

Zufallsgesteuerte Algorithmen, der Natur abgeschaut

Roland Mittermeir
Institut für Informatik-Systeme
Universität Klagenfurt



Gliederung

- Algorithmische Komplexität und NP-vollständige Probleme
- *Optimal* oder *gut genug* –
Heuristiken und *Metaheuristiken*
- *Swarm Intelligence* und *Stigmerie*
- Kooperationsstrategien von Ameisen
- Wie künstliche Ameisen das *Traveling Salesman* Problem lösen

Algorithmische Komplexität

Frage:

Wie lange dauert es im schlechtesten Fall, bis dieser Algorithmus das Ergebnis berechnet hat?

Antwort:

- Das hängt von der Anzahl ***n*** der zu verarbeitenden Daten ab!
- Das hängt davon ab, wie oft der Algorithmus ein einzelnes Datum „anschauen“ muss.
⇒ Dauer ist eine Funktion von ***n***.

Komplexitätsklassen

- Die (maximale) Bearbeitungsdauer ist durch ein Polynom in ***n*** beschreibbar.
⇒ Polynomielle Komplexität:

$$\begin{aligned} C &= a \cdot n^k + b \cdot n^{k-1} + \dots + c \cdot n^2 + d \cdot n^1 + e \\ \Rightarrow O(f(n)) &= O(n^k) \end{aligned}$$

- Behandelbare Probleme (*tractable problems*) haben niedere polynomielle Komplexität

z.B.: kürzeste Wege ... $O(n^2)$, Bubblesort ... $O(n^2)$, Quicksort ... $(O(n \cdot \lg n))$

- Nicht-behandelbare Probleme (*intractable problems*) haben exponentielle Komplexität.

. $C = O(\text{const}^n)$

z.B.: Traveling Salesman... $O(n!)$, Teilmengensumme (Rucksackproblem)... $O(2^n)$,

Besichtigungs-Rundreise

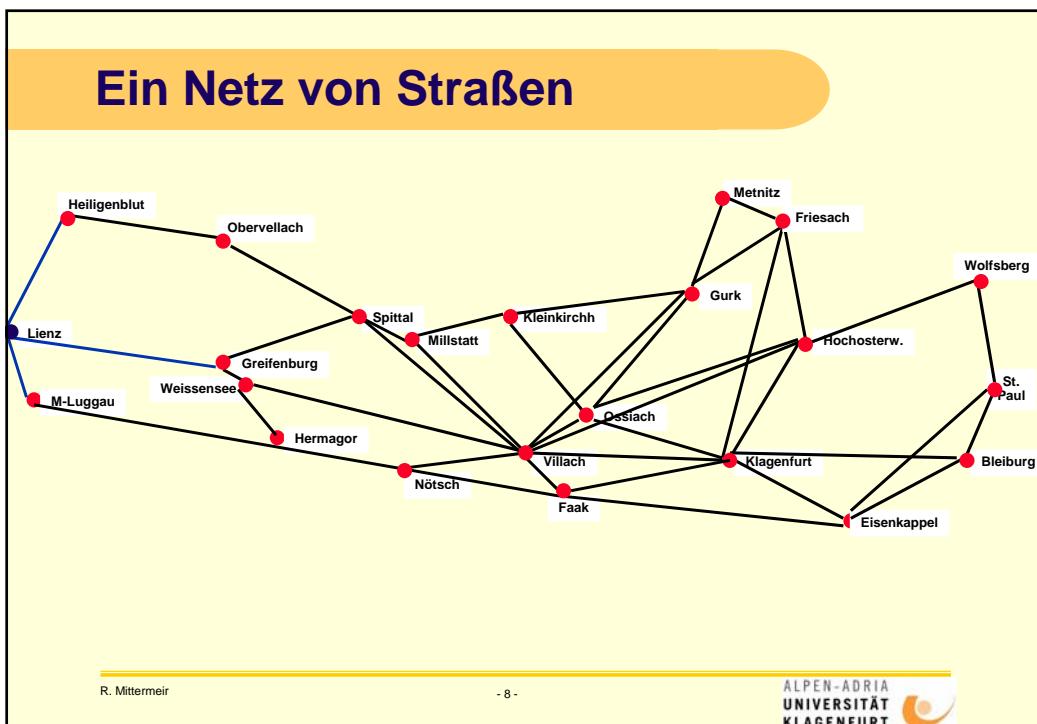
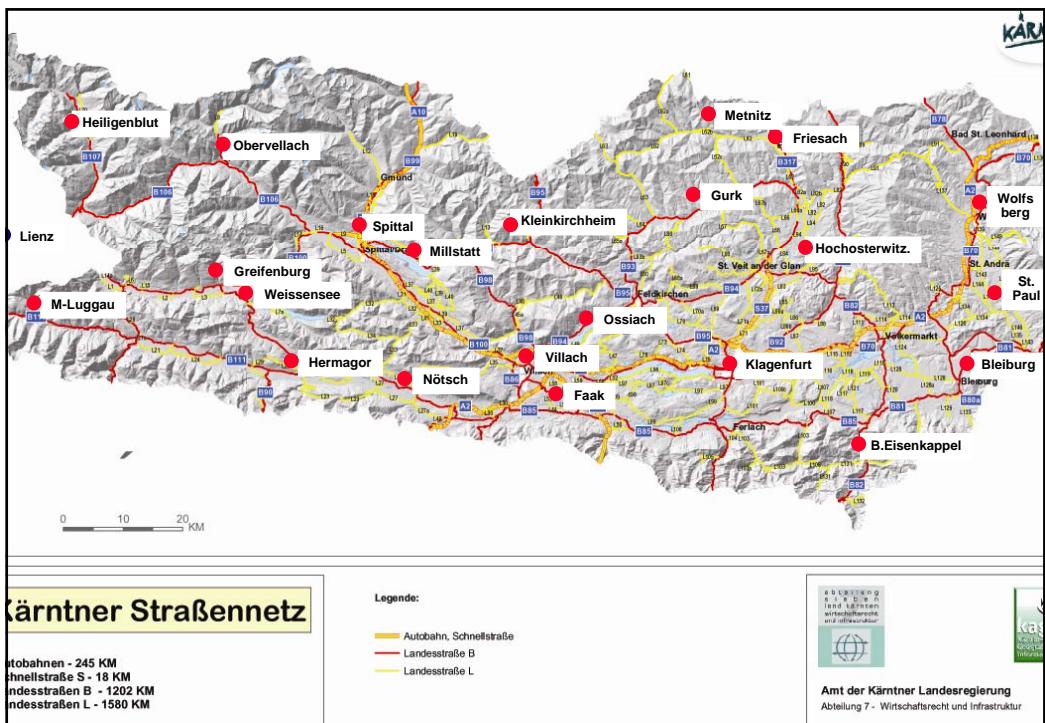
Sie wollen Ihrem Gast die Sehenswürdigkeiten Kärntens zeigen.

