

# Künstliche Intelligenz

## Problemlösen als Suche – Teil II

Dr. Christian Meilicke  
Research Group Data and Web Science  
Universität Mannheim

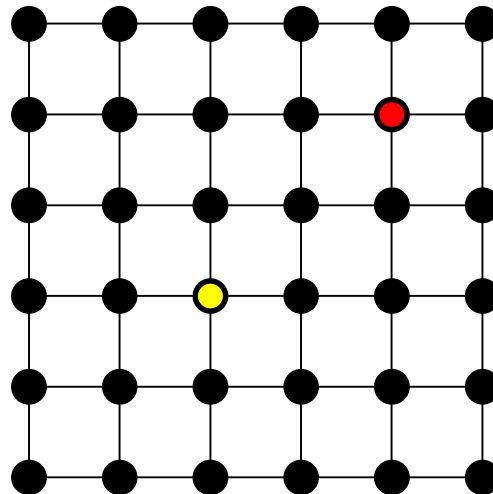
Teile der Vorlesung basieren auf einem  
Foliensatz von Prof. Dr. Heiner Stuckenschmidt

# Rückblick: Suchproblem

- Ein Suchproblem besteht aus:
  - einem **Ausgangszustand**
  - möglichen **Aktionen** und deren **Wirkung**
  - Einem **Zieltest**
  - Einer **Kostenfunktion**
- Die Lösung eines Suchproblems ist eine Sequenz von Handlungen, die vom Ausgangs- in einen Zielzustand führt
- *Bisher kennengelernt (unter anderem):*
  - *Breitensuche (Speicherproblem)*
  - *Tiefensuche (evtl. nicht vollständig, keine optimale Lösung)*
  - *Iterative Tiefensuche (verbindet gute Eigenschaften beider Verfahren)*

# Motivation

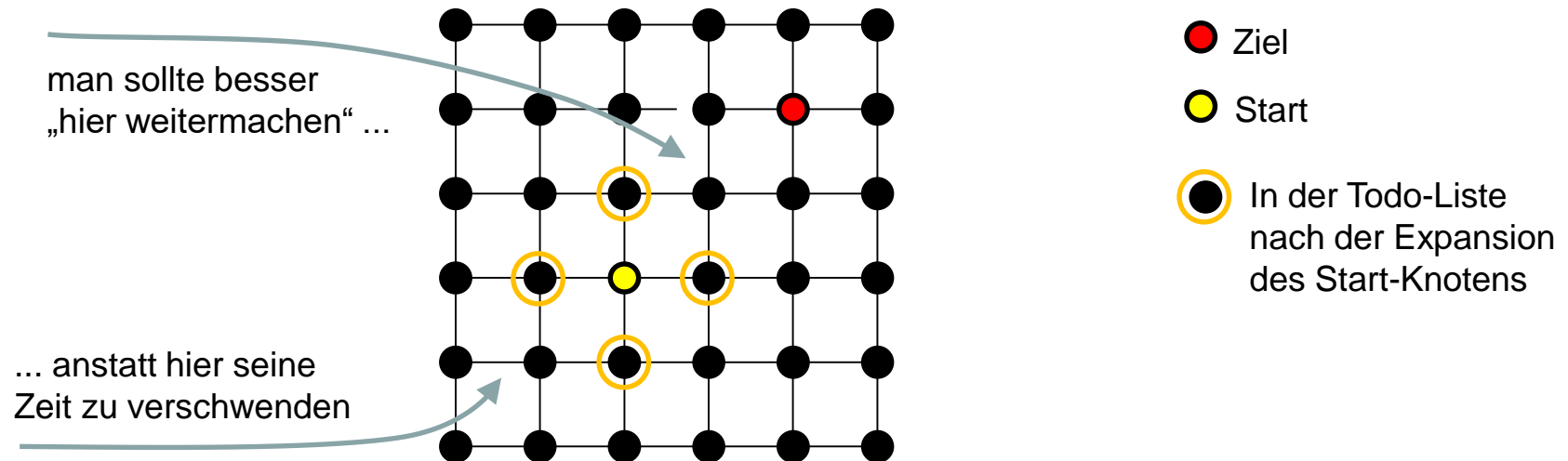
- Wieso benötigen wir ein besseres Verfahren als die iterative Tiefensuche?
  - Im Fall nicht-konstanter Kosten ist dies klar
    - Keine optimale Lösung!
  - Auch im Fall von konstanten Kosten können wir bessere Verfahren anwenden! Siehe Beispiel:



● Ziel  
● Start

# Motivation

- Wieso benötigen wir ein besseres Verfahren als die iterative Tiefensuche?
  - Im Fall nicht-konstanter Kosten ist dies klar
    - Keine optimale Lösung!
  - Auch im Fall von konstanten Kosten können wir bessere Verfahren anwenden! Siehe Beispiel:



# Informiert/Kostensensitiv

- Informierte Suche
  - Informationen in Bezug auf die Nähe des Ziels werden berücksichtigt
  - Es wird “voraus” gedacht
- Kostensensitive Suche
  - Kosten werden berücksichtigt
  - Im Gegensatz zu Verfahren, die nur Ebenen berücksichtigen

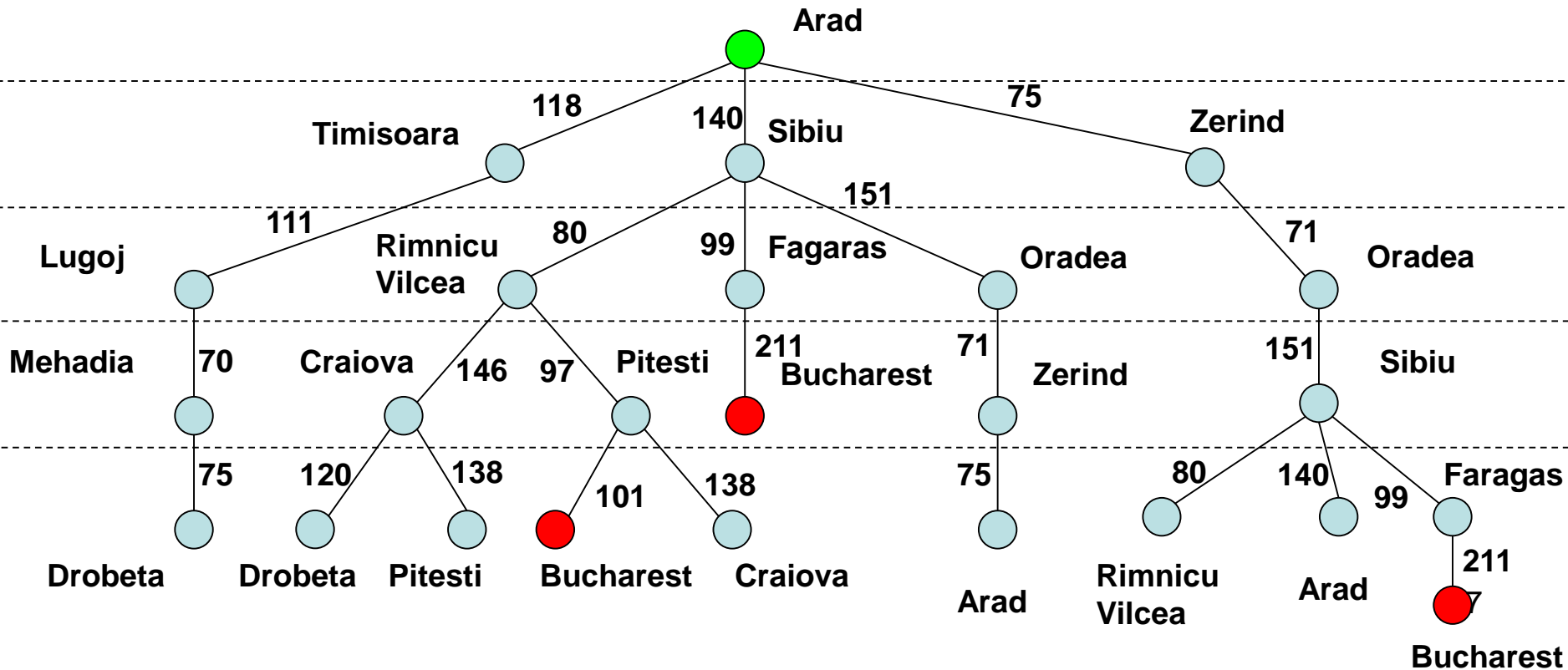
	<b>uninformiert</b>	<b>informiert</b>
<b>nicht kostensensitiv</b>	BS, TS, ...	-
<b>kostensensitiv</b>	Uniforme KS	Greedy, A*

