

DAI-Labor  
TU Berlin

**Grundlagen der Künstlichen Intelligenz**

**Problemlösen II: Informierte Suche und Constraint Erfüllung**  
27.10.2005

Brijnesh J Jain, Stefan Fricke  
bjj@dai-labor.de stefan.fricke@dai-labor.de

AIOIT  
Agententechnologien in betrieblichen Anwendungen und der Telekommunikation

**Gliederung**

- ⇒ Einleitung
- ⇒ Bewertungsfunktionen
- ⇒ Suchstrategien basierend auf Bewertungsfunktionen
- ⇒ Constraint Erfüllung
- ⇒ Zusammenfassung und Ausblick

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 2

**Einleitung**

- ⇒ Was haben wir letzte Vorlesung gemacht?
  - Problemformulierung
  - Aktionen haben identische Kosten
  - **Uninformierte** Suchstrategien für **identische** Kosten
- ⇒ Probleme:
  - Identische Kosten für viele Anwendungen nicht adäquat
  - z.B. Routen planen
  - Suche ohne Vorwissen häufig ineffizient

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 3

**Worüber handelt diese Vorlesung?**

1. Suchstrategien basierend auf Bewertungsfunktionen  $f = g + h$ 
  - $g$  = Kantenbewertungsfunktion / Pfadkosten
  - $h$  = heuristische Funktion (Vorwissen)
2. Constraint Erfüllung
  - Probleme als eine Menge von Nebenbedingungen formulieren

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 4

**Gliederung**

- ⇒ Einleitung
- ⇒ **Bewertungsfunktionen**
- ⇒ Suchstrategien basierend auf Bewertungsfunktionen
- ⇒ Constraint Erfüllung
- ⇒ Zusammenfassung und Ausblick

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 5

**Bewertungsfunktionen**

- ⇒ **Bewertungsfunktion  $f$  misst, wie gut eine Teillösung ist**
- ⇒ Suchverfahren basierend auf Bewertungsfunktionen  $f$ 
  - **Gegeben:** Liste  $(P_1, \dots, P_k)$  von zu untersuchenden Teilpfaden
  - **Strategie:** Expandiere Teilpfad  $P^*$  mit minimaler Bewertung
 
$$P^* = \arg \min_{1 \leq i \leq k} f(P_i)$$
- ⇒ **Frage: Wie sieht  $f$  aus?**

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 6

### Bewertungsfunktionen

⇒ **Pfadkosten g**

- Verschiedene Aktionen haben unterschiedliche Kosten
- Pfadkosten sind die akkumulierten Kosten der entsprechende Sequenz von Aktionen

⇒ **Beispiel: Straßenentfernung**

$$g([B, N, S]) = g([B, N]) + g([N, S]) = 4 + 2 = 6$$

**B** Berlin (Start)  
**F** Frankfurt  
**H** Hannover  
**M** München (Ziel)  
**N** Nürnberg  
**S** Stuttgart

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 7

### Bewertungsfunktionen

⇒ **Heuristische Funktion h**

- Schätzung der minimalen Kosten von einem Knoten zum Ziel

⇒ **Beispiel: Luftlinie**

- $h(B) = 4$
- $h(N) = 1$
- $h(S) = 2$

**B** Berlin (Start)  
**F** Frankfurt  
**H** Hannover  
**M** München (Ziel)  
**N** Nürnberg  
**S** Stuttgart

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 8

### Bewertungsfunktion Heuristische Funktion

⇒ **Das Wort Heuristik** (abgeleitet vom Griechischen εὐρίσκω) **bedeutet ich finde.**

⇒ Heuristik bezeichnet eine Strategie, die das Streben nach Erkenntnis und das Finden von Wegen zum Ziel planvoll gestaltet [wikipedia].

⇒ Heuristiken sind Faustregeln, zur Steuerung der Suche.

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 9

### Bewertungsfunktionen

⇒ **Bewertungsfunktion  $f = g + h$**

⇒ **Spezialfälle**

- $f = g$  ( $h = 0$ ) werte nur Pfadkosten
- $f = h$  ( $g = 0$ ) werte nur Restkosten

⇒ **Beispiel:**

$$f([B, N, S]) = g([B, N, S]) + h(S) = 6 + 2 = 8$$

**B** Berlin (Start)  
**F** Frankfurt  
**H** Hannover  
**M** München (Ziel)  
**N** Nürnberg  
**S** Stuttgart

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 10

### Bewertungsfunktion Heuristische Funktion

⇒ **Zulässigkeit:**

- $h$  unterschätzt die tatsächlichen Kosten  $h^*$ , d.h.  $0 \leq h(X) \leq h^*(X)$

⇒ **Dominanz:**

- $h_1$  dominiert  $h_2$  (ist „besser informiert“), wenn  $h_1, h_2$  zulässig und  $h_1(X) \geq h_2(X)$  für alle Knoten  $X$ .