Dabei wollen Sie

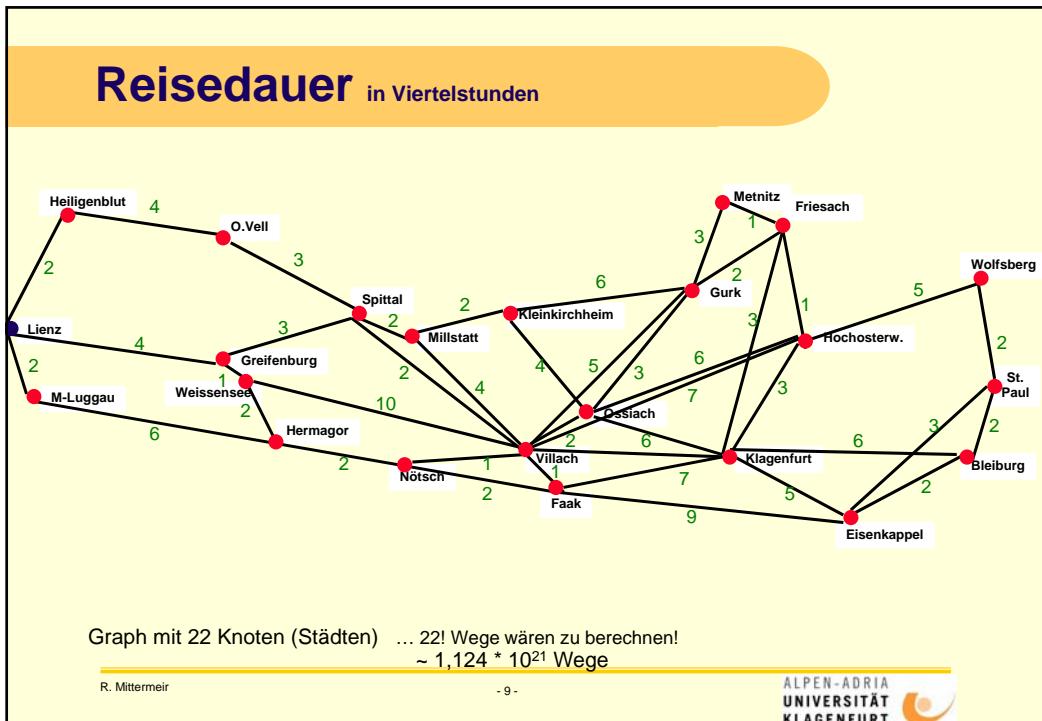
- nichts auslassen,
- nichts doppelt besuchen,
- insgesamt möglichst wenig Zeit für die Reise zwischen den einzelnen Sehenswürdigkeiten vergeuden.