# Suchstrategien

- Grundlegende Methoden
  - Breitensuche
  - Tiefensuche
- Varianten der Tiefensuche
  - Backtracking-Suche
  - Tiefenbegrenzte Suche
  - Iterative Tiefensuche
- Kostensensitive Suche (auch Bestensuche)
  - Uniforme Kostensuche
  - Greedy Suche
  - A\* Suche

# Kostensensitive Suche

Bei der "Bestensuche" gibt es eine Funktion  $f$ , die jedem Zustand einen Wert zuordnet. Basierend auf diesem Wert wird der jeweils aktuell "beste Zustand" expandiert. => Implementierung als Priority Queue



# Wieder derselbe Algorithmus

```
List todo = [startState]
DO LOOP
  IF todo = []
    RETURN "Fail, no solution found"
  ELSE
    State s = selectState(todo)
    IF isSolution(s)
      RETURN "Solution found"
    ELSE
      List expandedStates = expand(s)
      add(expandedStates, todo)
```

FIFO ⇒ Breitensuche

LIFO ⇒ Tiefensuche

PriorityQueue ⇒ Bestensuche

Wie die Priorität berechnet wird,  
bestimmt die Art der Bestensuche



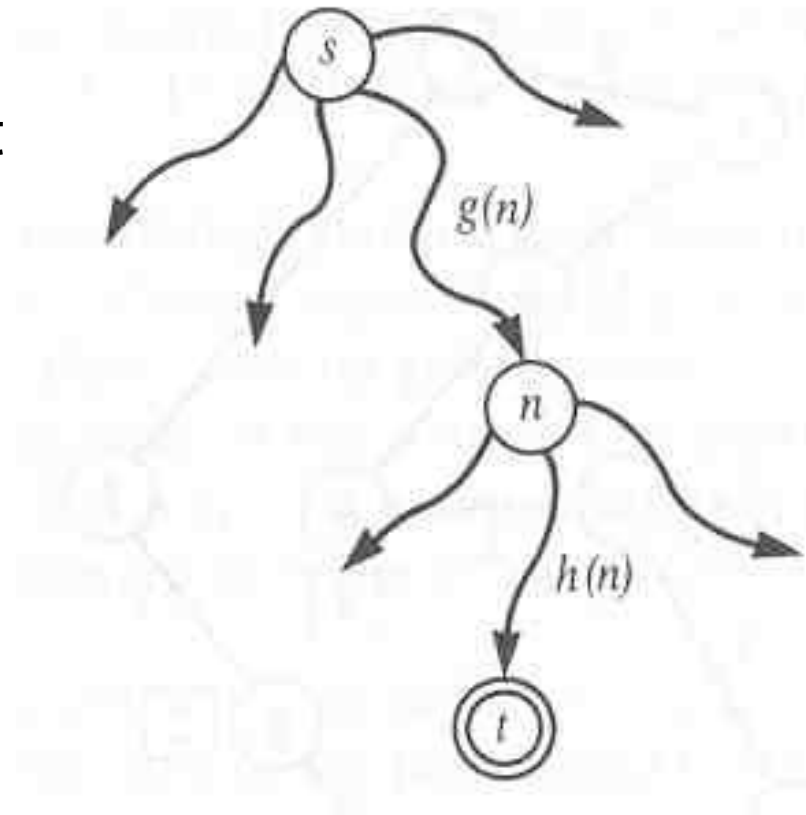
# Wieder derselbe Algorithmus

Kostensensitive Suche

```
PriorityQueue todo = [startState]
DO LOOP
  IF todo = []
    RETURN "Fail, no solution found"
  ELSE
    State s = selectState(todo)
    IF isSolution(s)
      RETURN "Solution found"
    ELSE
      List expandedStates = expand(s)
      add(expandedStates, todo)
```

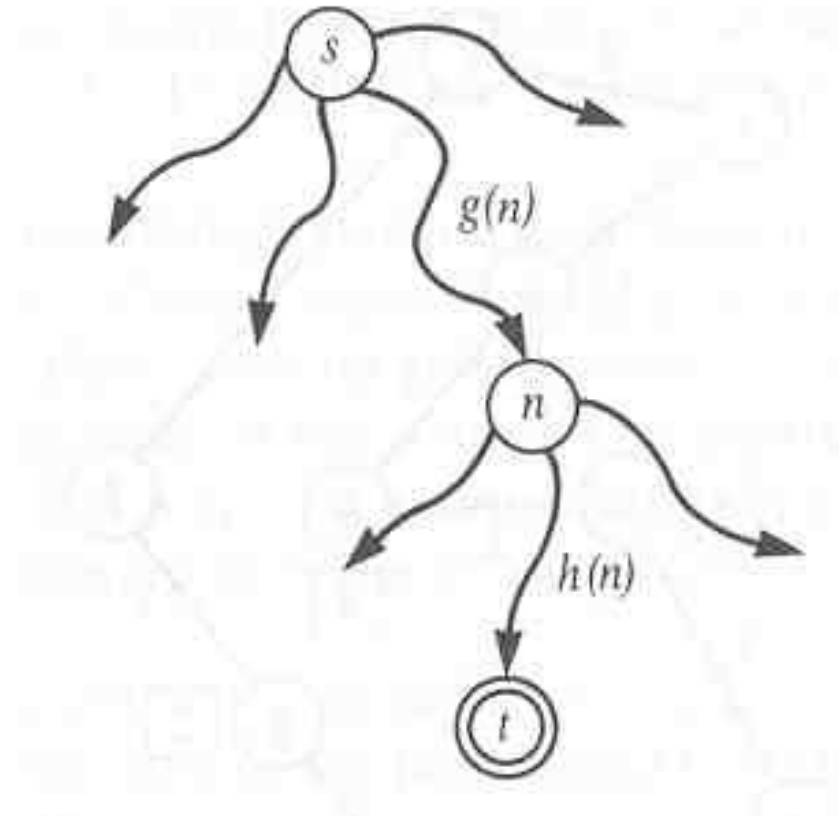
# Bestimmung der Priorität

- $s$  = start,  $t$  = target (ziel)
- Es wird immer der Knoten  $n$  mit dem kleinsten Wert für eine Funktion  $f(n)$  als nächstes bearbeitet
- Relevante Kosten eines Knotens  $n$ 
  - bisherige Kosten  $g(n)$
  - noch erwartete Kosten  $h(n)$



