

# A&W 2026

G-13 Timo Stucki, LFW E 13

# Week 10

Sort and Select

Networks and Flows with Exercise

Long Paths

Feel free to contact me:

- [tistucki@student.ethz.ch](mailto:tistucki@student.ethz.ch)
- Discord: timostucki

Material:

- [timostucki.com](http://timostucki.com)

CodeX Tutorial next  
exercise session?

# Quickselect

Optional Recap

# Sort and Select

---

---

QUICKSELECT( $A, \ell, r, k$ )

---

- 1:  $p \leftarrow \text{Uniform}(\{\ell, \ell + 1, \dots, r\})$  ▷ wähle Pivotelement zufällig
  - 2:  $t \leftarrow \text{PARTITION}(A, \ell, r, p)$
  - 3: **if**  $t = \ell + k - 1$  **then**
  - 4:     **return**  $A[t]$  ▷ gesuchtes Element ist gefunden
  - 5: **else if**  $t > \ell + k - 1$  **then**
  - 6:     **return** QUICKSELECT( $A, \ell, t - 1, k$ ) ▷ gesuchtes Element ist links
  - 7: **else**
  - 8:     **return** QUICKSELECT( $A, t + 1, r, k - t$ ) ▷ gesuchtes Element ist rechts
-

# Sort and Select

---

## QuickSelect

- **Goal:** Determine the  $k$ -th smallest value in a sequence of distinct numbers.
- **Efficiency:** Solves the selection problem in expected  $O(n)$  steps, faster than the  $O(n \log n)$  required for full sorting.
- **Logic:** Uses a random pivot  $p$  and PARTITION to split elements. It recurses only into the side containing the  $k$ -th element.

# Sort and Select

---

## Expected Runtime Analysis

The total runtime  $T$  is the sum of comparisons  $(r_i - \ell_i)$  over all random calls  $N$ .

$$T = \sum_{i=1}^N (r_i - \ell_i)$$

To simplify the sum, we group calls by the size of the remaining search space.

- **Definition of  $N_j$ :**  $N_j$  is the number of `QuickSelect` calls where the problem size  $r_i - \ell_i + 1$  falls within the range:

$$(3/4)^j n < r_i - \ell_i + 1 \leq (3/4)^{j-1} n$$

- **Bounding  $T$ :** By replacing every  $r_i - \ell_i$  in a group with its upper bound  $(3/4)^{j-1} n$ :

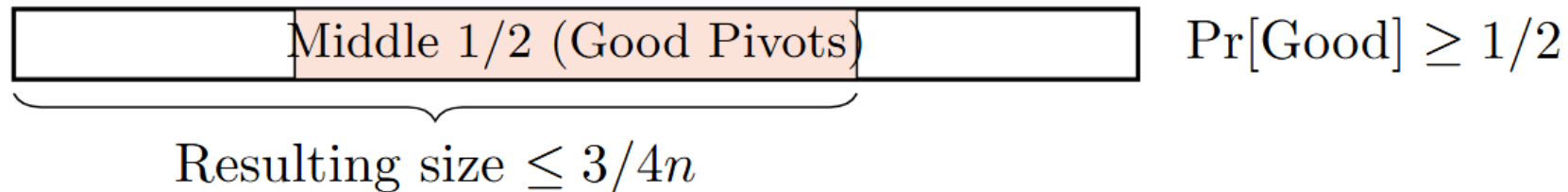
$$T \leq \sum_{j=1}^{\infty} N_j \cdot (3/4)^{j-1} n$$

# Sort and Select

---

## 3/4-Reduction Principle

- **Good Pivots:** Choosing one of the middle  $1/2$  elements as the pivot reduces the problem size to at most  $3/4$  of the current size.
- **Success Probability:** There is at least a  $1/2$  probability per call to pick such a pivot.
- **Expected  $N_j$ :** Because each attempt has a  $\geq 1/2$  chance of moving to the next size range  $j + 1$ , the expected number of calls spent in range  $j$  is  $\mathbb{E}[N_j] \leq 2$ .



# Sort and Select

---

## Expected Runtime Analysis

The total runtime  $T$  is the sum of comparisons  $(r_i - \ell_i)$  over all random calls  $N$ .

$$T = \sum_{i=1}^N (r_i - \ell_i)$$

To simplify the sum, we group calls by the size of the remaining search space.

- **Definition of  $N_j$ :**  $N_j$  is the number of `QuickSelect` calls where the problem size  $r_i - \ell_i + 1$  falls within the range:

$$(3/4)^j n < r_i - \ell_i + 1 \leq (3/4)^{j-1} n$$

- **Bounding  $T$ :** By replacing every  $r_i - \ell_i$  in a group with its upper bound  $(3/4)^{j-1} n$ :

$$T \leq \sum_{j=1}^{\infty} N_j \cdot (3/4)^{j-1} n$$

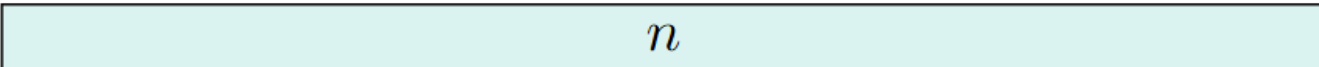
# Sort and Select

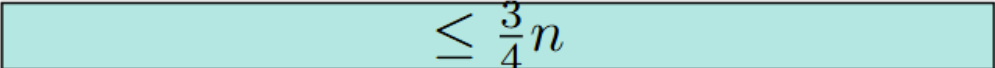
---

By linearity of expectation:

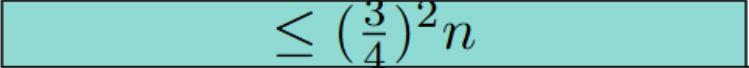
$$\mathbb{E}[T] \leq n \cdot \sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{E}[N_j] \cdot (3/4)^{j-1} \leq 2n \sum_{j=1}^{\infty} (3/4)^{j-1} = 2n \cdot \frac{1}{1 - 3/4} = 8n$$