In welcher Reihenfolge sollten Sie Kärntens Highlights besuchen?

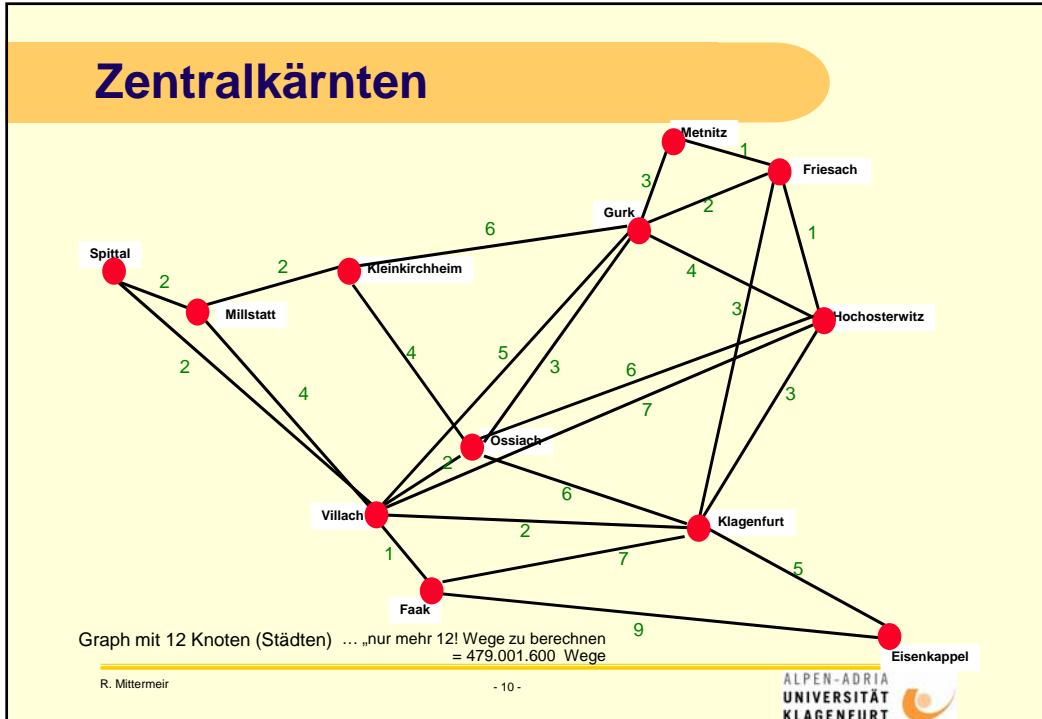




Reisedauer in Viertelstunden



Zentralkärnten



Mögliche Besichtigungsfolgen

Rundreise: (Kl, .. Liste aller anderen Städte .. , Kl) Dauer:

(Kl, Vi, Fa, Ei, ---) bleibe stecken

(Kl, Ho, Fr, Gu, Kk, ...) ?? Metnitz verpasst !!

(Kl, Os, Ho, Fr, Me, Gu, Kk, Mi, Sp, Vi, Fa, Ei, Kl)
6 + 6 + 1 + 1 + 3 + 6 + 2 + 2 + 2 + 1 + 9 + 5 Dauer: 44