⇒ **Folgerungen:**

- Wenn  $h$  zulässig, dann ist  $h(Z) = 0$ , wobei  $Z$  ein Zielknoten ist
- $h(X) = 0$  für alle Knoten  $X$  ist zulässig und maximal uninformativ

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 11

### Bewertungsfunktion Heuristische Funktion

**Beispiele: 8-Puzzle Problem**

⇒  $h(X) = \text{Zahl falsch liegender Ziffern}$

- Zulässig
- Beispiel:  $h(X) = 6$

⇒  $h(X) = \text{Manhattan Distanz}$

- Zulässig
- Beispiel:  $h(X) = 14$

7	2	4
5		6
8	3	1

Zustand X

1	2	3
4	5	6
7	8	

Zielzustand Z

1	2	3	4	5	6	7	8	$\Sigma$
4	0	3	3	1	0	2	1	14

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 12

**Bewertungsfunktion** **Heuristische Funktion**

---

⇒ **Problem: Wie findet man eine heuristische Funktion h?**

- Intuition, Wissen, Genialität, ...
- Oftmals mehr eine Kunst als eine Wissenschaft

⇒ **Anforderungen an h:**

- Möglichst genau & zulässig
- einfach zu berechnen

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 13

**Gliederung**

- ⇒ Einleitung
- ⇒ Bewertungsfunktionen
- ⇒ Suchstrategien basierend auf Bewertungsfunktionen
- ⇒ Constraint Erfüllung
- ⇒ Zusammenfassung und Ausblick

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 14

**Suchstrategien** **A\* Algorithmus**

---

⇒ **Idee:**

- Expandiere Teilpfad mit minimaler Bewertung  $f = g + h$
- Verwende Prinzip der dynamischen Programmierung

⇒ **Implementierung:**

- Sortierte Liste von Teilpfaden
- Reihenfolge: Aufsteigend bzgl. Bewertung f

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 15

**Suchstrategien: Simulation** **A\* Algorithmus**

---

⇒ **Initialzustand**

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 16

**Suchstrategien: Simulation** **A\* Algorithmus**

---

⇒ **Simulation: Expansion 1: Neuberechnung der Knotenwerte**

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 17

**Suchstrategien: Simulation** **A\* Algorithmus**

---

⇒ **Expansion 2 nach Wahl des billigsten Knotens**

⇒ **Neuberechnung der expandierten Knoten**  $0 + 4 = 4$

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 18

**Suchstrategien: Simulation** A\* Algorithmus

---

⇒ **Dynamische Programmierung: Entfernen suboptimaler Teilbäume**

$4 + 5 = 9$      $4 + 2 = 6$      $3 + 5 = 8$      $0 + 4 = 4$      $4 + 1 = 5$      $4 + 5 = 14$      $4 + 2 = 8$      $4 + 2 = 6$

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 19

**Suchstrategien: Simulation** A\* Algorithmus

---

⇒ **Nächster zu expandierender Knoten ist M.**

$0 + 4 = 4$      $3 + 5 = 8$      $4 + 1 = 5$      $4 + 2 + 2 = 8$      $4 + 2 + 0 = 6$

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 20

**Suchstrategien: Simulation** A\* Algorithmus

---

⇒ **Ziel erreicht, Kosten = 6**

$0 + 4 = 4$      $3 + 5 = 8$      $4 + 1 = 5$      $4 + 2 + 2 = 8$      $4 + 2 + 0 = 6$

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 21

**Suchstrategien** Algorithmus A\* [Winston 93]

---

1. Form a one-element queue consisting of a zero-length path that contains only the root node.
2. Until the first path in the queue terminates at the goal node or the queue is empty
  - a) Remove the first path from the queue; create new paths by extending the first path to all neighbors of the terminal node.
  - b) Reject all paths with loops.
  - c) If two or more paths reach a common node N, delete all those paths except the one that reaches N with the minimum cost. (*Dynamic Programming*)
  - d) Add the remaining new paths, if any, to the queue.
  - e) Sort the entire queue by ascending order of the evaluation function  $f = g + h$
3. If the goal node is found, announce success; otherwise announce failure.

