

# Intelligente Systeme

## Heuristische Suchalgorithmen

**Prof. Dr. R. Kruse    C. Braune**

{rudolf.kruse, christian.braune}@ovgu.de

Institut für Intelligente Kooperierende Systeme

Fakultät für Informatik

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

# Warum heuristische Suchalgorithmen?

Suchprobleme werden häufig durch eine Baumsuche gelöst.

Eine uninformierte Suche muss im schlechtesten Fall alle Knoten des Baumes expandieren.

Unter Ausnutzung von Problemwissen (Mutmaßungen/Heuristiken) kann der Rechenaufwand meistens reduziert werden.

# Übersicht

## 1. Bestensuche

Greedy-Suche

## 2. A\*-Algorithmus

# Bestensuche

**Idee:** nutze Bewertungsfunktion für jeden Knoten

Schätzung, wie „wünschenswert/begehrte“ Knoten ist

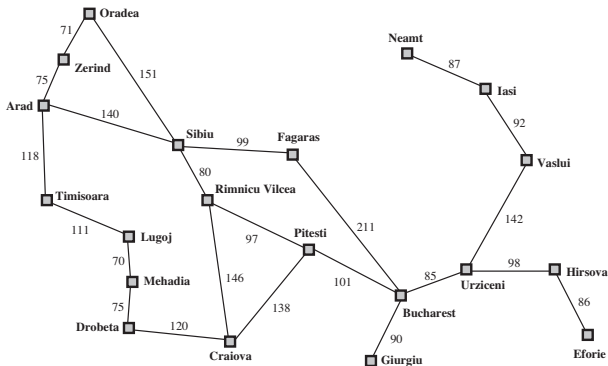
Somit: Expansion des am wünschenswertesten (noch nicht expandierten) Knotens

Implementierung:

*fringe* = Queue absteigend sortiert nach „Begehrtheit“

Spezialfälle: Greedy-Suche, A\*-Algorithmus

# Beispiel: Routenplanung mit Schrittfolgen in km



## Luftlinie nach Bukarest

Arad	366
Bukarest	0
Craiova	160
Dobreta	242
Eforie	161
Fagaras	178
Giurgiu	77
Hirsova	151
Iasi	226
Lugoj	244
Mehadia	241
Neamt	234
Oradea	380
Pitesti	98
Rimnicu Vilcea	193
Sibiu	253
Timisoara	329
Urziceni	80
Vaslui	199
Zerind	374

# Greedy-Suche

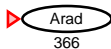
Bewertungsfunktion  $h(n)$  (Heuristik):

Schätzung der Kosten von  $n$  zum nächsten Ziel

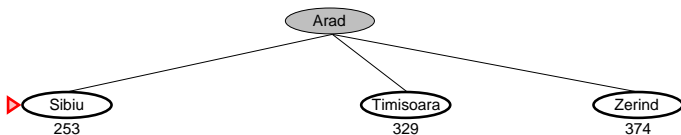
Z.B.  $h_{LL}(n) =$  Luftlinienabstand von  $n$  nach Bukarest