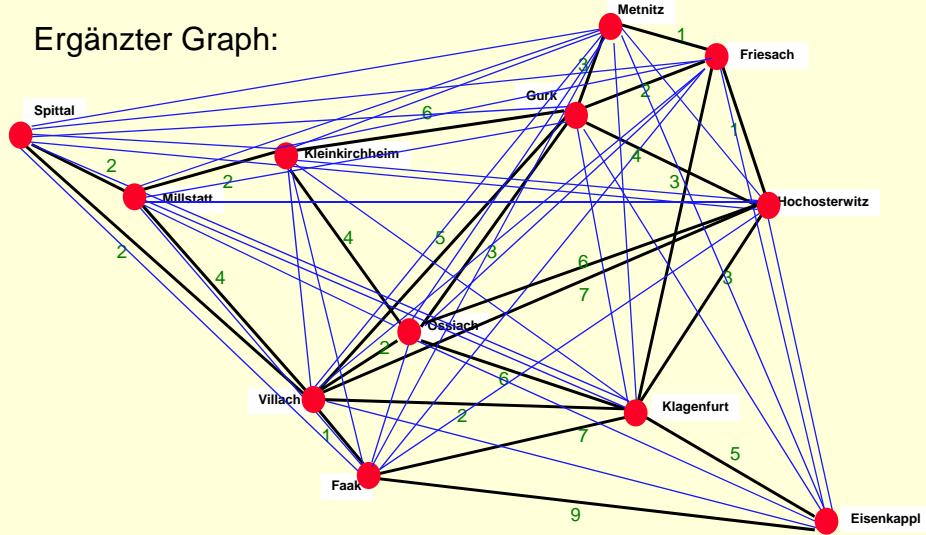
(Kl, Ho, Fr, Me, Gu, Os, Kk, Mi, Sp, Vi, Fa, Ei, Kl)
3 + 1 + 1 + 3 + 3 + 4 + 2 + 2 + 2 + 1 + 9 + 5 Dauer: 36

(Kl, Ei, Fa, Vi, Sp, Mi, Kk, Os, Gu, Me, Fr, Ho, Kl)
5 + 9 + 1 + 2 + 2 + 2 + 4 + 3 + 3 + 1 + 1 + 3 Dauer: 36

verbotene Kanten/Wege

1000

Ergänzter Graph:



Kürzester Rundweg (Kreis)

- Initialisiere
 - bilde Liste aller Sehenswürdigkeiten
 - berechne die Reisedauer, nimm an sie sei die Kleinste
- Verbessere
 - berechne Permutation der Sehenswürdigkeitenliste
 - berechne zugehörige Reisedauer
 - ist diese kleiner als die bisher berechnete (kleinste) Reisedauer dann
 - * merke Dir die Reihenfolge der eben berechneten Sehenswürdigkeitenliste
 - * merke Dir die zugehörige Reisedauer

solange bis alle Permutationen durchprobiert sind!

Liefert mit Sicherheit die optimale Lösung!
Aber das dauert noch immer zu lang! ($12 \cdot 11 \cdot 10 \cdots \cdot 3 \cdot 2 \cdot 1$ Durchläufe).

Systematische Vorgangsweise

Permutiere (L, anf, end)

von $i := anf$ bis end mache:

tausche ($L[anf], L[i]$);

wenn $anf < end$

dann

Permutiere($L, anf+1, end$)

sonst

gib aktuelle Lösung aus;

tausche($L[i], L[anf]$).

Aufruf mit Permutiere (Sehenswürdigkeitenliste, 1, 12)

Prüfe auf Zulässigkeit der Lösung

Permutiere ([A, B, C, D]; 1, 4)

anf i 1 1	A B C D a B C D permutiere([B, C, D]; 2, 4) anf i 2 2	B C D b C D permutiere [C, D]; 3, 4 anf i 3 3	B C D c D permutiere [D]; 4, 4) d c permutiere [C]; 4, 4) A B C D A B D C
		permutiere [B, D]; 3, 4) 3 3	b D permutiere [D]; 4, 4) d b permutiere [C]; 4, 4) A C B D A C D B
		permutiere [C, b]; 3, 4) 3 3	C b permutiere [b]; 4, 4) b c permutiere [C]; 4, 4) A D C B A D B C
1 2	b a C D permutiere([a, C, D]; 2, 4) ...		
1 3	c B a D permutiere([B, a, D]; 2, 4) ...		
1 4	d B C d permutiere([a, C, D]; 2, 4) ...		