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 22

**Suchstrategien: Eigenschaften von A\***

---

⇒ **A\* ist optimal effizient für jede beliebige Heuristikfunktion h.**

→ Das heißt, kein anderer Algorithmus kann garantieren, dass er mit h weniger Knoten aufspannt als A\*.

**Unter der Bedingung**

$|h(n) - h^*(n)| \leq O(\log h^*(n))$ , wobei h das Zulässigkeitskriterium erfüllt

**ist die Zeitkomplexität subexponentiell.**

Vollständigkeit	Ja
Optimalität	Ja
Zeitkomplexität	$O(b^m)$
Speicherkomplexität	$O(b^m)$

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 23

**Suchstrategien** Variationen

---

⇒ **Best-First Search:** Variation von A\* mit

- $f = h$
- ohne dynamische Programmierung

⇒ **Branch and Bound:** Variation von A\* mit

- $f = g$
- ohne dynamische Programmierung

⇒ **Bemerkung:**

- Algorithmen im Anhang

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 24

### Ausblick

- ⇒ **Local Search** behandelt Suchalgorithmen, für Optimierungsprobleme, bei denen der Lösungspfad unwichtig ist
  - Z.B. 8-Damen-Problem, Design von Schaltkreisen, Netzwerkoptimierung
- ⇒ Wird in der Übung behandelt: **Simulated Annealing**

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 25

### Gliederung

- ⇒ Einleitung
- ⇒ Bewertungsfunktionen
- ⇒ Suchstrategien basierend auf Bewertungsfunktionen
- ⇒ **Constraintenerfüllung**
- ⇒ Zusammenfassung und Ausblick

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 26

### Constraint Satisfaction Problems (CSP)

- ⇒ **Probleme lösen mittels Suche im Problemraum:**
  - Formuliere das Problem als Graph, finde Zielzustand.
- ⇒ **Probleme lösen mittels CSP:**
  - Finde „zufrieden stellende“ Konfiguration.
  - Idee: Formuliere das Problem durch eine Menge von Nebenbedingungen (Constraints) und werte diese aus.

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 27

### CSP Beispiel

- ⇒ **Gegeben:**
  - Variablen  $x, y$  mit Wertebereich  $\mathbf{R}$
  - Constraints (Nebenbedingungen)  $C_1, C_2$  mit
    - $C_1: 2x + y = 10$
    - $C_2: x + y = 7$
- ⇒ **Ziel:**
  - Finde Belegung  $\{x = a, y = b\}$  mit  $a, b \in \mathbf{R}$ , sodass beide Constraints  $C_1, C_2$  erfüllt sind.

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 28

### CSP Formalisierung

- ⇒ **Constraintnetz**
  - Variablen  $x_i$  mit Werten aus Wertebereichen  $D_i$  ( $1 \leq i \leq n$ )
  - Constraints  $C_1, \dots, C_m$
- ⇒ **Constraint (Neben- / Randbedingung)**
  - Ein  $k$ -stelliges Constraint  $C$  beschreibt eine Relation
 
$$R_C \subseteq D_{i_1} \times \dots \times D_{i_k}$$
- ⇒ **Constraint Satisfaction Problem (CSP)**
  - Finde Belegung
 
$$\{x_1 = v_1, \dots, x_n = v_n\},$$
 sodass  $v_i \in D_i$  und alle Constraints  $C_1, \dots, C_m$  erfüllt sind.

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 29

### CSP Formalisierung

- ⇒ **Belegung**
  - Belegung einer Teilmenge von Variablen  $x_i$  mit Werten aus  $D_i$
- ⇒ **Konsistente Belegung**
  - Belegung, die keine Constraints verletzt
- ⇒ **Vollständige Belegung**
  - Belegung aller Variablen  $x_i$  mit Werten aus  $D_i$
- ⇒ **Lösung des CSP**
  - Vollständige und konsistente Belegung

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 30

### CSP

- ⇒ **Problem:**
  - Wie können wir CSPs lösen?
- ⇒ **Idee:**
  - Umformulierung von CSP als Suchproblem
  - Jeder Algorithmus, der ein Suchproblem löst, löst auch ein CSP
- ⇒ **Frage:**
  - Wie können wir CSP als Suchproblem formulieren?


AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 31

### CSP als inkrementelles Suchproblem

- ⇒ **Problemraum**
  - Menge aller Belegungen
- ⇒ **Anfangszustand**
  - Leere Belegung {}
- ⇒ **Zielzustände**
  - Vollständig konsistente Belegungen
- ⇒ **Aktionen (inkrementelle Formulierung)**
  - Belege eine freie Variable, sodass Konsistenz erhalten bleibt

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 32

### CSP Beispiel: Färbeprobem



Färbe die Regionen einer Karte mit 3 Farben so ein, dass keine zwei benachbarten Regionen dieselbe Farbe haben.

- ⇒ **Variablen:**
  - WA, NT, Q, NSW, V, SA, T
- ⇒ **Wertebereich:**
  - {rot, grün, blau}
- ⇒ **Constraints:**
  - Benachbarte Regionen haben unterschiedliche Farbe

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 33


### CSP: Lösung des Färbeprobems

- ⇒ **Vollständige konsistente Belegung**

```

{
  WA = rot,
  NT = grün,
  Q = rot,
  NSW = grün,
  V = rot,
  SA = blau,
  T = grün
}

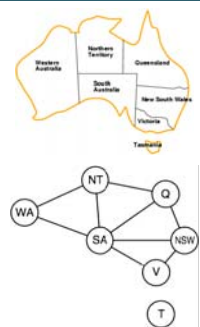
```



AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 34

### CSP Repräsentation des Constraintgraphen

- ⇒ **Visualisierung des CSP**
  - Knoten repräsentieren Variablen
  - Kanten repräsentieren Constraints
- ⇒ **Beispiel: Färbeprobem**
  - Binäres CSP (2-stellige Constraints)
- ⇒ **Bemerkung:**
  - Bei k-stelligen Constraints ist Constraintgraph ein Hypergraph.



AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 35

### CSP

- ⇒ **Problem:**
  - Finde Lösung, d.h. vollständig konsistente Belegung
- ⇒ **Ansatz:**
  - Tiefensuche (Backtracking)
- ⇒ **Warum keine Breitensuche?**
  - Jede Lösung hat Pfadlänge n (n = Anzahl der Variablen)
  - Breitensuche exploriert den gesamten Suchraum

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 36

### CSP Backtracking-Algorithmus (Tiefensuche)

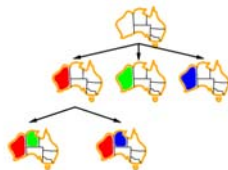
1. Form a 1-element stack consisting of an empty assignment of the variables.
2. Until the first assignment in the stack is complete and consistent or the stack is empty
  - a) Remove the first assignment from the stack; create new assignments by assigning a value to a single unassigned variable in all possible ways.
  - b) Reject all inconsistent assignments.
  - c) Push the new assignments, if any, to the top of the stack.
3. If a complete and consistent assignment is found, announce success; otherwise announce failure.

### CSP Tiefensuche



Schritt 0

### CSP Tiefensuche

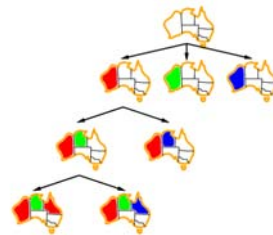


Schritt 0

Schritt 1

Schritt 2

### CSP Tiefensuche



Schritt 0

Schritt 1

Schritt 2

Schritt 3

### CSP Leistungsmessung der Tiefensuche

- $d$  = Wertebereichsgröße
- $n$  = Anzahl der Variablen

☺	Vollständigkeit	Ja	Für endliche diskrete Wertebereiche
☺	Optimalität	Ja	Trivial, denn jede Lösung ist optimal
☹	Zeitkomplexität	$O(d^n)$	
☺	Speicherkomplexität	$O(n^2 d^2)$	Für binäre Constraints

### CSP: Diskussion der Tiefensuche

- ⇒ **Tiefensuche ist für reale Probleme zu ineffizient**
- ⇒ **Frage:**
  - Können wir Tiefensuche verbessern?
- ⇒ **Antwort:**
  - Ja, sogar ohne domänenspezifisches Wissen (heuristische Funktion)
  - General-purpose methods

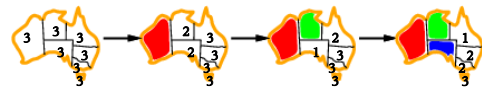
### CSP: General-Purpose Methods basierend auf Backtracking

Wichtige Entwurfsentscheidungen für bessere Effizienz:

1. Welche Variable soll als nächste mit einem Wert belegt werden?  
→ Verfahren: **Minimum Remaining Values** Heuristik
2. In welcher Reihenfolge sollen die Werte zugeordnet werden?  
→ Verfahren: **Least Constraining Value** Heuristik
3. Können Misserfolge rechtzeitig erkannt werden?  
→ Verfahren: **Forward Checking** und **Constraint Propagation**