Greedy-Suche expandiert Knoten der am nächsten am Ziel *scheint*

# Beispiel: Greedy-Suche

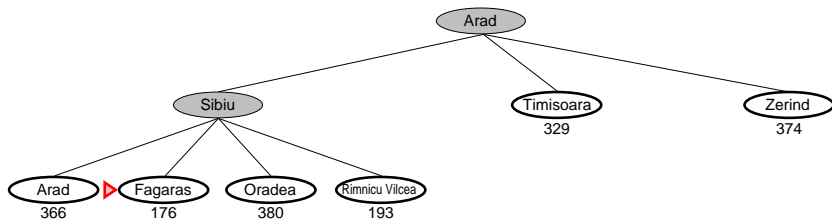


# Beispiel: Greedy-Suche

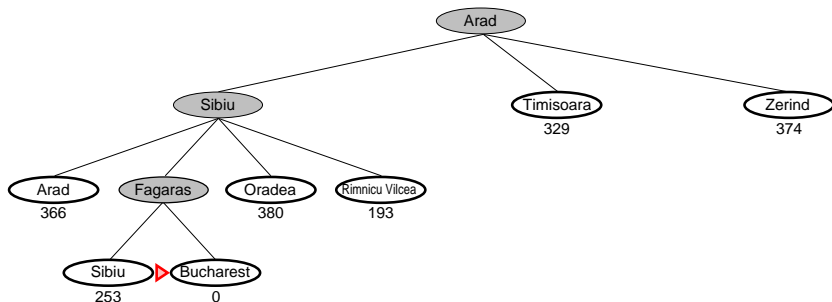




# Beispiel: Greedy-Suche



# Beispiel: Greedy-Suche



# Greedy-Suche: Eigenschaften

Vollständig:

- Nein, kann in Schleifen hängenbleiben, z.B.  
lasi  $\rightarrow$  Neamt  $\rightarrow$  lasi  $\rightarrow$  Neamt  $\rightarrow$  ...
- Ja, für endliche Räume bei Vermeidung sich wiederholender Zustände im Pfad

Zeit:  $O(b^m)$ , mit guter Heuristik drastische Verbesserung

Speicher:  $O(b^m)$  (behält jeden Knoten im Speicher)

Optimal: nein

# Übersicht

## 1. Bestensuche

## 2. A\*-Algorithmus

Ablauf

Anpassung des Tiefenfaktors

Eigenschaften

Heuristiken

# A\*-Algorithmus

**Idee:** Vermeide Expansion bereits teuer expandierter Pfade  
Bewertungsfunktion  $f(n) = g(n) + h(n)$

$g(n)$  bereits aufgenommene Kosten um  $n$  zu erreichen

$h(n)$  geschätzte Kosten von  $n$  zum Ziel

$f(n)$  geschätzte Gesamtkosten des Pfades durch  $n$  zum Ziel

A\*-Algorithmus benutzt *zulässige Heuristik*

Also,  $h(n) \leq h^*(n)$  wobei  $h^*(n)$  **wahren** Kosten von  $n$

Auch verlangt:  $h(n) \geq 0$ , also  $h(G) = 0$  für beliebiges Ziel  $G$

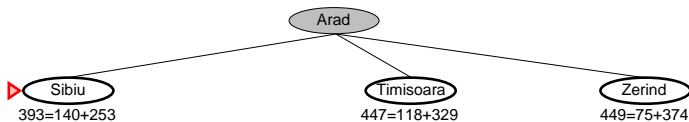
Z.B.  $h_{LL}(n)$  überschätzt wirkliche Wegstrecke nie!

Satz: A\*-Algorithmus ist optimal.