**Conclusion:** The expected runtime is linear, proving  $\mathbb{E}[T] \in O(n)$ .

Stage 0:   $n$

Stage 1:   $\leq \frac{3}{4}n$

$\mathbb{E}[\text{Steps}] \leq 2$  per reduction

Stage 2:   $\leq \left(\frac{3}{4}\right)^2 n$

# Hase-Igel

“2.8.5 Finden von Duplikaten” im Skript

# Algorithms – Highlights

# Algorithms – Highlights

---

## Previously:

2.4	Zufallsvariablen . . . . .	108
2.4.1	Erwartungswert . . . . .	110
2.4.2	Varianz . . . . .	119
2.5	Wichtige diskrete Verteilungen . . . . .	122
2.5.1	Bernoulli-Verteilung . . . . .	123
2.5.2	Binomialverteilung . . . . .	123
2.5.3	Geometrische Verteilung . . . . .	124
2.5.4	Poisson-Verteilung . . . . .	127
2.6	Mehrere Zufallsvariablen . . . . .	128
2.6.1	Unabhängigkeit von Zufallsvariablen . . . . .	131
2.6.2	Zusammengesetzte Zufallsvariablen . . . . .	134
2.6.3	Momente zusammengesetzter Zufallsvariablen . . . . .	136
2.6.4	Waldsche Identität . . . . .	137
2.7	Abschätzen von Wahrscheinlichkeiten . . . . .	139
2.7.1	Die Ungleichungen von Markov und Chebyshev . . . . .	140
2.7.2	Die Ungleichung von Chernoff . . . . .	143
2.8	Randomisierte Algorithmen . . . . .	145
2.8.1	Reduktion der Fehlerwahrscheinlichkeit . . . . .	146
2.8.2	Sortieren und Selektieren . . . . .	150
2.8.3	Primzahltest . . . . .	154
2.8.4	Target-Shooting . . . . .	157
2.8.5	Finden von Duplikaten . . . . .	159

# Algorithms – Highlights

Previously:

2.4	Zufallsvariablen . . . . .	108
2.4.1	Erwartungswert . . . . .	110
2.4.2	Varianz . . . . .	119
2.5	Wichtige diskrete Verteilungen . . . . .	122
2.5.1	Bernoulli-Verteilung . . . . .	123
2.5.2	Binomialverteilung . . . . .	123
2.5.3	Geometrische Verteilung . . . . .	124
2.5.4	Poisson-Verteilung . . . . .	127
2.6	Mehrere Zufallsvariablen . . . . .	128
2.6.1	Unabhängigkeit von Zufallsvariablen . . . . .	131
2.6.2	Zusammengesetzte Zufallsvariablen . . . . .	134
2.6.3	Momente zusammengesetzter Zufallsvariablen . . . . .	136
2.6.4	Waldsche Identität . . . . .	137
2.7	Abschätzen von Wahrscheinlichkeiten . . . . .	139
2.7.1	Die Ungleichungen von Markov und Chebyshev . . . . .	140
2.7.2	Die Ungleichung von Chernoff . . . . .	143
2.8	Randomisierte Algorithmen . . . . .	145
2.8.1	Reduktion der Fehlerwahrscheinlichkeit . . . . .	146
2.8.2	Sortieren und Selektieren . . . . .	150
2.8.3	Primzahltest . . . . .	154
2.8.4	Target-Shooting . . . . .	157
2.8.5	Finden von Duplikaten . . . . .	159

Probability Theory

# Algorithms – Highlights

Previously:

Randomised  
(non-graph)  
Algorithms

2.4	Zufallsvariablen . . . . .	108
2.4.1	Erwartungswert . . . . .	110
2.4.2	Varianz . . . . .	119
2.5	Wichtige diskrete Verteilungen . . . . .	122
2.5.1	Bernoulli-Verteilung . . . . .	123
2.5.2	Binomialverteilung . . . . .	123
2.5.3	Geometrische Verteilung . . . . .	124
2.5.4	Poisson-Verteilung . . . . .	127
2.6	Mehrere Zufallsvariablen . . . . .	128
2.6.1	Unabhängigkeit von Zufallsvariablen . . . . .	131
2.6.2	Zusammengesetzte Zufallsvariablen . . . . .	134
2.6.3	Momente zusammengesetzter Zufallsvariablen . . . . .	136
2.6.4	Waldsche Identität . . . . .	137
2.7	Abschätzen von Wahrscheinlichkeiten . . . . .	139
2.7.1	Die Ungleichungen von Markov und Chebyshev . . . . .	140
2.7.2	Die Ungleichung von Chernoff . . . . .	143
2.8	Randomisierte Algorithmen . . . . .	145
2.8.1	Reduktion der Fehlerwahrscheinlichkeit . . . . .	146
2.8.2	Sortieren und Selektieren . . . . .	150
2.8.3	Primzahltest . . . . .	154
2.8.4	Target-Shooting . . . . .	157
2.8.5	Finden von Duplikaten . . . . .	159

Probability Theory

# Algorithms – Highlights

---

<b>3</b>	<b>Algorithmen - Highlights</b>	<b>165</b>
3.1	Graphenalgorithmen . . . . .	165
3.1.1	Lange Pfade . . . . .	165
3.1.2	Flüsse in Netzwerken . . . . .	172
3.1.3	Minimale Schnitte in Graphen . . . . .	191
3.2	Geometrische Algorithmen . . . . .	197
3.2.1	Kleinster umschliessender Kreis . . . . .	197
3.2.2	Konvexe Hülle . . . . .	206

# Algorithms – Highlights

---

Randomised

Deterministic

<b>3</b>	<b>Algorithmen - Highlights</b>	<b>165</b>
3.1	Graphenalgorithmen . . . . .	165
3.1.1	Lange Pfade . . . . .	165
3.1.2	Flüsse in Netzwerken . . . . .	172
3.1.3	Minimale Schnitte in Graphen . . . . .	191
3.2	Geometrische Algorithmen . . . . .	197
3.2.1	Kleinster umschliessender Kreis . . . . .	197
3.2.2	Konvexe Hülle . . . . .	206

# Algorithms – Highlights

---

Randomised

Deterministic

<b>3</b>	<b>Algorithmen - Highlights</b>	<b>165</b>
3.1	Graphenalgorithmen . . . . .	165
3.1.1	Lange Pfade . . . . .	165
3.1.2	Flüsse in Netzwerken . . . . .	172
3.1.3	Minimale Schnitte in Graphen . . . . .	191
3.2	Geometrische Algorithmen . . . . .	197
3.2.1	Kleinster umschliessender Kreis . . . . .	197
3.2.2	Konvexe Hülle . . . . .	206