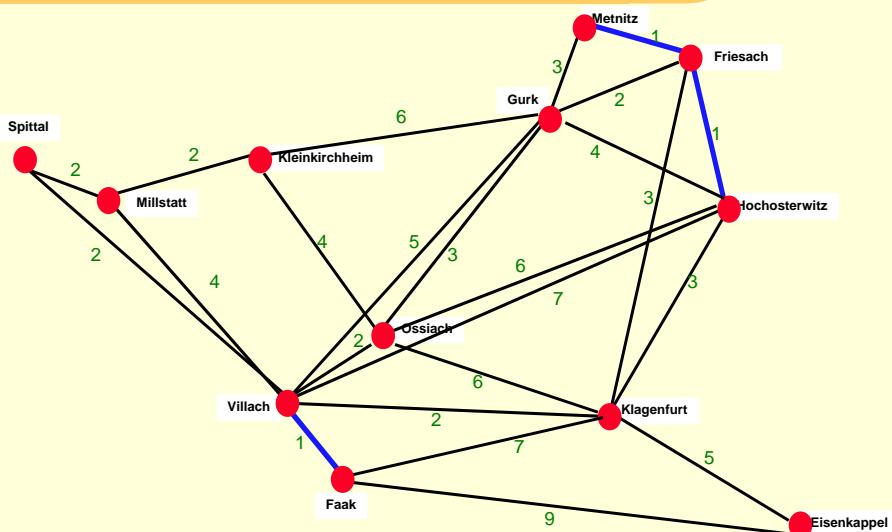
Aufwand: 2 => 2; 3 => 3x2 = 6; 4 => 4x(3x2) = 4x6 = 24; ...; 100 => 100x99x ... x 2 = 100 ! also n!

Heuristischer Ansatz

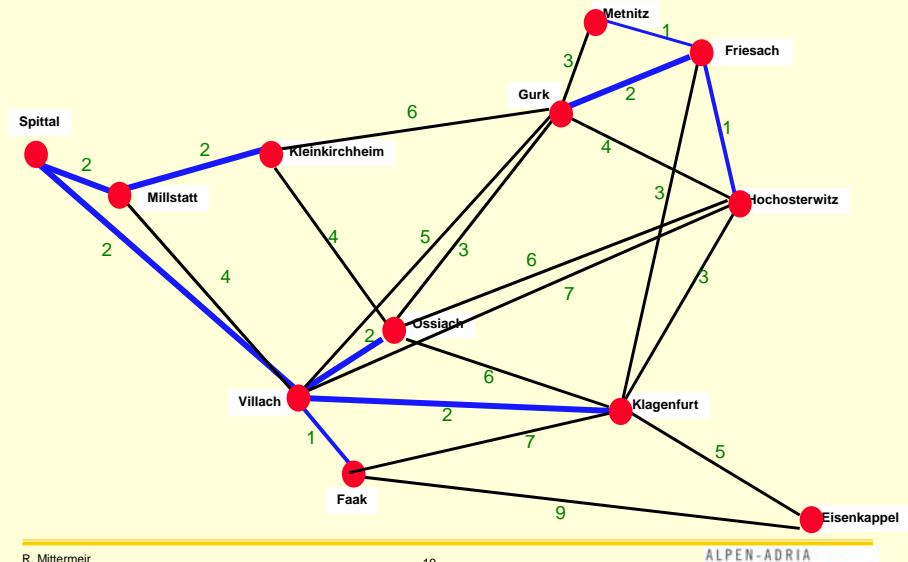
Heuristiken

- Da *intractable problems* bei entsprechender Größenordnung in vernünftiger Zeit nicht exakt lösbar sind, begnügt man sich mit Näherungslösungen (**Approximationsalgorithmen**, **Heuristiken**).
- Diese liefern in der Regel Ergebnisse **in der Nähe** der optimalen Lösung.
 - Unklar, ob das berechnete Ergebnis tatsächlich optimal ist.
 - Unbekannt, wie weit das berechnete Ergebnis vom Optimum abweicht.