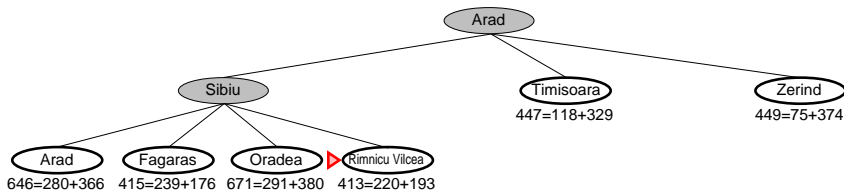
# Beispiel: A\*-Algorithmus

▶ Arad  
 $366=0+366$

# Beispiel: A\*-Algorithmus

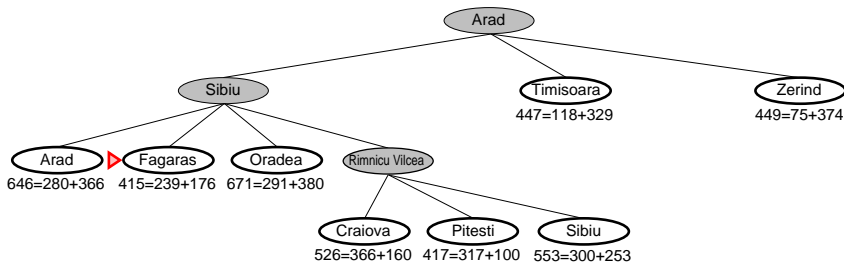


# Beispiel: A\*-Algorithmus

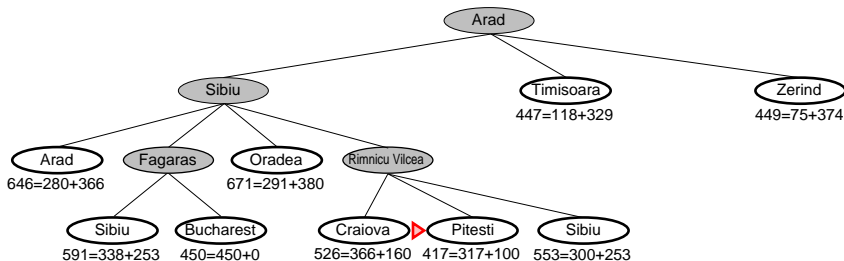




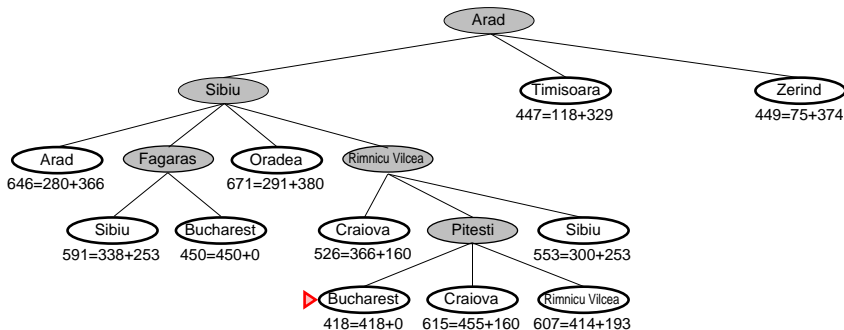
# Beispiel: A\*-Algorithmus



# Beispiel: A\*-Algorithmus



# Beispiel: A\*-Algorithmus



# A\*-Algorithmus: Gegeben

Startzustand  $z_0$

Menge  $O = \{o_1, \dots, o_n\}$  von Operationen:

liefern zu gegebenem Zustand Nachfolgezustand

- i.A. nicht alle Operationen auf alle Zustände anwendbar
- Operation liefert speziellen Wert  $\perp$  (undefiniert) statt neuem Zustand, falls nicht anwendbar

Reellwertige Funktion costs:

liefert für jede  $o_i \in O$  zugehörigen Kosten

- u.U. hängen Kosten vom Zustand ab  
(costs kann auch zweistellig sein)

Reellwertige Heuristikfunktion  $h$

Funktion goal stellt fest, ob Zustand = Ziel

# A\*-Algorithmus: Ablauf I

1. Erzeuge (gericht.) Graphen  $G = \{V, E\}$  mit  $V := \{z_0\}$ ,  $E := \emptyset$   
( $G$  stellt den besuchten Teil des Suchraums und die besten bekannten Wege zum Erreichen eines Zustandes dar)
2. Erzeuge Menge `open` mit `open := {z0}`  
(`open` enthält die erreichten Zustände mit noch nicht erzeugten Nachfolgern)
3. Erzeuge leere Menge `closed`  
(`closed` enthält die erreichten Zustände mit bereits erzeugten Nachfolgern)
4. Erzeuge Abbildung  $g : V \rightarrow \mathbb{R}$  mit  $z_0 \mapsto 0$  und sonst undefiniert  
(sog. Tiefenfaktor  $g$ : gibt Kosten der besten gefundenen Operationenfolgen zum Erreichen eines Zustandes von  $z_0$  an)