# Networks and Flows

# Networks and Flows

---

**Definition 3.4.** Ein *Netzwerk* ist ein Tupel  $N = (V, A, c, s, t)$ , wobei gilt:

$(V, A)$  ist ein gerichteter Graph,

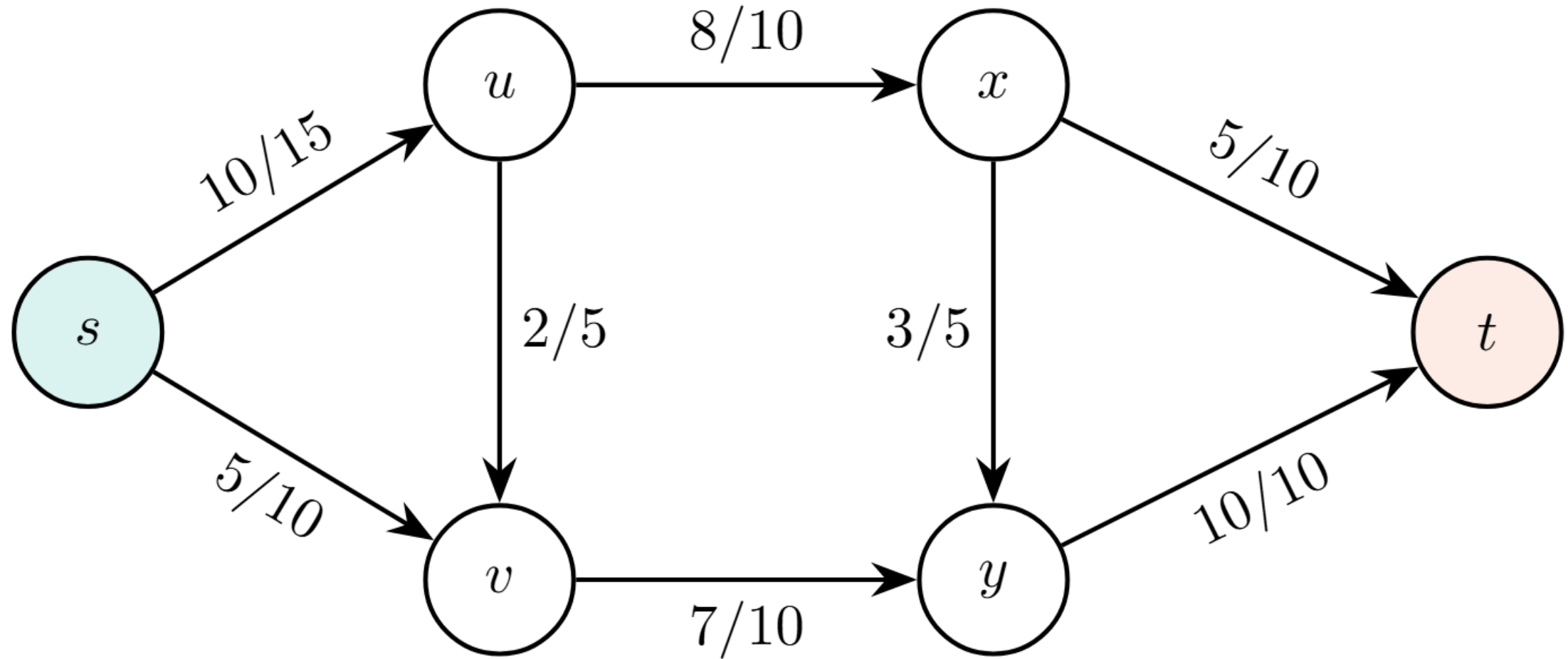
$s \in V$ , die *Quelle* (engl.: source),

$t \in V \setminus \{s\}$ , die *Senke* (engl.: target), und

$c : A \rightarrow \mathbb{R}_0^+$ , die *Kapazitätsfunktion* (engl.: capacity function).

# Networks and Flows

---



# Networks and Flows

**Definition 3.5.** Gegeben sei ein Netzwerk  $N = (V, A, c, s, t)$ . Ein Fluss in  $N$  ist eine Funktion  $f : A \rightarrow \mathbb{R}$  mit den Bedingungen

$0 \leq f(e) \leq c(e)$  für alle  $e \in A$ , die *Zulässigkeit*, und

für alle  $v \in V \setminus \{s, t\}$  gilt

$$\sum_{u \in V: (u,v) \in A} f(u, v) = \sum_{u \in V: (v,u) \in A} f(v, u)$$

die *Flusserhaltung*.

Der *Wert* (engl.: value) eines Flusses  $f$  ist durch

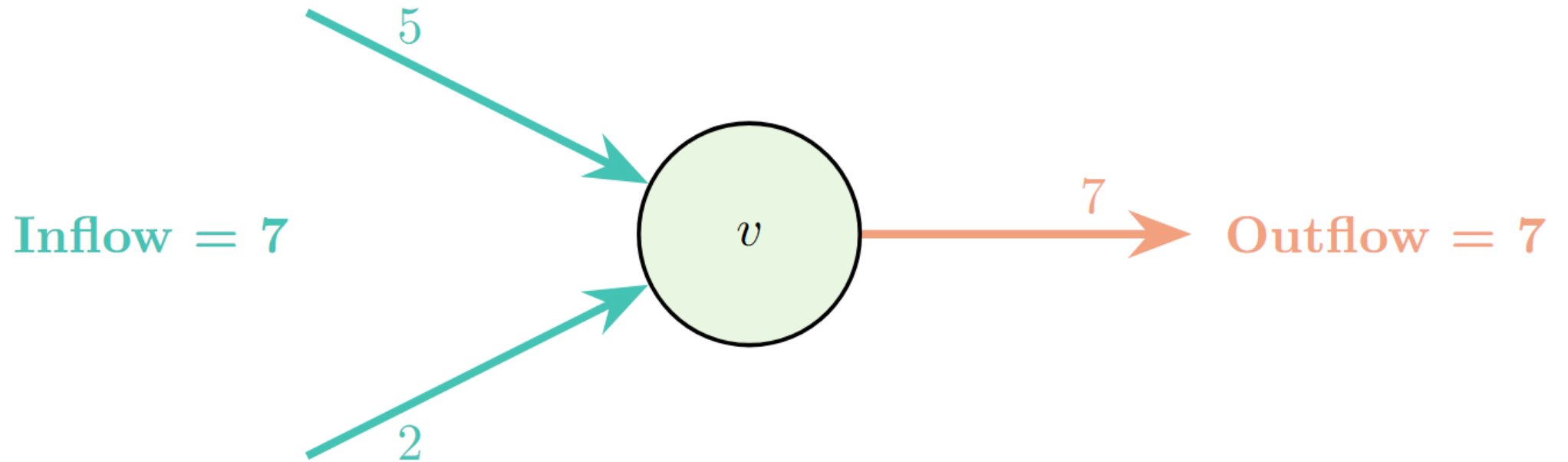
$$\text{val}(f) := \text{netoutflow}(s) := \sum_{u \in V: (s,u) \in A} f(s, u) - \sum_{u \in V: (u,s) \in A} f(u, s)$$

definiert. Wir nennen  $f$  *ganzzahlig*, wenn  $f(e) \in \mathbb{Z} \forall e \in A$ .