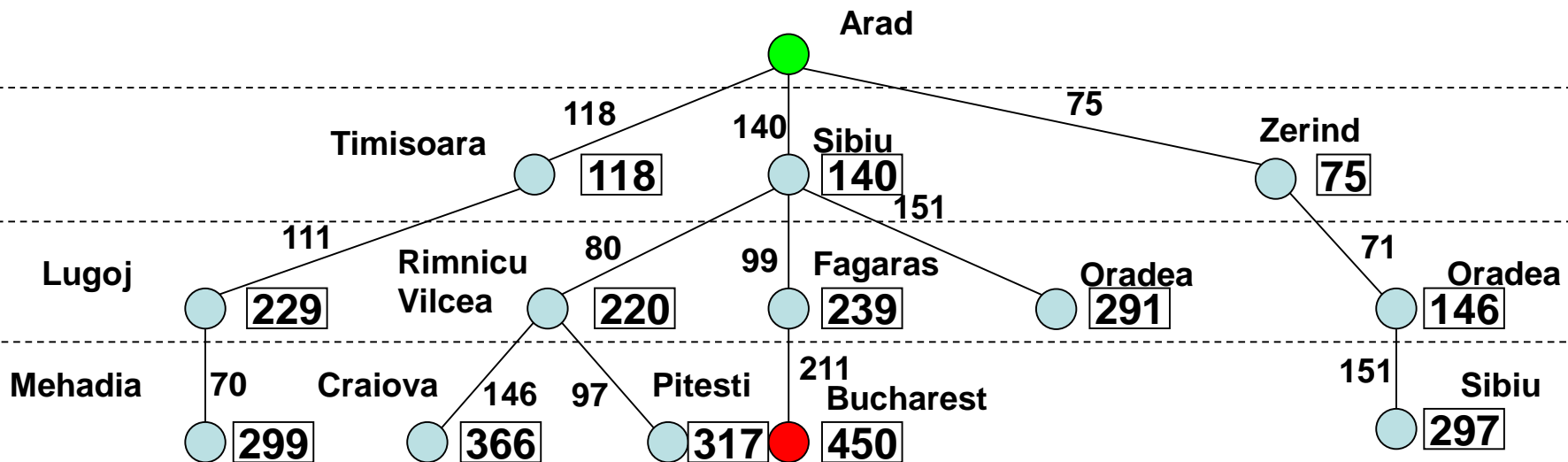
# Definition von $f$

- Es sei
  - $s$  der Startzustand,
  - $n$  der aktuelle Zustand
  - $t$  ein Zielzustand
- Uniforme Kostensuche  
 $f(n) = g(n)$
- Greedy Suche  
 $f(n) = h(n)$
- A\* Suche  
 $f(n) = g(n) + h(n)$



# Uniforme Kostensuche

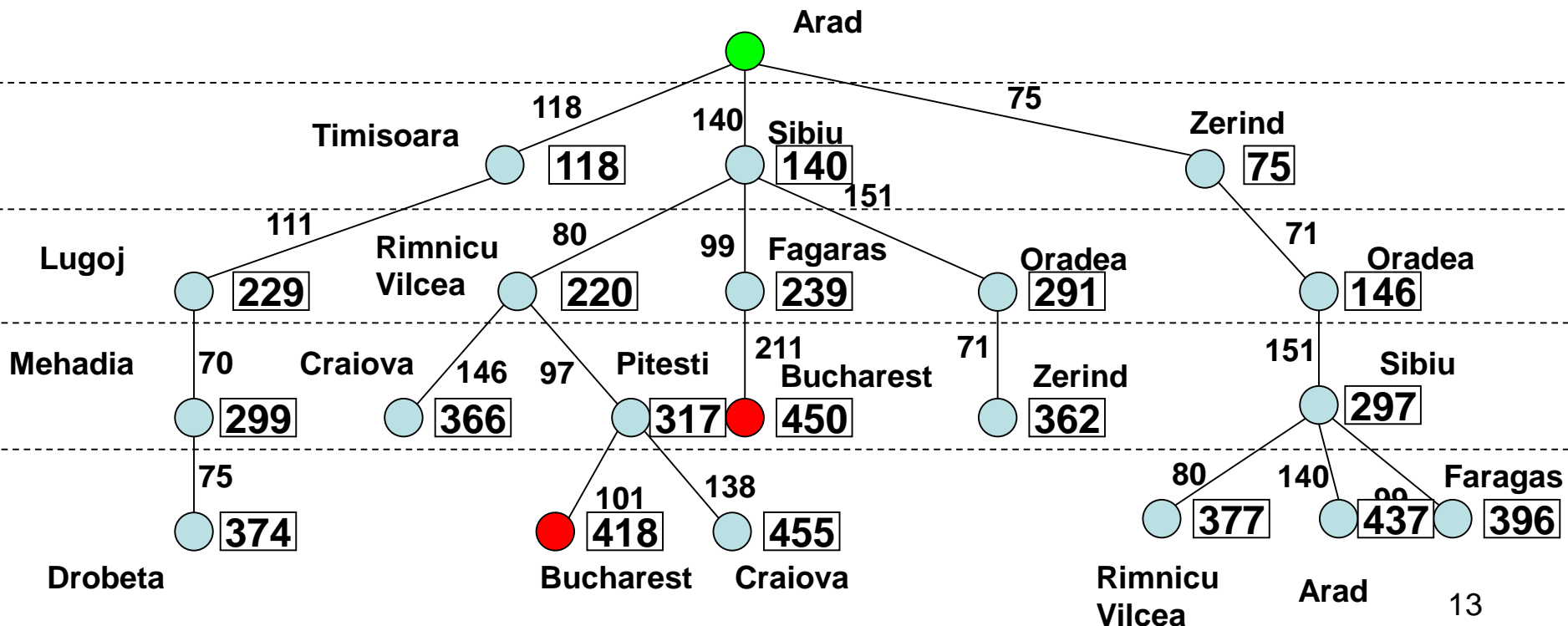
Es wird immer der Knoten mit den bisher geringsten Gesamtkosten  $g(n)$  expandiert, d.h.  $f(n) = g(n)$



Frage: Ist das die optimale Lösung?

# Uniforme Kostensuche

Eine Lösung ist optimal, wenn Sie als erstes expandiert werden soll. (Achtung: Animation ist auch hier noch nicht ganz vollständig)



# Eigenschaften: Uniforme Kostensuche

- Vollständigkeit:

**JA/NEIN**: bei Schritten mit Kosten 0 können Kreise entstehen. Sind alle Kosten grösser als ein Wert  $\epsilon > 0$ , ist das Verfahren vollständig

- Optimalität:

**JA**: Der erste Lösungsknoten, der expandiert werden soll ist die optimale Lösung, da er die geringsten Kosten aufweist

- Zeitkomplexität:

**$O(b^{c/\epsilon})$** : Anzahl der Schritte hängt von den Kosten der Lösung ab. Um auf diese Kosten zu kommen sind maximal  $c/\epsilon$  Schritte nötig