## A\*-Algorithmus: Ablauf II

5. Erzeuge Abbildung  $e : V \rightarrow O$  für alle Zustände undefiniert  
( $e$  baut Lösung des Problems auf:  $e$  gibt an, durch welche Operationen ein Zustand von seinem Vorgänger aus erreicht wird)
6. Wähle  $z \in \text{open}$  mit  $z \in \{x \mid f(x) = \min_{y \in \text{open}} f(y)\}$  wobei  $f = g + h$   
(wähle „erfolgversprechendsten“ Zustand gemäß  $h$ )
7. Falls  $\text{goal}(z)$ , dann Lösung gefunden und somit lese Pfad aus  $G$  ab
8. Entferne  $z$  aus  $\text{open}$ , d.h.  $\text{open} := \text{open} \setminus \{z\}$   
(Nachfolger von  $z$  im folgenden Schritt erzeugt)

## A\*-Algorithmus: Ablauf III

9. für alle  $o \in O$ :

- $x := o(z)$  und  $c := g(z) + \text{costs}(o)$
- falls  $x \neq \perp$ , dann
  - falls  $x \notin \text{open} \cup \text{closed}$ , dann
    - ▷  $\text{open} := \text{open} \cup \{x\}$ ,  $e(x) := o$ ,  $g(x) = c$
    - ▷ erweitere  $G$  durch  $V := V \cup \{x\}$  und  $E := E \cup \{(z, x)\}$
  - falls  $x \in \text{open} \cup \text{closed}$  und  $c < g(x)$ , dann
    - ▷  $e(x) := o$ ,  $g(x) = c$
    - ▷ ersetze Vorgänger durch  $E := (E \setminus \{(a, b) \mid b = x\}) \cup \{(z, x)\}$
    - ▷ falls  $x \in \text{closed}$ , dann prüfe rekursiv alle Zustände, die sich von  $x$  erreichen lassen und ersetze Vorgänger ggf. durch günstigere Vorgänger

## A\*-Algorithmus: Ablauf IV

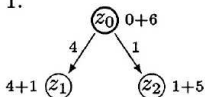
10. Nimm Zustand  $z$  in `closed` auf, also  
 $\text{closed} := \text{closed} \cup \{z\}$   
(Nachfolger von  $z$  im vorhergehenden Schritt erzeugt)
11. Falls `open` leer, dann Problem unlösbar und somit bricht A\* ab,  
andernfalls gehe zu Schritt 6



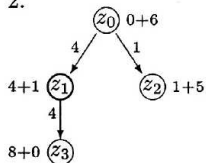
# A\*-Algorithmus: Anpassung des Tiefenfaktors

Notwendigkeit der Anpassung von Nachfolgezuständen (9.):

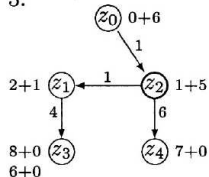
1.



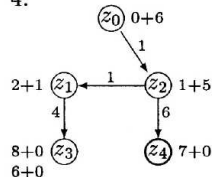
2.



3.



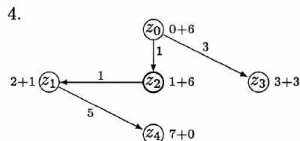
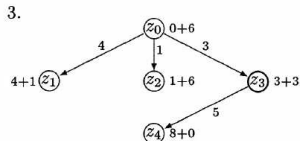
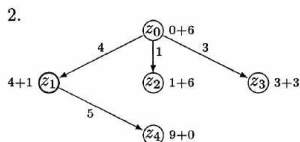
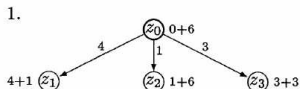
4.



Im Schritt 3 wird durch die Erweiterung des Zustandes  $z_2$  eine günstigere Operationenfolge zum Erreichen des Zustandes  $z_1$  gefunden, wodurch sich der Tiefenfaktor für den Zustand  $z_1$  von 4 auf 2 ändert

# A\*-Algorithmus: Anpassung des Tiefenfaktors

Notwendigkeit der (rekursiven) Anpassung *aller* Zustände (9.):



Im Schritt 3 wird durch die Erweiterung des Zustandes  $z_3$  ein günstigerer Knoten  $z_4$  gefunden. Daher wird die Kante  $(z_1, z_4)$  entfernt und stattdessen die Kante  $(z_3, z_4)$  eingefügt. Die Erweiterung von  $z_2$  in Schritt 4 liefert aber einen kürzeren Weg nach  $z_4$  (und  $z_4$ ) und erfordert neue Zuordnung der Kante (kein Nachfolger!