# Networks and Flows

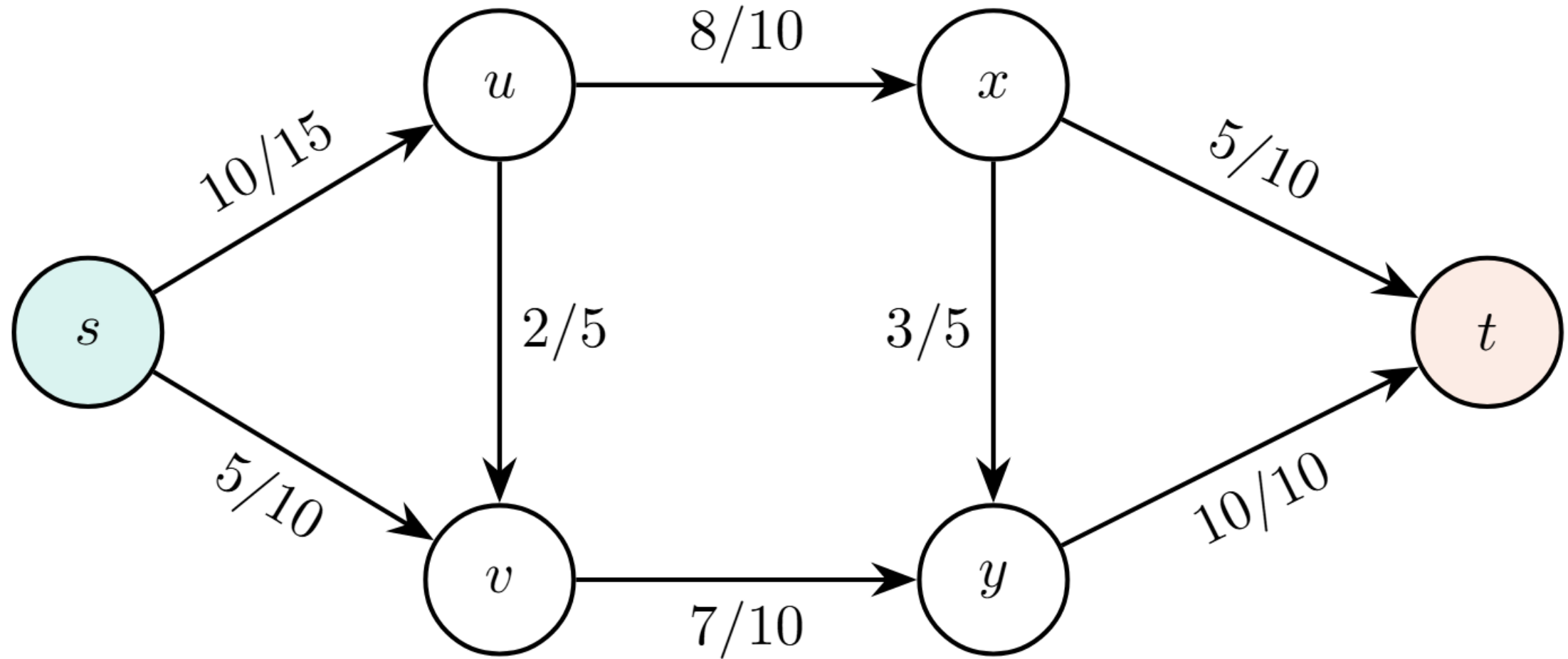
---

For an intermediate node  $v \in V \setminus \{s, t\}$ , the inflow must match the outflow.



# Networks and Flows

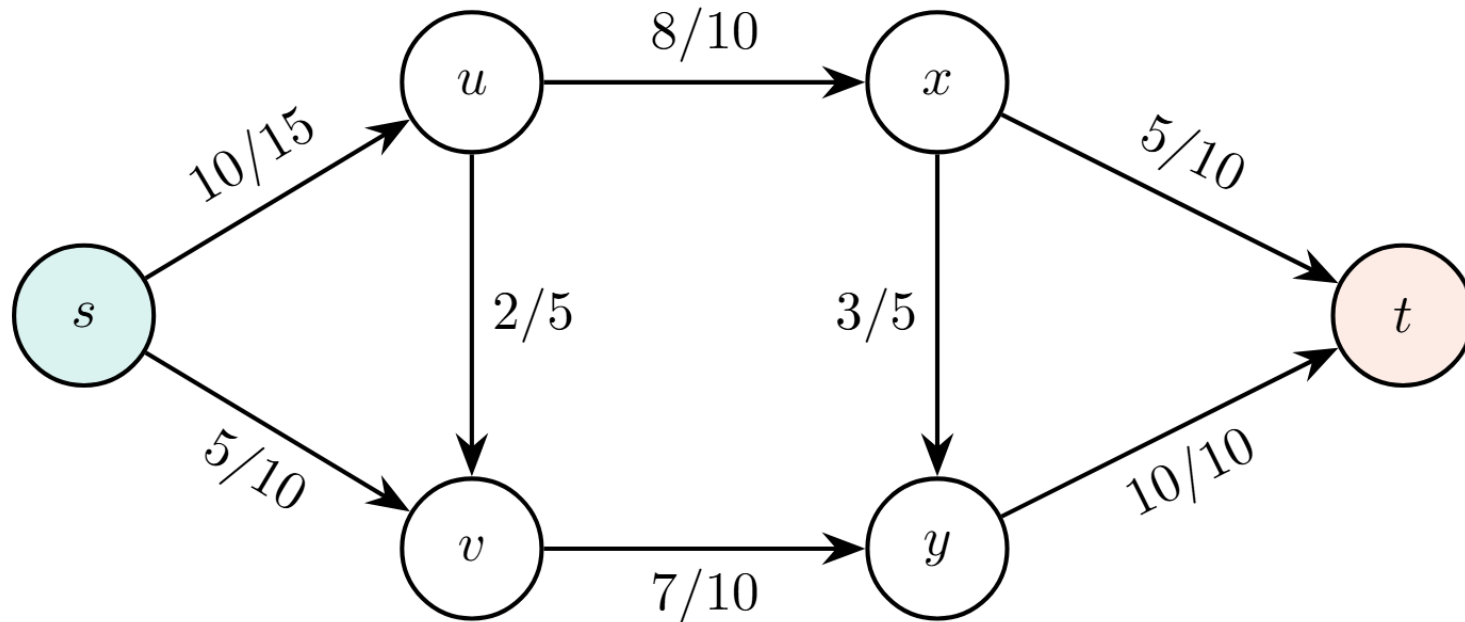
---



# Networks and Flows

**Lemma 3.6.** Der Nettozufluss der Senke gleicht dem Wert des Flusses, d.h.

$$\text{netinflow}(t) := \sum_{u \in V: (u,t) \in A} f(u,t) - \sum_{u \in V: (t,u) \in A} f(t,u) = \text{val}(f) .$$



# Networks and Flows

---

**Lemma 3.8.** Ist  $f$  ein Fluss und  $(S, T)$  ein  $s$ - $t$ -Schnitt in einem Netzwerk  $(V, A, c, s, t)$ , so gilt

$$\text{val}(f) \leq \text{cap}(S, T) .$$

# Networks and Flows

**Lemma 3.8.** Ist  $f$  ein Fluss und  $(S, T)$  ein  $s$ - $t$ -Schnitt in einem Netzwerk  $(V, A, c, s, t)$ , so gilt

$$\text{val}(f) \leq \text{cap}(S, T) .$$

*Beweis.* Für eine Partition  $(U, W)$  von  $V$  setzen wir

$$f(U, W) := \sum_{(u,w) \in (U \times W) \cap A} f(u, w) .$$

Nun behaupten wir

$$\text{val}(f) \stackrel{\text{(i)}}{=} f(S, T) - f(T, S) \stackrel{\text{(ii)}}{\leq} f(S, T) \stackrel{\text{(iii)}}{\leq} \text{cap}(S, T), \dots$$