### CSP: **Minimum Remaining Values (MRV)** Heuristik

- ⇒ Auswahl der nächsten zu belegenden Variable
- ⇒ Früherkennung von Belegungen, die zu Inkonsistenz führen
- ⇒ Idee: Belege Variable mit minimaler Anzahl von „plausiblen“ Werten

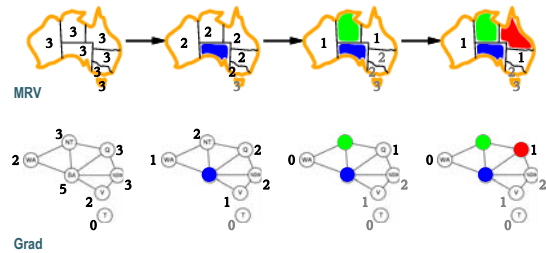


### CSP: Tie-Breaker (Entscheidungshilfe) für MRV-Variablen

- ⇒ **Problem:**
  - MRV-Variable ist i.A. nicht eindeutig bestimmt.
  - Welche MRV-Variable soll als nächstes belegt werden?
- ⇒ **Lösung: Grad-Heuristik als Tie-Breaker**
  - Wähle diejenige MRV Variable mit den meisten Constraints zu freien (d.h. noch nicht belegten) Variablen.

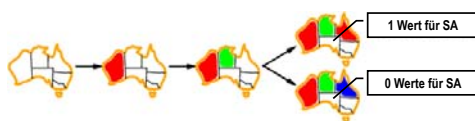
### CSP: Tie-Breaker (Entscheidungshilfe) für MRV-Variablen

Vernetzungsgrad der Constraintvariablen als Entscheidungshilfe



### CSP: **Least Constraining Values (LCV)** Heuristik

- ⇒ **Problem:** Auswahl des nächsten Werts, um freie Variable zu belegen
- ⇒ **Idee:** Wähle denjenigen Wert, der die wenigsten Werte für benachbarte freie Variablen eliminiert.



### CSP: **Forward Checking**

- ⇒ Protokolliere alle „plausiblen“ Werte für freie Variablen.
- ⇒ Terminiere, wenn es eine Variable ohne „plausible“ Werte gibt.

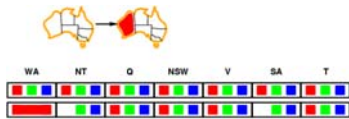
Initialisierung: Alle Variablen besitzen ihre initialen Wertebereiche.





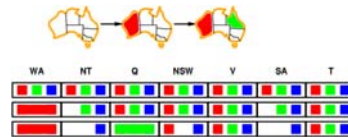
### CSP: Forward Checking

⇒ Durch Instantiierung der Variable WA mit rot wird dieser Wert aus den benachbarten Variablen NT und SA entfernt.



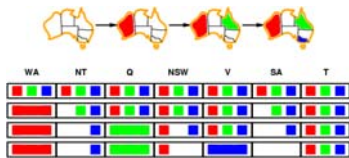
### CSP: Forward Checking

⇒ Belegung von Q mit grün führt zu Wertebereichseinschränkungen für NT, NSW und SA



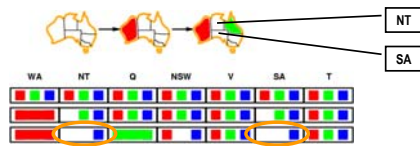
### CSP: Forward Checking

⇒ Belegung von V mit Blau führt zum Konflikt: SA hat einen leeren Wertebereich



### CSP: Problem des Forward Checking

⇒ FC propagiert Informationen von belegten zu unbelegten Variablen  
 ⇒ Entdeckt frühzeitig einige aber nicht alle Inkonsistenzen



⇒ NT und SA können nicht beide mit blau belegt werden

### CSP: Constraint Propagation

⇒ Constraint Propagation propagiert alle Implikationen durch das gesamte Constraintnetz.

→ Der Propagierungsprozess endet, sobald das Netz im Ruhezustand ist



⇒ Auch das Constraint zwischen NT und SA wird ausgewertet.

### CSP: Constraint Propagation und Arc Consistency

⇒ Für jede Kante (arc) im Constraintgraph zwischen Variablen a und b ist durch Constraint Propagation sichergestellt, dass für jeden Wert von a mindestens ein konsistenter Wert für b existiert (und vice versa).