# A\*-Algorithmus: Eigenschaften

Vollständig: ja, solange wie es unendlich mehr Knoten mit  $f \leq f(G)$  gibt

Zeit: exponentiell in [relativer Fehler in  $h \times$  Länge der Lösung]

Speicher: behält jeden Knoten im Speicher

Optimal: ja, A\* kann nicht  $f_{i+1}$  expandieren bis  $f_i$  beendet

A\* expandiert alle Knoten mit  $f(n) < C^*$

A\* expandiert einige Knoten mit  $f(n) = C^*$

A\* expandiert keine Knoten mit  $f(n) > C^*$

# Zulässige Heuristiken

z.B. für 8-Puzzle:

$h_1(n)$  = Anzahl der Plättchen an falscher Position

$h_2(n)$  = Summe der Manhattan-/City-Block-Abstände zw. falscher und gewünschter Position jedes Plättchens

7	2	4
5		6
8	3	1

Start State

	1	2
3	4	5
6	7	8

Goal State

$h_1(S) = 6$ ,  $h_1$  für Startzustand (6 Plättchen an falscher Position)

$h_2(S) = 4 + 0 + 3 + 3 + 1 + 0 + 2 + 1 = 14$ ,  $h_2$  für Startzustand

# Dominanz

Wenn  $h_1, h_2$  zulässig und  $h_2(n) \geq h_1(n)$  für alle  $n$ , dann  $h_2 \succ h_1$  ( $h_2$  **dominiert**  $h_1$ )

Somit ist  $h_2$  besser als  $h_1$

Typische Suchkosten:

Sei  $d$  Tiefe der Lösung mit geringsten Kosten

Für  $d = 14$ : iterative Tiefensuche ca.  $3,5 \cdot 10^6$  Knoten

$A^*(h_1) = 539$  Knoten,  $A^*(h_2) = 113$  Knoten

Für  $d = 24$ : iterative Tiefensuche ca.  $54 \cdot 10^9$  Knoten

$A^*(h_1) = 39135$  Knoten,  $A^*(h_2) = 1641$  Knoten

Satz: Gegeben 2 zulässige Heuristiken  $h_a, h_b$ .

$$h(n) = \max\{h_a(n), h_b(n)\}$$

ist auch zulässig und dominiert  $h_a, h_b$ .

# Relaxierte Probleme

Wie erzeugt man zulässige Heuristiken?

Idee: Konstruktion **exakter** Lösungen einer relaxierten Version des Problems (Relaxierung: Weglassen oder Lockern von Bedingungen in Optimierungsproblemen), somit Ausnutzung der Kosten dieser Lösung als Heuristik

Falls Regeln des 8-Puzzles relaxiert, sodass Plättchen **überall** hin können, dann kürzeste Lösung mit  $h_1(n)$ .

Falls Regeln des 8-Puzzles relaxiert, sodass Plättchen **zu jedem benachbarten Feld** können, dann kürzeste Lösung mit  $h_2(n)$ .

Kosten der optimalen Lösung eines relaxierten Problems  $\neq$   
Kosten der optimalen Lösung des realen Problems

# Zusammenfassung

Heuristikfunktionen schätzen Kosten des kürzesten Pfads

Gute Heuristiken können Suchkosten dramatisch reduzieren

Greedy-Suche expandiert Knoten mit kleinstem  $h$

- Unvollständig und nicht immer optimal

A\*-Algorithmus expandiert Knoten mit kleinstem  $g + h$

- Vollständig und optimal
- Auch optimal effizient (bis auf Unentschieden, für Vorwärtssuche)

Erzeugung zulässiger Heuristiken durch exakte Lösungen relaxierter Probleme