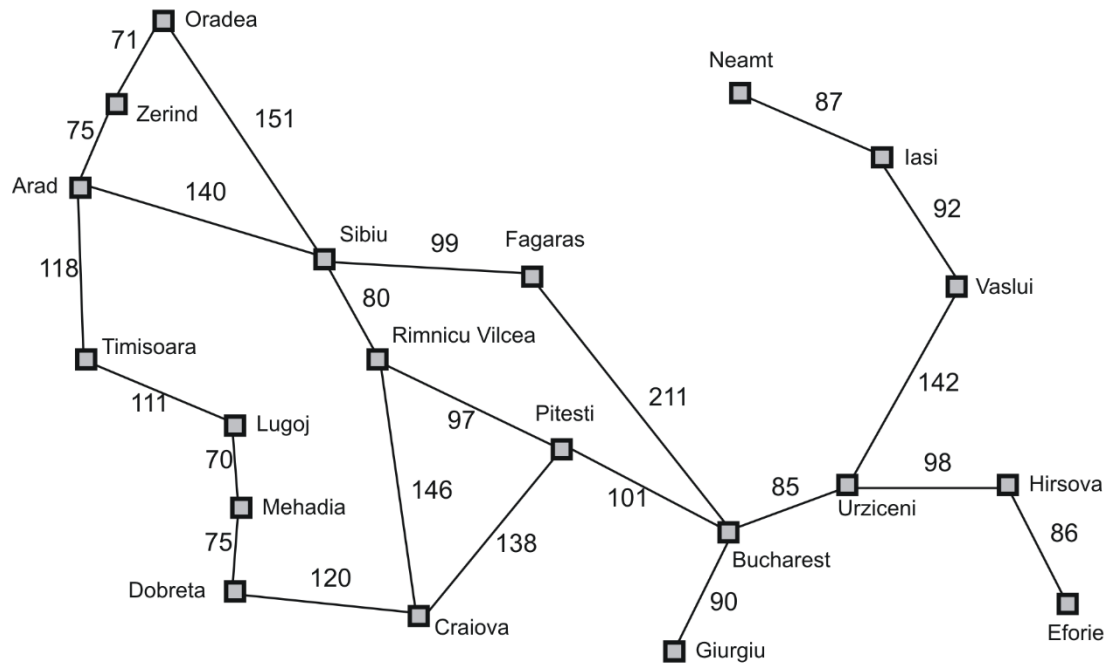
- Speicherkomplexität:

**$O(b^{1+c/\epsilon})$** : Wie bei der Breitensuche werden alle expandierten Knoten gespeichert.

d = Tiefe der Lösung  
m = Max. Tiefe des Suchbaums  
b = Branching Faktor  
c = Kosten der Lösung  
e = Minimale Kosten pro Schritt

# Zu erwartende Kosten

- Wie kann man eine Abschätzung der Restkosten erhalten?



# 8-Puzzle

hier ist es nicht so einfach die Restkosten abzuschätzen

Online Demo

z.B. <https://murhafsousli.github.io/8puzzle/#/>

oder in Google nach 8 puzzle online suchen

Shuffle => Show numbers => Selbst probieren => Solve



# Heuristische Funktionen

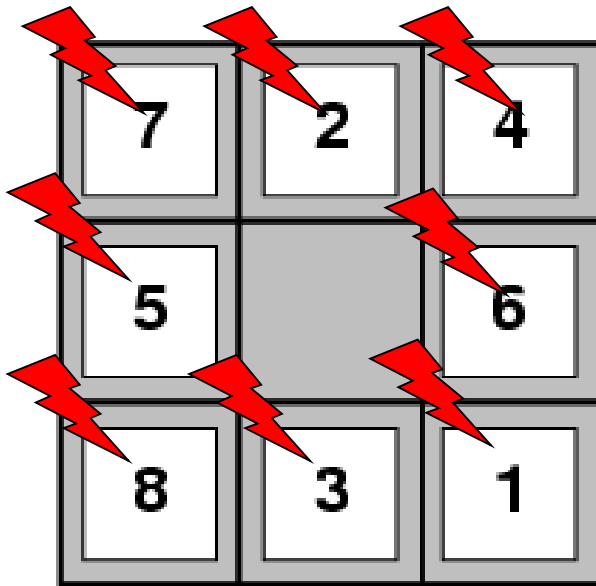
7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

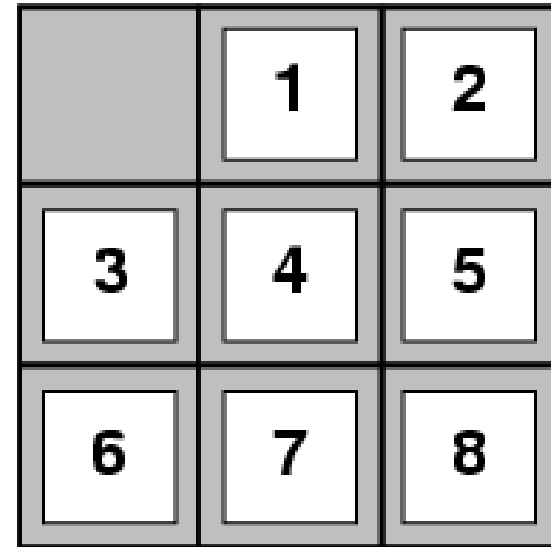
	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

# Misplaced Tiles



Start State



Goal State

Alle 8 Steine sind auf dem falschen Feld: Kosten = 8

# Gaschnig's Heuristik

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

Lösung für den Fall, dass Steine direkt auf das freie Feld gelegt werden dürfen.

# Gaschnig's Heuristik

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

Lösung für den Fall, dass Steine direkt auf das freie Feld gelegt werden dürfen.

# Gaschnig's Heuristik

7	2	4
5		6
8	3	1

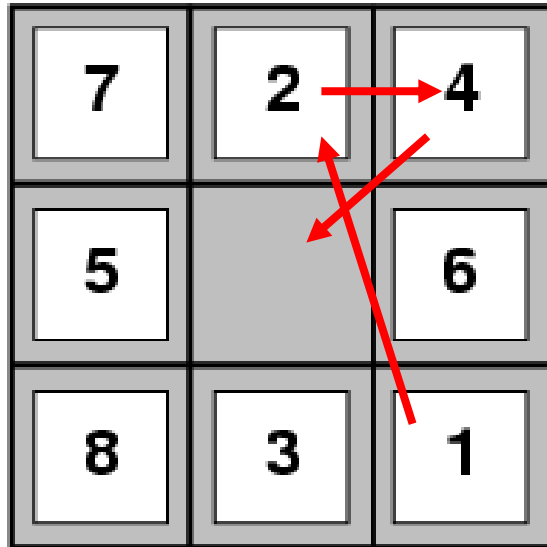
Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

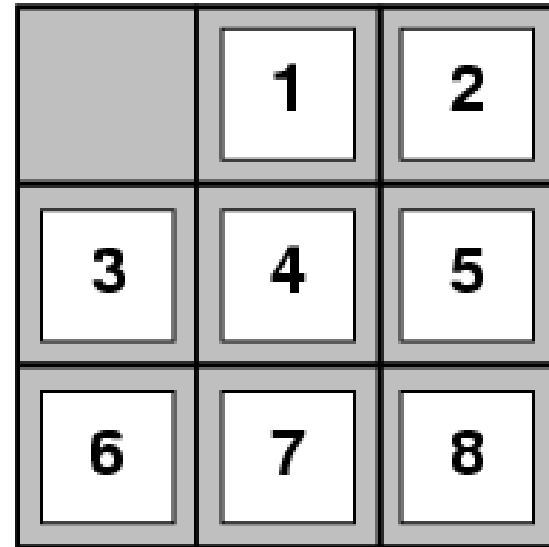
Goal State

Lösung für den Fall, dass Steine direkt auf das freie Feld gelegt werden dürfen.