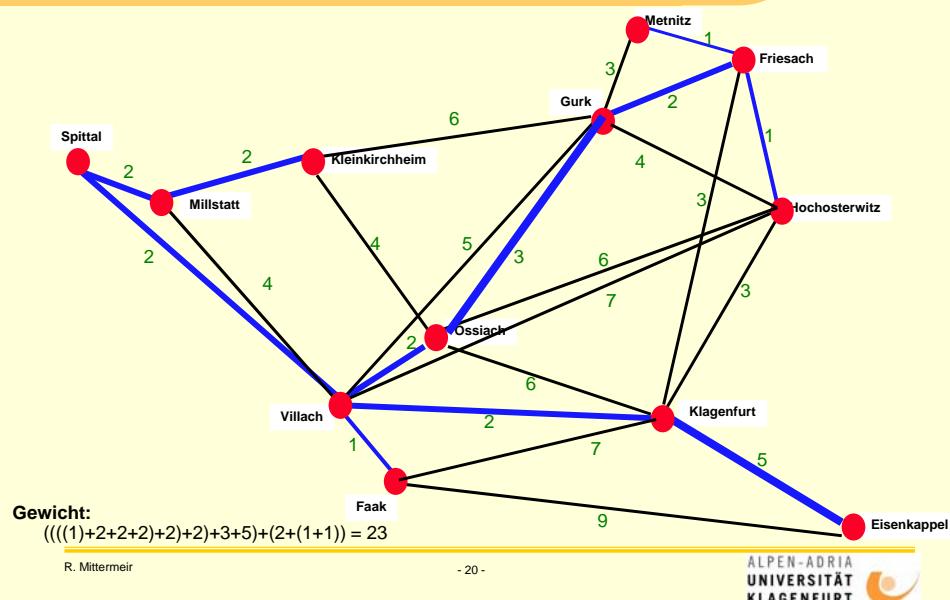
Minimaler spannender Baum 1



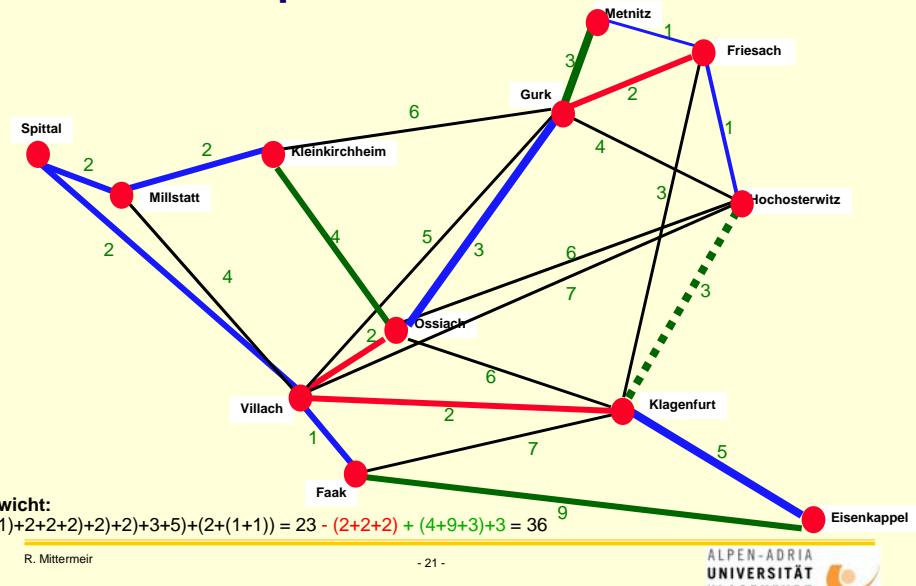
Minimaler spannender Baum 1,2



Minimaler spannender Baum 1,2,3,++



Minimaler Weg über minimalem spannendem Baum



Metaheuristiken

Metaheuristiken

- Eine Metaheuristik ist ein Satz algorithmischer Konzepte, der verwendet werden kann, um Heuristiken, die auf ein breites Problemfeld anwendbar sind, zu definieren.
- Durch Parametrisierung wird das metaheuristische Konzept für konkrete Problemlösungen zugeschnitten.

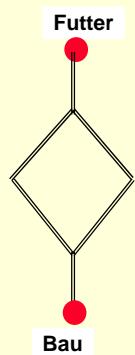
Von Natur inspirierte Metaheuristiken

- Genetische Algorithmen
- Evolutionary Programming
- Simulated Annealing
- Bakteriologische Algorithmen
- Bienenstock-Algorithmen
- Ant Systems / Ant Colony Systems

Wie lösen Ameisen das Problem „kurze Reisen“?

Futtersuche von Ameisen

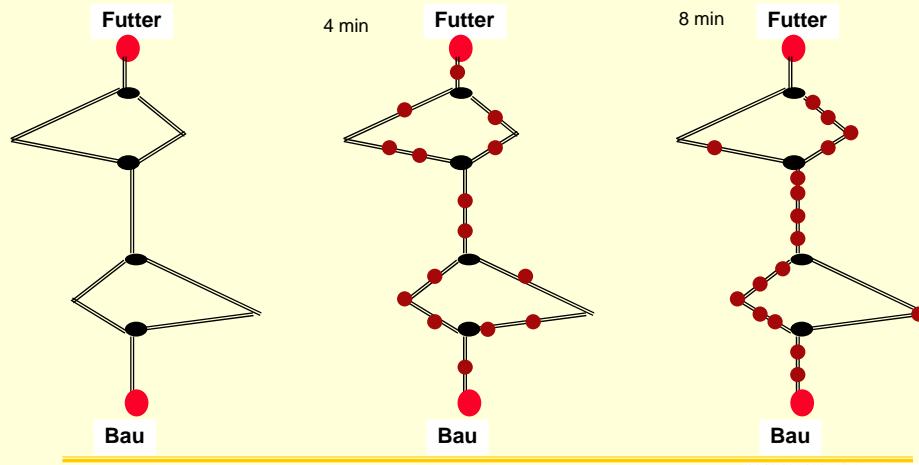
Deneubourg's 1. Brückenexperiment mit *Iridomyrmex humilis*:
[1987 – 1990]



- Auf welchem der beiden Wege wird sich eine Ameisenstraße bilden?
- Warum bildet sie sich?