# Networks and Flows

---

**Lemma 3.8.** Ist  $f$  ein Fluss und  $(S, T)$  ein  $s$ - $t$ -Schnitt in einem Netzwerk  $(V, A, c, s, t)$ , so gilt

$$\text{val}(f) \leq \text{cap}(S, T) .$$

**Satz 3.9** („Maxflow-Mincut Theorem“). Jedes Netzwerk  $N = (V, A, c, s, t)$  erfüllt

$$\max_{f \text{ Fluss in } N} \text{val}(f) = \min_{(S,T) \text{ s-t-Schnitt in } N} \text{cap}(S, T)$$

# Networks and Flows

**Definition 3.10.** Sei  $N = (V, A, c, s, t)$  ein Netzwerk ohne entgegen gerichtete Kanten und sei  $f$  ein Fluss in  $N$ . Das Restnetzwerk  $N_f := (V, A_f, r_f, s, t)$  ist wie folgt definiert:

- (1) Ist  $e \in A$  mit  $f(e) < c(e)$ , dann ist  $e$  auch eine Kante in  $A_f$ , mit  $r_f(e) := c(e) - f(e)$ .
- (2) Ist  $e \in A$  mit  $f(e) > 0$ , dann ist  $e^{\text{opp}}$  in  $A_f$ , mit  $r_f(e^{\text{opp}}) = f(e)$ .
- (3) Nur Kanten wie in (1) und (2) beschrieben finden sich in  $A_f$ .

$r_f(e)$ ,  $e \in A_f$ , nennen wir die *Restkapazität* der Kante  $e$ .

# Networks and Flows

---

**Satz 3.11.** Ein Fluss  $f$  in einem Netzwerk  $N$  ist ein maximaler Fluss gdw. es im Restnetzwerk  $N_f$  keinen gerichteten Pfad von der Quelle  $s$  zur Senke  $t$  gibt. Für jeden solchen maximalen Fluss gibt es einen  $s$ - $t$ -Schnitt  $(S, T)$  mit  $\text{val}(f) = \text{cap}(S, T)$ .