# Gaschnig's Heuristik



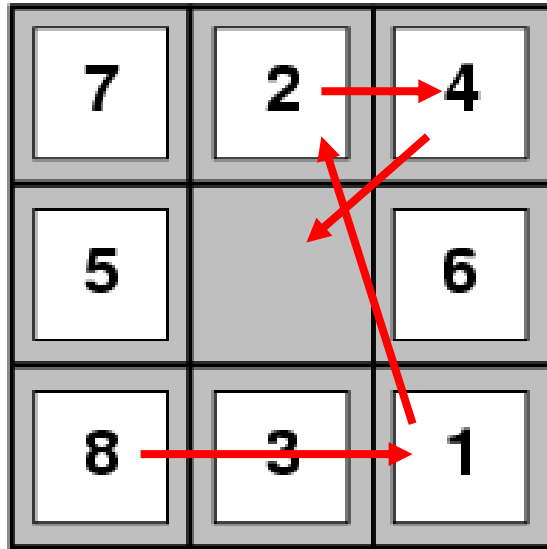
Start State



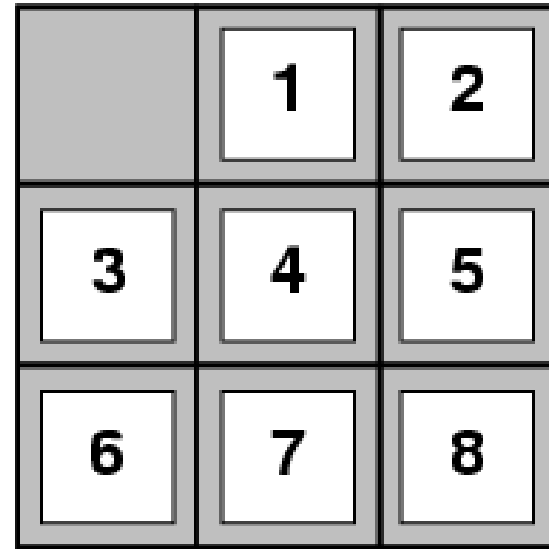
Goal State

Lösung für den Fall, dass Steine direkt auf das freie Feld gelegt werden dürfen.

# Gaschnig's Heuristik



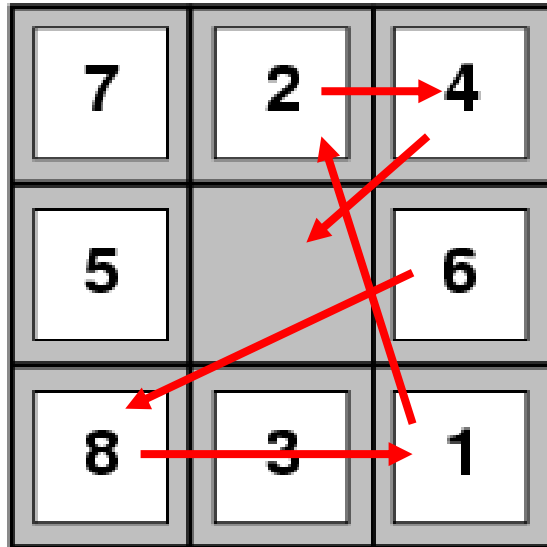
Start State



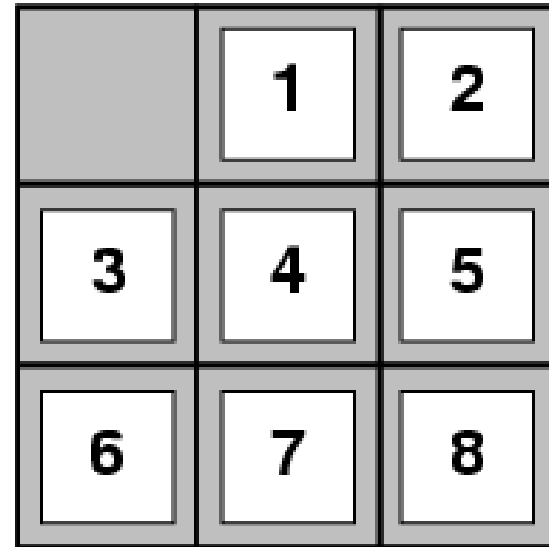
Goal State

Lösung für den Fall, dass Steine direkt auf das freie Feld gelegt werden dürfen.

# Gaschnig's Heuristik



Start State

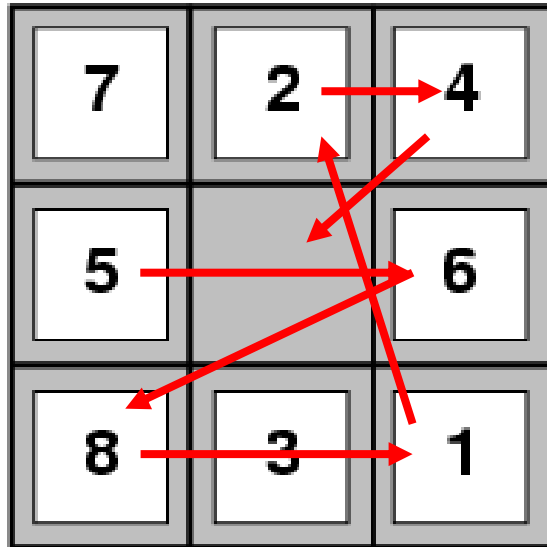


Goal State

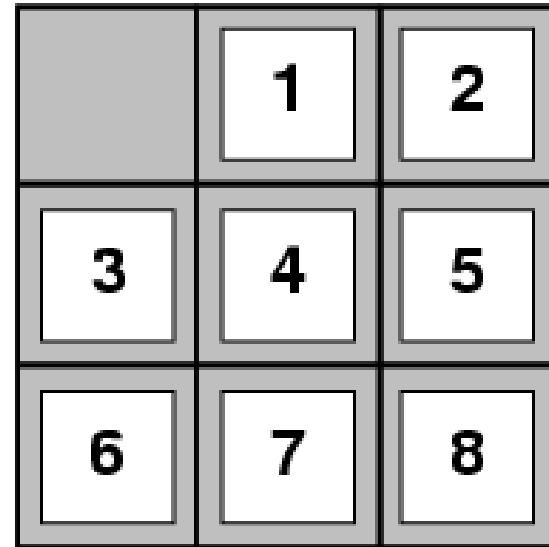
Lösung für den Fall, dass Steine direkt auf das freie Feld gelegt werden dürfen.



# Gaschnig's Heuristik



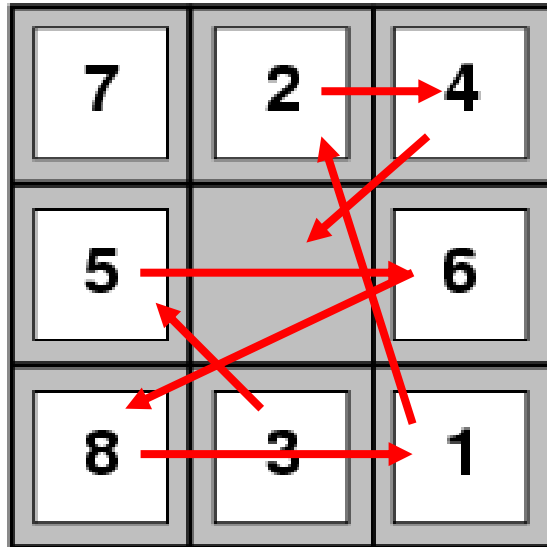
Start State



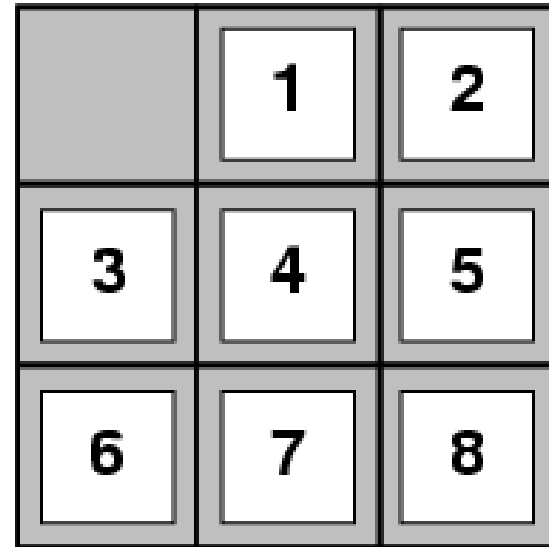
Goal State

Lösung für den Fall, dass Steine direkt auf das freie Feld gelegt werden dürfen.