Futtersuche von Ameisen

Deneubourg's Brückenexperiment mit *Lasius Niger*:



R. Mittermeir

- 27 -

ALPEN-ADRIA
UNIVERSITÄT
KLAGENFURT

Der Ameisen-Trick: Kommunikation über Stigmerie

- Duftstoff **Pheromon** markiert die eigene Spur.
- Rasch gefundenes Futter \Rightarrow rasch am (eigenen !) Rückweg.
- Dies verstärkt die Pheromonspur.
- Dies lockt andere Ameisen an, der schon markierten Spur zu folgen.
- Auf verlassenen Spuren verdunstet das Pheromon mit der Zeit.

ABER

- Eine Futterstelle ist ja irgendwann erschöpft
(oder vielleicht gibt es noch eine nähere/bessere):
- Daher wird nicht strikt der stärksten Pheromonspur gefolgt,
sondern **auch zufällig andere Wege erprobt**.

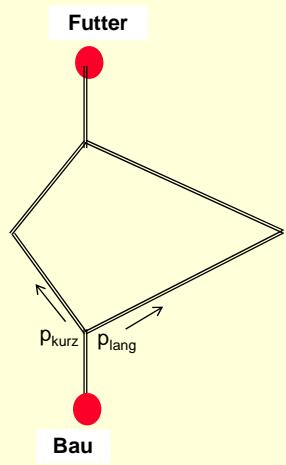
R. Mittermeir

- 28 -

ALPEN-ADRIA
UNIVERSITÄT
KLAGENFURT

Algorithmische Simulation des Verhaltens von Ameisen

Simulation des Deneubourg Experiments



Wahrscheinlichkeit p_{kurz} bzw. p_{lang} dass Ameise a zum Zeitpunkt t den kurzen bzw. langen Weg wählt, hängt von der aktuellen Pheromon-Intensität $\text{PhI}_{a,w}(t)$ ab:

$$p_{a,\text{kurz}}(t) = \text{PhI}_{v,\text{kurz}}(t)^{\alpha} / (\text{PhI}_{a,\text{kurz}}(t)^{\alpha} + \text{PhI}_{a,\text{lang}}(t)^{\alpha})$$

$$p_{a,\text{lang}}(t) = \text{PhI}_{a,\text{lang}}(t)^{\alpha} / (\text{PhI}_{a,\text{kurz}}(t)^{\alpha} + \text{PhI}_{a,\text{lang}}(t)^{\alpha})$$

Pheromon-Ablagerung auf Hin- und Rückweg!

Problemlösungsprinzip

- Versteh das Problemlösungsverhalten des biologischen Systems
- Baue ein entsprechendes mathematisches/algorithmisches Modell
- Prüfe, ob dieses das biologische System darstellen kann
- Wende das so erlernte Problemlösungsverhalten auf klassisch schwer lösbare Probleme an
- Verbessere diese
 - durch geeignete Parameter-Wahl
 - durch Variation von Details der Problemlösungsstrategie
 - durch algorithmische Optimierung

Dies kann zu einer Entfremdung von der biologischen Analogie führen.

Anwendung: Rundreiseproblem

- Modelliere Städte und Verbindungen dazwischen als Graph
- Stelle Städte-Graph als Distanzmatrix $D(i,j)$ dar
- Platziere Ameisen in Ausgangsstädten
- Belebe Graphen mit einer Ausgangsmenge von Pheromon τ_0
- Lass Ameisen laufen:
Diese wählen die noch nicht besuchte nächste Stadt nach
 - Pheromonkonzentration auf der Wegstrecke dorthin $\tau_{i,j}$ und
 - „Erfolgserwartung“ eines kurzen Weges $\eta_{i,j}$
 - unter Berücksichtigung grundsätzlicher Randbedingung Ω aus.
- Sichere, dass
 - keine Kreise begangen werden,
 - Pheromon entsprechend der Nutzung und Güte der Wege aktualisiert wird.