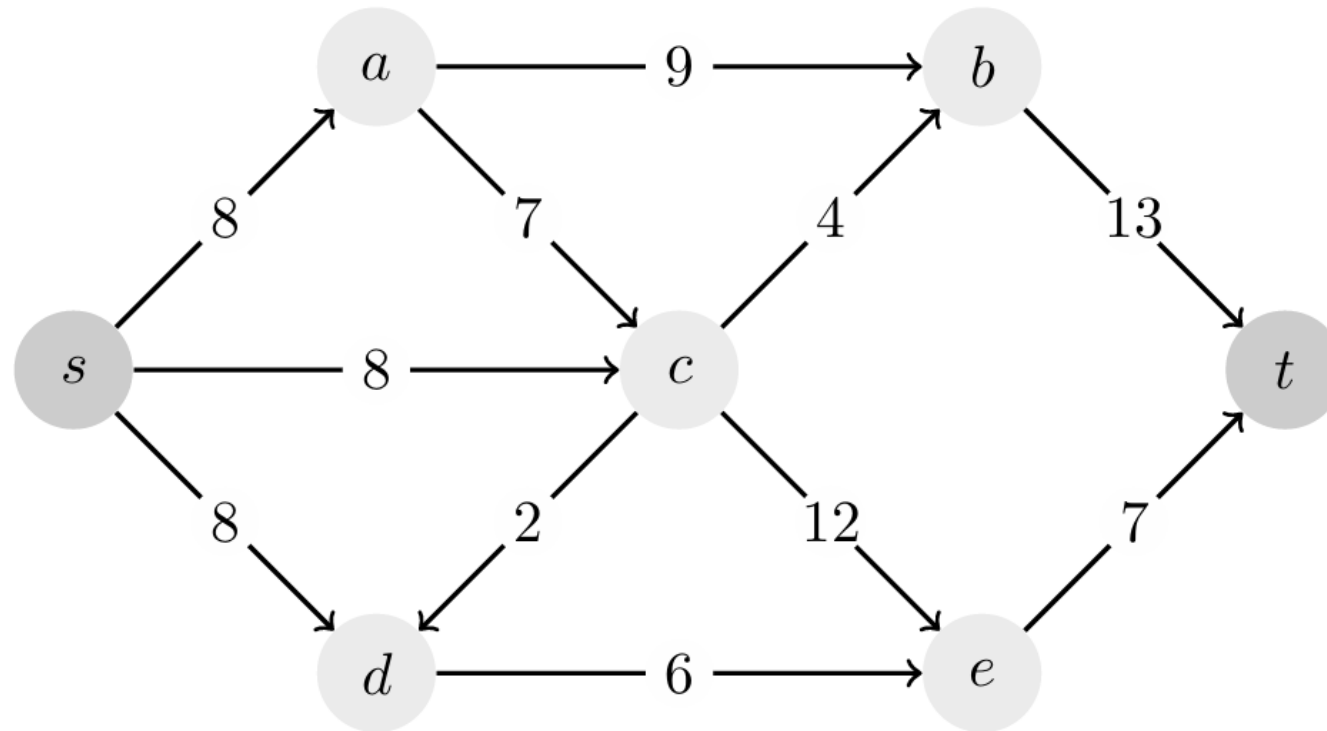
→ Let's see this in an exercise

# Exercise S11

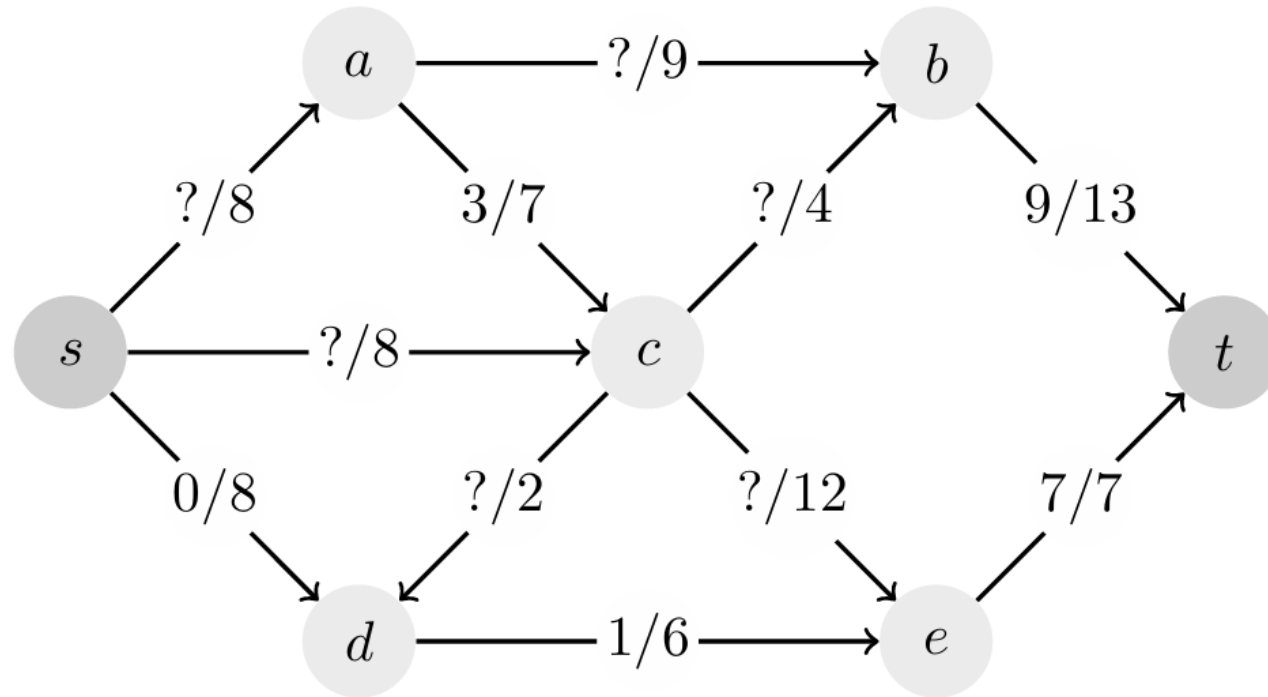
Flows

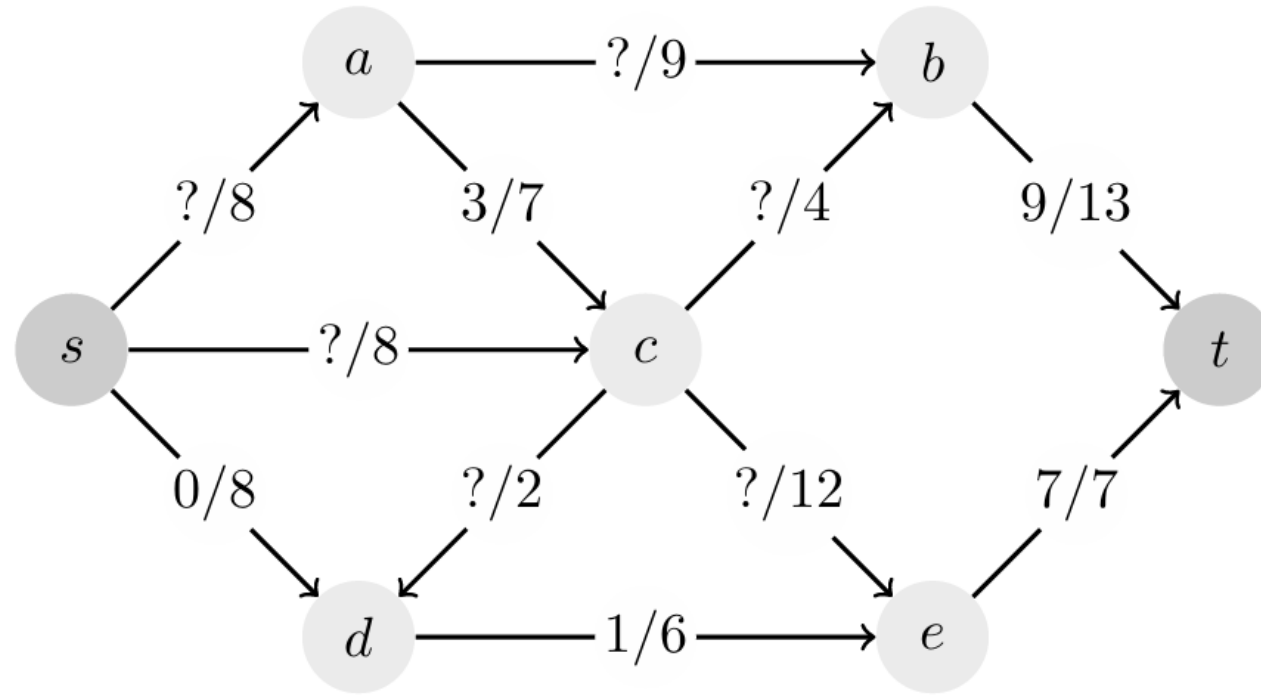
## Exercise S11.1 – *Flows*

Consider the following network  $N$ . The number at each edge represents its capacity.



(a) Fill in the missing values so that they form a feasible (not necessarily maximum) flow:





- (b) Construct the residual network (“Restnetzwerk”).
- (c) Find an augmenting  $s$ - $t$ -path and augment the flow along this path. If necessary, repeat this step until you have found a maximum flow.
- (d) Prove that your flow is a maximum flow by finding a minimum cut in  $N$ .

# Networks and Flows

# Networks and Flows

---

---

FORD-FULKERSON( $V, A, c, s, t$ )

---

- 1:  $f \leftarrow \mathbf{0}$  ▷ Fluss konstant 0
  - 2: **while**  $\exists$  s-t-Pfad  $P$  in  $(V, A_f)$  **do** ▷ augmentierender Pfad
  - 3:     Erhöhe den Fluss entlang  $P$  ▷ wie in Beweis zu Satz 3.11
  - 4: **return**  $f$  ▷ maximaler Fluss
-

# Networks and Flows

---

---

FORD-FULKERSON( $V, A, c, s, t$ )

---

- 1:  $f \leftarrow 0$  ▷ Fluss konstant 0
  - 2: **while**  $\exists$  s-t-Pfad  $P$  in  $(V, A_f)$  **do** ▷ augmentierender Pfad
  - 3:     Erhöhe den Fluss entlang  $P$  ▷ wie in Beweis zu Satz 3.11
  - 4: **return**  $f$  ▷ maximaler Fluss
- 

**Satz 3.12.** Sind in einem Netzwerk ohne entgegen gerichtete Kanten alle Kapazitäten ganzzahlig und höchstens  $U$ , so gibt es einen ganzzahligen maximalen Fluss, der in Zeit  $O(mnU)$  berechnet werden kann ( $m$  ist die Anzahl Kanten,  $n$  die Anzahl Knoten im Netzwerk).

# Networks and Flows

---

## Number of Iterations

The value of any flow  $f$  is bounded by the capacity of the cut  $(\{s\}, V \setminus \{s\})$ . Since there are at most  $n - 1$  edges leaving the source  $s$ , each with capacity  $\leq U$ , the maximum flow value is bounded by:

$$\text{val}(f) \leq \text{cap}(\{s\}, V \setminus \{s\}) \leq (n - 1)U < nU$$

Because the total flow value cannot exceed  $nU$ , the algorithm terminates after at most  $nU$  **iterations**.