# Gaschnig's Heuristik



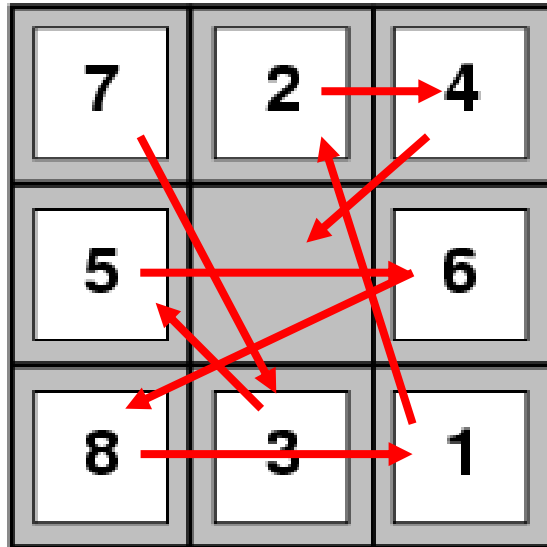
Start State



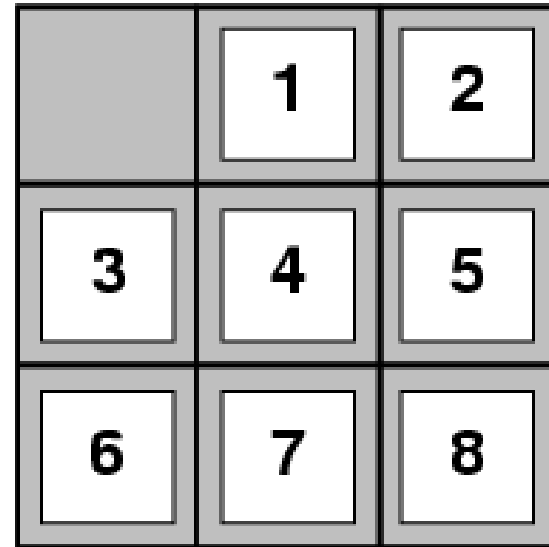
Goal State

Lösung für den Fall, dass Steine direkt auf das freie Feld gelegt werden dürfen.

# Gaschnig's Heuristik



Start State



Goal State

Lösung für den Fall, dass Steine direkt auf das freie Feld gelegt werden dürfen. Kosten = 8.

# Misplaced Tiles vs. Gaschnig

- Sind die beiden Heuristiken gleich ?
  - Gegenbeispiel: zwei Steine sind vertauscht
- Welche ist genauer ?
  - Gaschnig ist genauer
- Genereller Ansatz zur Entwicklung von Heuristiken:
  - Spielregeln vereinfachen (schummeln ;-)

# Manhattan-Distanz

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

Steine dürfen über andere geschoben werden.

# Manhattan-Distanz

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

Kosten = 3

# Manhattan-Distanz

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

Kosten = 3 + 1

# Manhattan-Distanz

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

$$\text{Kosten} = 3 + 1 + 2$$



# Manhattan-Distanz

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

$$\text{Kosten} = 3 + 1 + 2 + 2$$

# Manhattan-Distanz

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

$$\text{Kosten} = 3 + 1 + 2 + 2 + 3$$

# Manhattan-Distanz

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

$$\text{Kosten} = 3 + 1 + 2 + 2 + 3 + 2$$

# Manhattan-Distanz

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

$$\text{Kosten} = 3 + 1 + 2 + 2 + 3 + 2 + 2$$

# Manhattan-Distanz

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

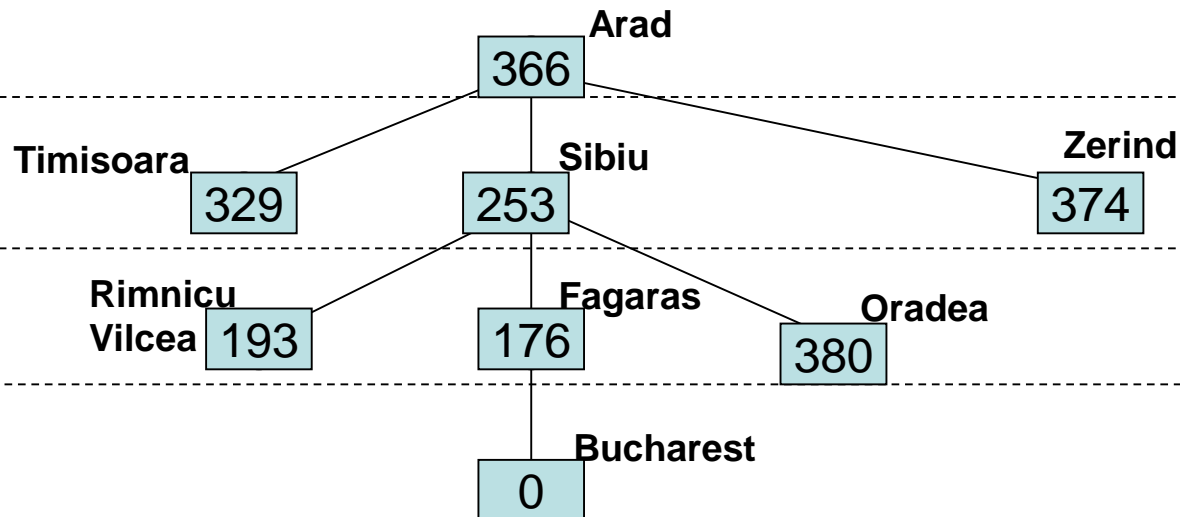
$$\text{Kosten} = 3 + 1 + 2 + 2 + 3 + 2 + 2 + 3 = 18$$

# Restkosten Abschätzung

- Definition von  $h(n)$  ist in der Regel problemspezifisch
- Möglich durch zusätzliche externe Informationen
  - Luftlinie
- Als Heuristikfunktion  $h(n)$ , die selbst erst berechnet werden muss
  - Vereinfachte Spielregeln & Schummeln
  - Kann selbst ein zu lösendes nicht triviales Suchproblem sein
- Überschätzen / Unterschätzen (später wichtig) ?

