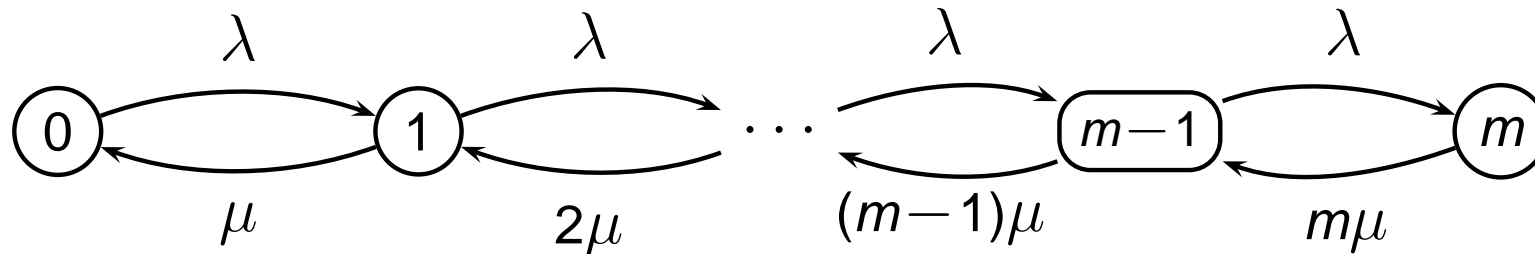
# Das M/M/m/m-System (1)

---

- System mit  $m$  Servern und maximal  $m$  Jobs im System.
- Jobs, die ankommen, wenn alle  $m$  Server belegt sind, werden abgewiesen.
- Klassisches Modell für Analyse von Leitungsvermittlung im Telefonnetz:
  - ↳ Ankunftsrate von Telefongesprächen  $\lambda$ .
  - ↳ Gesprächsdauern exponentialverteilt mit Parameter  $\mu$ .
  - ↳ Kapazität für  $m$  gleichzeitige Telefongespräche.
  - ↳ Anzahl Benutzer ist viel grösser als  $m$ .

# Das M/M/m/m-System (2)

Modellierung als Birth-and-Death Prozess:



Wir erhalten:

$$\pi_k = \pi_0 \cdot \left( \frac{\lambda}{\mu} \right)^k \frac{1}{k!} \text{ für } 1 \leq k \leq m$$

Mit  $\sum_{k=0}^m \pi_k = 1$  ergibt sich:

$$\pi_0 = \frac{1}{\sum_{k=0}^m \left( \frac{\lambda}{\mu} \right)^k \frac{1}{k!}}$$

# Das M/M/m/m-System (3)

Die Blockierungswahrscheinlichkeit (W'keit, dass ein neu ankommender Job abgewiesen wird), ist damit:

$$\pi_m = \frac{\left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^m \frac{1}{m!}}{\sum_{k=0}^m \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^k \frac{1}{k!}}$$

Diese Formel ist als **Erlang B-Formel** bekannt.

**Bemerkung:** Die Erlang B-Formel gilt auch für M/G/m/m-Systeme (d.h. wenn die Bearbeitungszeiten (Gesprächsdauern) Erwartungswert  $1/\mu$  haben, aber ansonsten beliebig verteilt sind).



# Warteschlangen-Netzwerke

---

- Warteschlangen-Netzwerke sind Graphen, bei denen die Knoten Warteschlangen-Systeme darstellen (z.B. M/M/1), und gerichtete Kanten die Jobs von einem Knoten zum nächsten führen.
- Man unterscheidet zwischen *offenen* und *geschlossenen* Warteschlangen-Netzwerken:
  - Offene Netzwerke erlauben, dass Jobs von aussen zum Netzwerk dazustossen oder das Netzwerk verlassen.
  - Bei geschlossenen Netzwerken sind die Jobs im Netzwerk gefangen; die Anzahl der Jobs im Netzwerk bleibt deshalb konstant.

# Burke's Theorem

---

- Gegeben ein M/M/m ( $m = 1, \dots, \infty$ ) System mit Ankunftsrate  $\lambda$ .  
Wir nehmen an, dass das System im stationären Zustand gestartet wird. Dann ist der Ausgangsprozess (der Prozess, der das System verlässt) auch ein Poisson-Prozess mit Rate  $\lambda$ .
- Dank Burke's Theorem kann man direkt Warteschlangen-Netzwerke analysieren.
- Allerdings muss man vereinfachend annehmen, dass die Servicezeit eines Jobs beim betreten jedes weiteren Warteschlangen-Systems wieder unabhängig ist.
- Wenn man diese vereinfachende Annahme nicht trifft, kann bisher schon ein einfaches Tandem-System (zwei M/M/1 Systeme in Serie) nicht analysiert werden.

# Jackson's Theorem für offene Netze

- Jobs kommen bei Knoten  $j$  als Poisson-Prozess mit Rate  $r_j$  von aussen an.
- Jobs verlassen Knoten  $i$  mit Wahrscheinlichkeit  $p_{ij}$  Richtung Knoten  $j$ , oder verlassen das Netzwerk mit Wahrscheinlichkeit  $p_{i,exit}$ , wobei  $p_{i,exit} + \sum_{\forall j} p_{ij} = 1$ .

- Dann ist der gesamte Ankunftsprozess bei Knoten  $j$  gegeben durch:

$$\lambda_j = r_j + \sum_{\forall i} \lambda_i p_{ij}$$

- Die Lösung dieses linearen Gleichungssystems ergibt direkt die gesamten Ankunftsraten  $\lambda_j$ .
- Geschlossene Netze sind etwas komplexer...

# Simulation

---

- Kompliziertere und realistischere Warteschlangen-Systeme und -Netzwerke werden in der Regel simuliert. Eine vereinfachte Analyse (z.B. M/M/1) kann aber schon einen ersten Eindruck vermitteln.
- Zum Thema Simulation verweise ich auf die Vorlesung Informatik 2 von Prof. Mattern (Skript ab Seite 225).
- “And now for something completely different...”