## Complexity per Iteration

In each iteration, the algorithm performs the following steps:

- Construction of the **residual network**  $N_f$ .
- Search for an **augmenting path** from source  $s$  to sink  $t$  (e.g., using BFS or DFS).
- These operations can be completed in  $O(m)$  **time**.

$$\text{Total Runtime} = O(nU) \cdot O(m) = \mathbf{O(mnU)}$$

# Long Paths

Summary

# Long Paths

---

**Satz 3.1.** Falls wir LONG-PATH für Graphen mit  $n$  Knoten in  $t(n)$  Zeit entscheiden können, dann können wir in  $t(2n - 2) + O(n^2)$  Zeit entscheiden, ob ein Graph mit  $n$  Knoten einen Hamiltonkreis hat.

→ LONG-PATH is **very** likely not solvable in polynomial time

# Long Paths

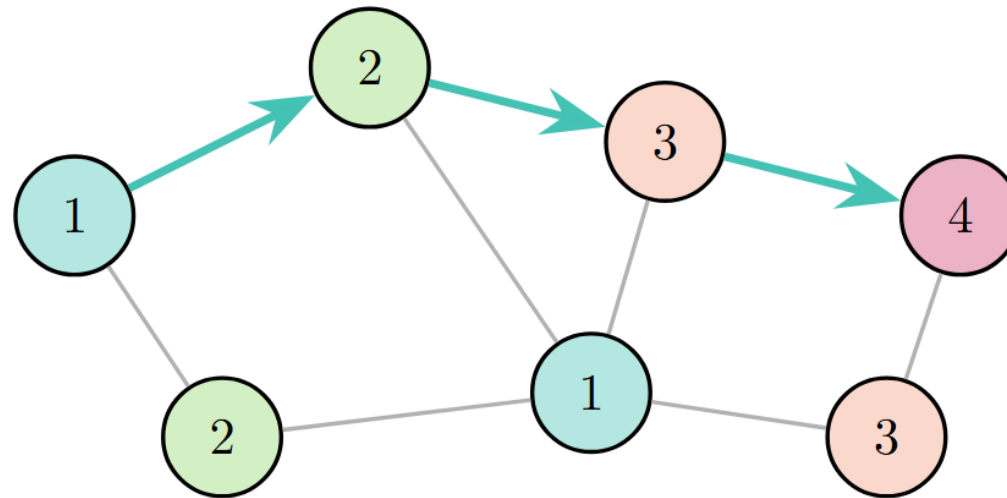
---

New problem:

“short long paths”

Now we're looking for paths of length  $B = \log n$

→ We use probabilistic **Colour Coding**



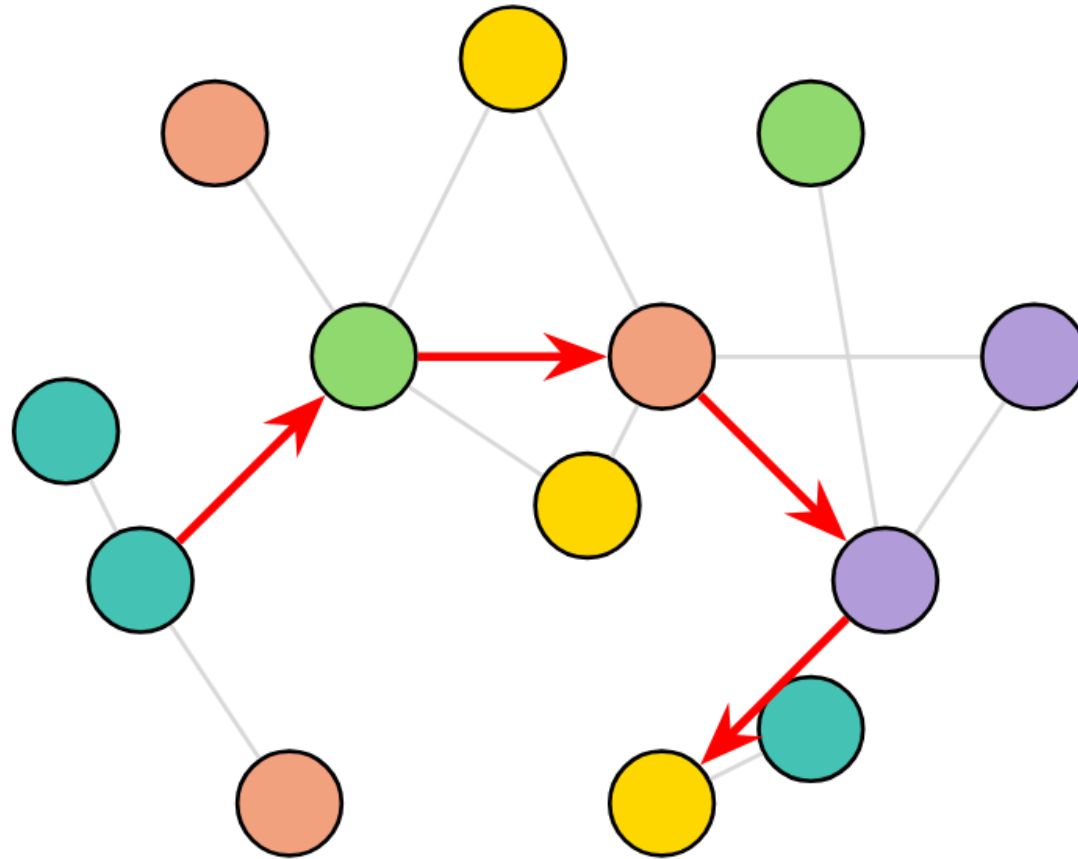
Colorful Path: {Blue, Green, Orange, Purple}

# Long Paths

---

Assign each node a random color  $\gamma(v) \in \{1, \dots, k\}$ .

Now we try to find a **colorful path** (all nodes distinct colors).



# Long Paths

---

Dazu definieren wir für  $v \in V$  und  $i \in \mathbb{N}_0$  die Menge

$$P_i(v) := \left\{ S \in \binom{[k]}{i+1} \mid \exists \text{ in } v \text{ endender genau mit } S \text{ gefärbter bunter Pfad} \right\};$$

$$\exists \text{ bunter Pfad der Länge } k-1 \iff \bigcup_{v \in V} P_{k-1}(v) \neq \emptyset$$

# Long Paths

---

Dazu definieren wir für  $v \in V$  und  $i \in \mathbb{N}_0$  die Menge

$$P_i(v) := \left\{ S \in \binom{[k]}{i+1} \mid \exists \text{ in } v \text{ endender genau mit } S \text{ gefärbter bunter Pfad} \right\};$$

Offensichtlich gilt  $P_0(v) = \{\{\gamma(v)\}\}$  und

$$P_1(v) = \{\{\gamma(x), \gamma(v)\} \mid x \in N(v) \text{ und } \gamma(x) \neq \gamma(v)\}.$$

$$P_i(v) = \bigcup_{x \in N(v)} \{R \cup \{\gamma(v)\} \mid R \in P_{i-1}(x) \text{ und } \gamma(v) \notin R\}$$

# Long Paths

---

- Seems familiar?