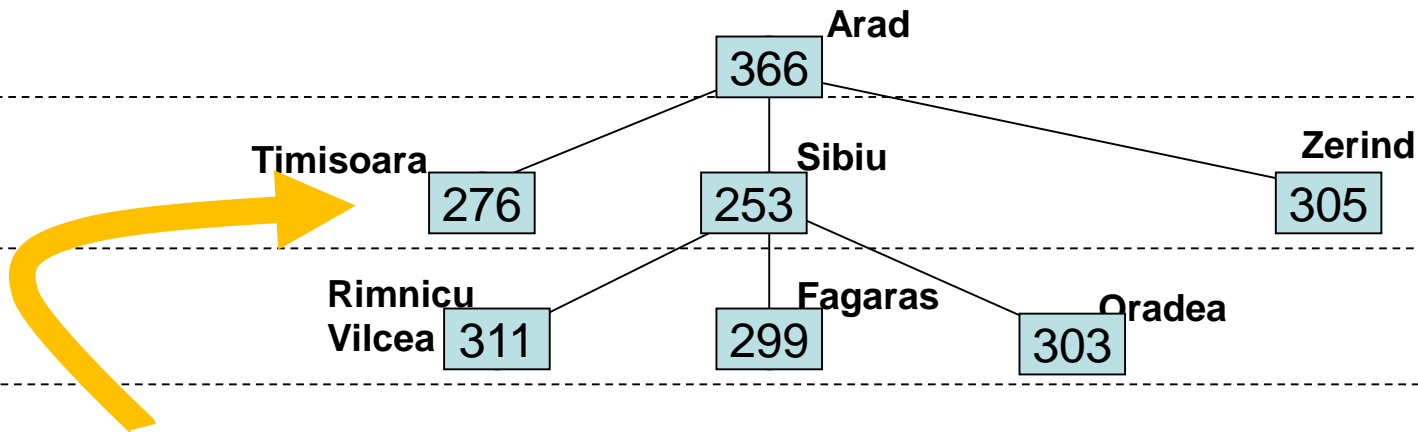
# Greedy-Suche

Die Greedy Suche expandiert immer den Knoten mit den geringsten zu erwartenden Restkosten ( $f(n) = h(n)$ )



# Greedy-Suche

Greedy Suche wird oft falsch verstanden  
siehe folgendes modifizierte Beispiel



Welcher Knoten wird als nächstes expandiert?



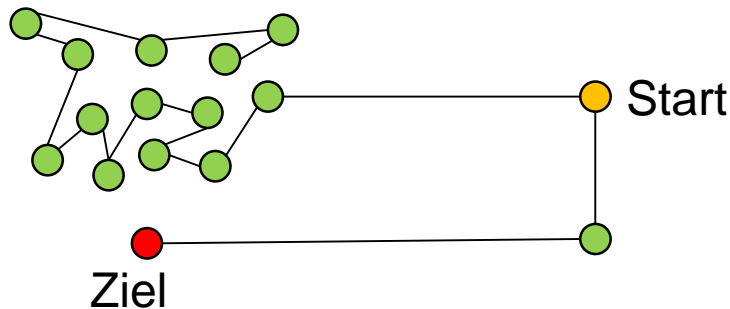
# Eigenschaften: Greedy Suche

- Vollständigkeit:  
**NEIN:** Der Suchraum kann unendlich sein. Beginnt die Suche in einem unendlichen Zweig mit niedrigen Werten für  $h(n)$ , werden Lösungen in anderen nicht gefunden
- Optimalität:  
**NEIN:** Der zuerst expandierte Zweig kann eine Lösung enthalten, deren Gesamtkosten höher sind als die der optimale Lösung (Wenn viele kleine Schritte nötig sind)
- Zeitkomplexität:  
 **$O(b^m)$ :** Es müssen (fast) alle möglichen Knoten eines Zweigs expandiert werden, auch wenn keine Lösung enthalten ist.
- Speicherkomplexität:  
 **$O(b^m)$ :** Es müssen (fast) alle möglichen Knoten gespeichert werden, da jeder zur endgültigen Lösung gehören kann.

d = Tiefe der Lösung  
m = Max. Tiefe des Suchbaums  
b = Branching Faktor  
c = Kosten der Lösung  
e = Minimale Kosten pro Schritt

# Greedy-Suche

- Alle “theoretischen Eigenschaften” sind schlecht
  - Weil sich worst case Szenarien konstruieren lassen, in denen das Suchverfahren in die Irre läuft

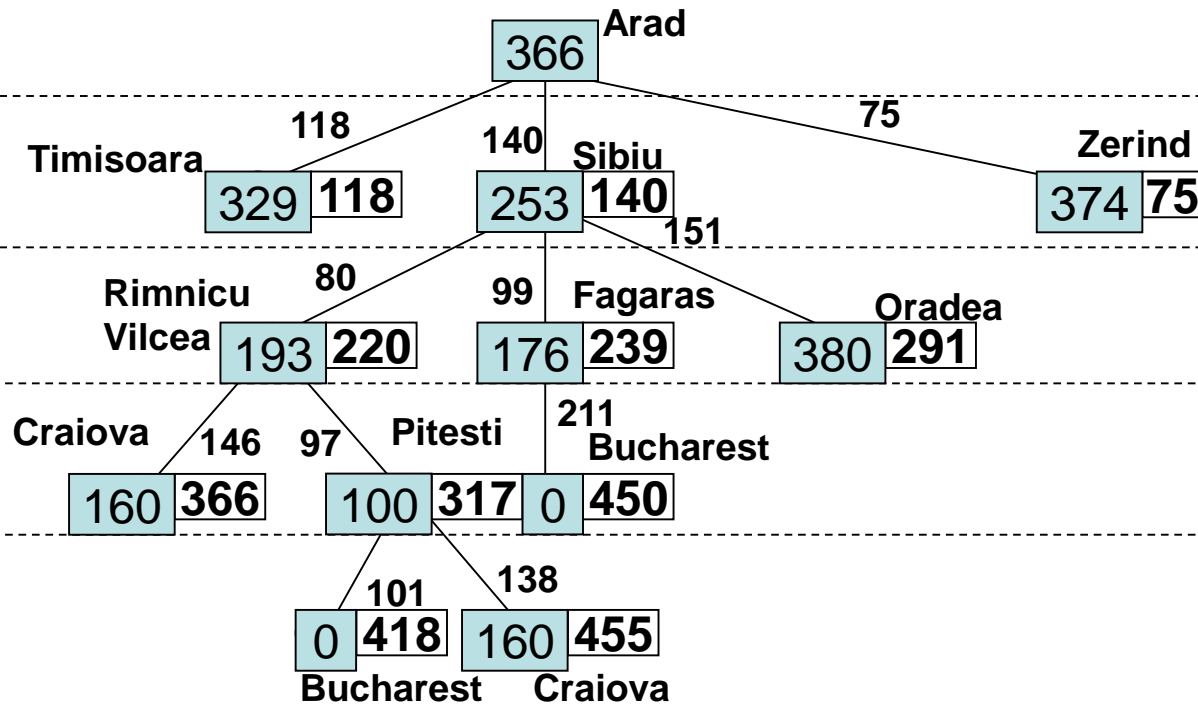


*Heuristik = Luftlinie*

- Aber: In vielen konkreten Anwendungsfällen tauchen solche Spezialfälle nicht auf
  - Greedy Suche funktioniert oft gut!

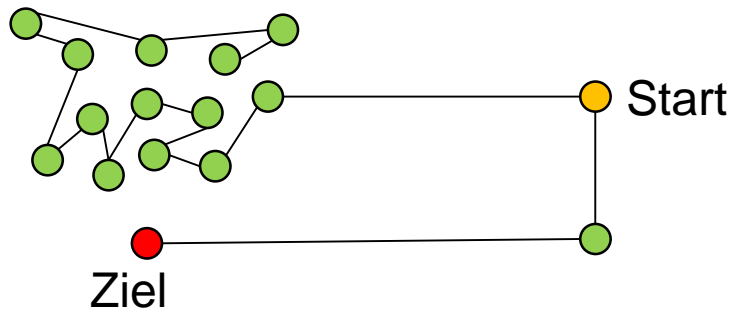
# A\* Suche

Die A\* Suche expandiert immer den Knoten mit den geringsten zu erwartenden Gesamtkosten, d.h.  $f(n) = g(n) + h(n)$ .