⇒ Arc Consistency am Beispiel  $a + b = c$  (3-Konsistenz):

Vorher:	Propagierung:	Nachher:
a: {1,3,4,5,6}	a: {1,3,4,6}	a: {1,3,6}
b: {1,3,7,9,19}	b: {1,3,7,9,19}	b: {3,7,19}
c: {8,9,22,50}	c: {8,9,22,50}	c: {8,9,22}

**CSP** Anwendungen

---

- ⇒ Assignment und Scheduling Probleme
- ⇒ Konfiguration und Layout
- ⇒ Bemerkung:
  - Die meisten Anwendungen haben kontinuierliche Variablen

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 55

**Zusammenfassung Informed Search**

---

- ⇒ Informed Search ist Suche unter Verwendung von Heuristiken.
  - Pfadkosten und geschätzte Kosten zum Ziel.
- ⇒ A\* ist optimal effizient.
- ⇒ Das Finden guter Heuristiken ist oft schwierig.

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 56

**Zusammenfassung Constraint Satisfaction Problems**

---

- ⇒ Beschreibung des Problems als eine Menge von Nebenbedingungen
- ⇒ CSP als Suche mittels Backtracking durchführbar
- ⇒ Variablenauswahl und Werteauswahl zur Effizienzsteigerung nutzen
- ⇒ Forward Checking propagiert Wertebereichseinschränkungen an benachbarte Variablen
- ⇒ Constraint Propagation propagiert Wertebereichseinschränkungen durch das gesamte Constraintnetz

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 57

**Ausblick**

---

- ⇒ Diese Vorlesung:
  - Informierte Suchverfahren mit gewichteten Kanten und unter Einsatz von Heuristiken
  - Constraint Satisfaction Problems als Suche mittels Backtracking
  - CSPs zur Suchraumbegrenzung durch Propagierung von Wertebereichseinschränkungen
- ⇒ Nächste Vorlesung:
  - Planen

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 58

**DAI-Labor**  
TU Berlin



**Informierte Suchverfahren**

**nächster Termin: 03.10.2005**

**Planen**

Brijnesh J Jain, Stefan Fricke  
[bjj@dai-labor.de](mailto:bjj@dai-labor.de) [stefan.fricke@dai-labor.de](mailto:stefan.fricke@dai-labor.de)

**AIOIT**  
Agententechnologien in betrieblichen Anwendungen und der Telekommunikation

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 60

**Referenzen**

---

1. S.J. Russell, P. Norvig: *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson Education, Inc., 2003.
2. P.H. Winston: *Artificial Intelligence*. Addison-Wesley, 1993.

AIOIT Grundlagen der Künstlichen Intelligenz © B.J. Jain, S. Fricke 60

## Anhang

### ⇒ Algorithmen

- A\*
- Best First Search
- Branch and Bound

## Suchstrategien

## A\* Algorithmus

### Algorithmus A\* [Winston 93]

1. Form a one-element queue consisting of a zero-length path that contains only the root node.
2. Until the first path in the queue terminates at the goal node or the queue is empty
  - a) Remove the first path from the queue; create new paths by extending the first path to all neighbors of the terminal node.
  - b) Reject all paths with loops.
  - c) If two or more paths reach a common node N, delete all those paths except the one that reaches N with the minimum cost. (*Dynamic Programming*)
  - d) Add the remaining new paths, if any, to the queue.
  - e) Sort the entire queue by ascending order of the evaluation function  $f = g + h$
3. If the goal node is found, announce success; otherwise announce failure.

## Algorithmus Best First Search [Winston 93]

1. Form a one-element queue consisting of a zero-length path that contains only the root node.
2. Until the first path in the queue terminates at the goal node or the queue is empty
  - a) Remove the first path from the queue; create new paths by extending the first path to all neighbors of the terminal node.
  - b) Reject all paths with loops.
  - c) Add the remaining new paths, if any, to the queue.
  - d) Sort the entire queue by ascending order of the evaluation function  $f = h$
3. If the goal node is found, announce success; otherwise announce failure.

## Algorithmus Branch and Bound [Winston 93]

1. Form a one-element queue consisting of a zero-length path that contains only the root node.
2. Until the first path in the queue terminates at the goal node or the queue is empty
  - a) Remove the first path from the queue; create new paths by extending the first path to all neighbors of the terminal node.
  - b) Reject all paths with loops.
  - c) Add the remaining new paths, if any, to the queue.
  - d) Sort the entire queue by ascending order of the evaluation function  $f = g$