# Long Paths

---

- Seems familiar?

Remember exponential-time Hamiltonian cycle algorithm:

---

HAMILTONKREIS ( $G = ([n], E)$ )

---

1: // *Initialisierung*

2: **for all**  $x \in [n], x \neq 1$  **do**

3:  $P_{\{1,x\},x} := \begin{cases} 1, & \text{falls } \{1,x\} \in E \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$

4: // *Rekursion*

5: **for all**  $s = 3$  **to**  $n$  **do**

6:     **for all**  $S \subseteq [n]$  mit  $1 \in S$  und  $|S| = s$  **do**

7:         **for all**  $x \in S, x \neq 1$  **do**

8:              $P_{S,x} = \max\{P_{S \setminus \{x\},x'} \mid x' \in S \cap N(x), x' \neq 1\}$ .

9: // *Ausgabe*

10: **if**  $\exists x \in N(1)$  mit  $P_{[n],x} = 1$  **then**

11:     **return**  $G$  enthält Hamiltonkreis

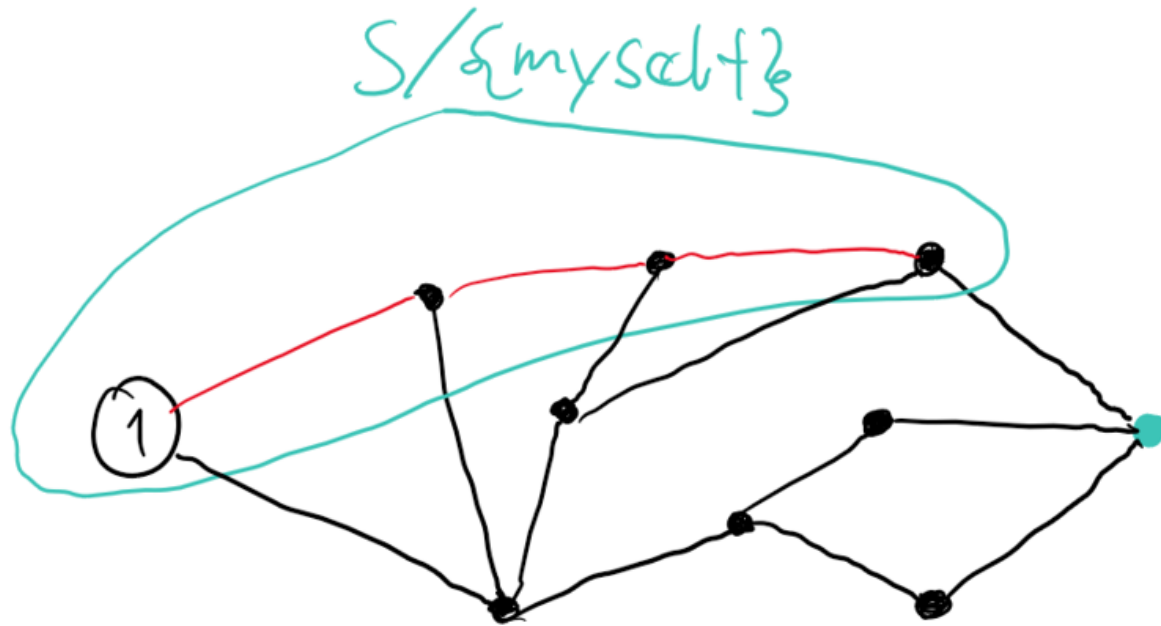
12: **else**

13:     **return**  $G$  enthält keinen Hamiltonkreis

---

# Long Paths

## Cycles



$S/\{\text{myself}\}$

What paths with  
 $S/\{\text{myself}\}$  are there  
already to my neighbours?

# Long Paths

---

Dazu definieren wir für  $v \in V$  und  $i \in \mathbb{N}_0$  die Menge

$$P_i(v) := \left\{ S \in \binom{[k]}{i+1} \mid \exists \text{ in } v \text{ endender genau mit } S \text{ gefärbter bunter Pfad} \right\};$$

Offensichtlich gilt  $P_0(v) = \{\{\gamma(v)\}\}$  und

$$P_1(v) = \{\{\gamma(x), \gamma(v)\} \mid x \in N(v) \text{ und } \gamma(x) \neq \gamma(v)\}.$$

$$P_i(v) = \bigcup_{x \in N(v)} \{R \cup \{\gamma(v)\} \mid R \in P_{i-1}(x) \text{ und } \gamma(v) \notin R\}$$

# Long Paths

---

---

BUNT( $G, i$ )

---

- 1: **for all**  $v \in V$  **do**
  - 2:      $P_i(v) \leftarrow \emptyset$
  - 3:     **for all**  $x \in N(v)$  **do**
  - 4:         **for all**  $R \in P_{i-1}(x)$  **mit**  $\gamma(v) \notin R$  **do**
  - 5:              $P_i(v) \leftarrow P_i(v) \cup \{R \cup \{\gamma(v)\}\}$
-

# Long Paths

---

---

BUNT( $G, i$ )

---

- 1: **for all**  $v \in V$  **do**
  - 2:      $P_i(v) \leftarrow \emptyset$
  - 3:     **for all**  $x \in N(v)$  **do**
  - 4:         **for all**  $R \in P_{i-1}(x)$  **mit**  $\gamma(v) \notin R$  **do**
  - 5:              $P_i(v) \leftarrow P_i(v) \cup \{R \cup \{\gamma(v)\}\}$
- 



Here we only iterate over sets of colours i.e. of **max. size  $k$**   
→ Algorithm is only **exponential in  $k$**  and not in  $n$  or  $m$

# Long Paths

---

(Since the colouring is probabilistic, we need to use error prob. reduction to lower the prob. of a  $k-1$  length path not being colourful and not found. Consider the lecture/script to recap the details and proof)

## Satz 3.3.

- (1) Der Algorithmus hat eine Laufzeit von  $O(\lambda(2e)^k km)$ .
- (2) Antwortet der Algorithmus mit JA, dann hat der Graph einen Pfad der Länge  $k - 1$ .
- (3) Hat der Graph einen Pfad der Länge  $k - 1$ , dann ist die Wahrscheinlichkeit, dass der Algorithmus mit NEIN antwortet, höchstens  $e^{-\lambda}$ .

# Long Paths

## Satz 3.3.

- (1) Der Algorithmus hat eine Laufzeit von  $O(\lambda(2e)^k km)$ .
- (2) Antwortet der Algorithmus mit JA, dann hat der Graph einen Pfad der Länge  $k - 1$ .
- (3) Hat der Graph einen Pfad der Länge  $k - 1$ , dann ist die Wahrscheinlichkeit, dass der Algorithmus mit NEIN antwortet, höchstens  $e^{-\lambda}$ .

For  $k$  in  $O(\log n)$  this is polynomial in  $n$  🎉 🎉 🎉