# Greedy-Suche vs A\* Suche

- Vergleich anhand des zuvor betrachteten Beispiels:



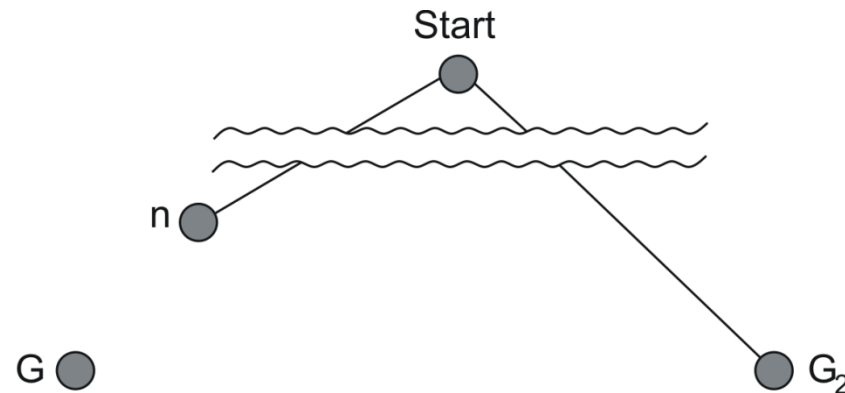
*Heuristik = Luftlinie*

Ist  $A^*$  Optimal ?

Wenn nein, warum nicht...

# Optimalität von $A^*$

Sei  $G_2$  eine nicht-optimale Lösung in Suchbaum und  $n$  ein beliebiger Knoten auf dem Pfad zur optimalen Lösung  $G$



Angenommen die Kosten der optimalen Lösung  $f(G) = C$ .

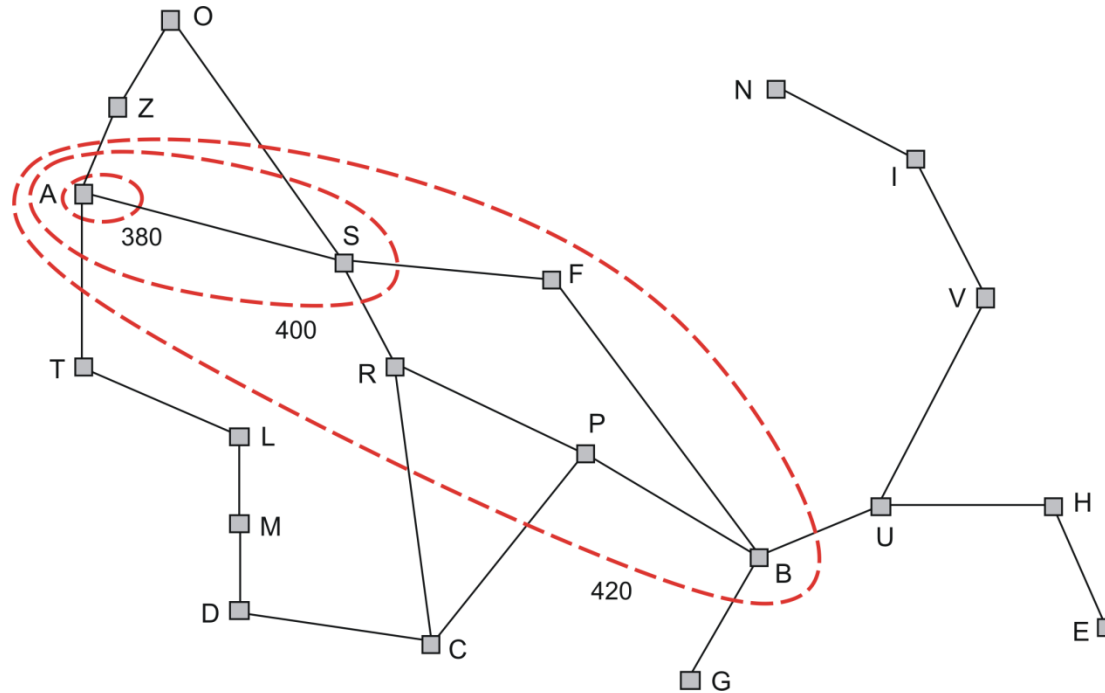
Da  $G_2$  nicht optimal ist, gilt  $f(G_2) > C$

Es bleibt zu zeigen, dass  $f(n) \leq C$ , da in diesem Fall stets  $n$  und nie  $G_2$  expandiert wird.

# Optimalität von $A^*$

- Wir müssen zeigen, dass  $f(n) \leq C$ .
- Dies ist dann der Fall, wenn wir  $h(n)$  so wählen, dass  $h(n)$  immer kleiner ist als die tatsächlichen Restkosten.
- Dann gilt  $f(n) = g(n) + h(n) \leq g(n) + \text{tatsächliche Restkosten} = g(G) = f(G) = C$
- Hieraus ergibt sich:  $f(n) < f(G_2)$  für alle  $n$  auf dem Lösungs-Pfad (einschliesslich  $G$ ).
- In diesem Fall wird  $G_2$  niemals vor  $G$  expandiert.
- Heuristiken  $h$ , die diese Eigenschaft aufweisen, werden “admissible” genannt

# Optimale Effizienz von A\*



Konsequenzen:

- A\* expandiert Knoten nach aufsteigendem Wert von  $f(n)$
- A\* expandiert alle Knoten mit  $f(n) \leq C$ ,
- A\* expandiert keine Knoten mit  $f(n) > C$  ("Pruning")
- Jeder Algorithmus, der weniger Knoten expandiert ignoriert mögliche Lösungen !



# Zusammenfassung

- **Uniforme Kostensuche**
  - Eine Alternative zur Breitensuche, die Kosten berücksichtigt
  - Leidet unter ähnlichen Komplexitätsproblemen
- **Greedy-Suche**
  - Verwendet eine Heuristik zur Abschätzung der Restkosten
  - Ist nicht optimal, bei realen Probleme jedoch oft sehr effizient
- **A\* Suche**
  - Die Methode der Wahl, wenn “gute” Heuristiken vorhanden sind
  - Sehr attraktive theoretische Eigenschaften, da es bewiesenermaßen keine effizienteres optimales Verfahren geben kann
  - Im vielen Fällen allerdings immer noch exponentiell
- **Heuristiken über zu erwartenden Kosten können helfen**
- **Qualität der verwendeten Heuristiken ist entscheidend**

# Vorausschau

- Spielbaumsuche = Suchverfahren als Grundlage für eine Spiele KI
- Bisher:
  - Vollständig beobachtbar vs. teilweise beobachtbar
  - Deterministisch vs. stochastisch
  - Episodisch vs. sequenziell
  - Statisch vs. dynamisch
  - Diskret vs. stetig
  - Einzelagent vs. Multiagent



# Vorausschau

- Spielbaumsuche = Suchverfahren als Grundlage für eine Spiele KI
- Im folgenden wird es etwas schwerer:
  - Vollständig beobachtbar vs. teilweise beobachtbar
  - Deterministisch vs. stochastisch
  - Episodisch vs. sequenziell
  - Statisch vs. dynamisch
  - Diskret vs. stetig
  - Einzelagent vs. Multiagent