Matrix d. Distanzen zw. Städten

<i>i</i>	Städte	<i>j</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	Faak		0	1000	1000	1000	7	1000	1000	1000	9	1000	1000	1
2	Friesach		1000	0	2	1	3	1000	1	1000	1000	1000	1000	1000
3	Gurk		1000	2	0	1000	1000	6	3	1000	1000	3	1000	5
4	Hochosterwitz		1000	1	1000	0	3	1000	1000	1000	1000	6	1000	7
5	Klagenfurt		7	3	1000	3	0	1000	1000	1000	5	6	1000	2
6	Kleinkirchheim		1000	1000	6	1000	1000	0	1000	2	1000	4	1000	1000
7	Metnitz		1000	1	3	1000	1000	1000	0	1000	1000	1000	1000	1000
8	Millstatt		1000	1000	1000	1000	1000	2	1000	0	1000	1000	2	4
9	Obiröhle		9	1000	1000	1000	5	1000	1000	1000	0	1000	1000	1000
10	Ossiach		1000	1000	3	6	6	4	1000	1000	1000	0	1000	2
11	Spittal		1000	1000	1000	1000	1000	1000	2	1000	1000	0	2	
12	Villach		1	1000	5	7	2	1000	1000	4	1000	2	2	0

Erstes mathematisches Modell

Grundmodell: AS – Ant System

[Dorigo 1992]

- Rundreiseproblem wird als Suchproblem aufgefaßt.
- Optimierungsziel (Suchziel) des Rundreiseproblems ist Weg mit geringsten Kosten C (kürzester Weg).
- Randbedingung Ω :
 - Alle Sehenswürdigkeiten müssen besucht werden.
 - Letztlich muss man zum Ausgangspunkt zurückkehren.
- Ameisen machen sich auf den Weg, um den kürzesten zu finden.
- Sie wählen in Stadt i die jeweils nächste Stadt j zufällig
 - in Abhängigkeit von Pheromon τ_{ij} auf den Ausgangswegen
 - und heuristischer Attraktivität η_{ij} .

Umsetzung der Routenoptimierung

Konstruktionsgraph:

Problemgraph, erweitert um „teure“ verbotene Kanten \Rightarrow vollständiger Graph,
Distanzmatrix zwischen Städten

Randbedingung:

Alle Städte müssen besucht werden \Rightarrow vollständiges Durchwandern,
Liste noch zu besuchender Städte oder Tabuliste

Auswahlhilfe für Ameise:

τ_{ij} ... Pheromonspur zwischen Knoten (Stadt) i und j

η_{ij} ... lokale Attraktivität von Knoten (Stadt) i nach j zu gehen

Meist: $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$... Kehrwert der Distanz zwischen zwei Städten.

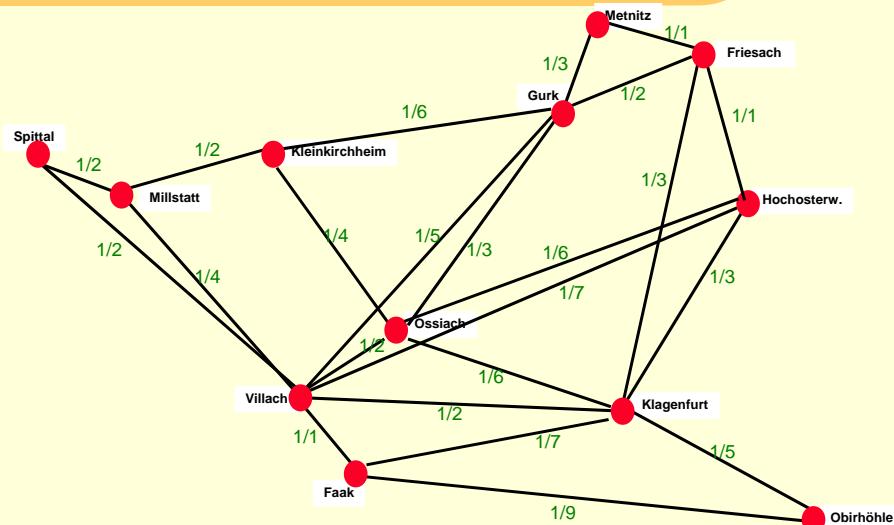
Lösungsansatz:

- Jede Ameise wird initial in eine zufällig gewählte Stadt gesetzt.
- In jedem Verfahrensschritt besucht sie eine von ihr noch nicht besuchte Stadt.
- Nachdem alle Städte besucht wurden, läuft sie ihren Weg zurück und aktualisiert die Pheromonwerte.

Abbruch des Verfahrens:

Wenn sich längere Zeit keine Verbesserungen der besten Lösung mehr ergeben.

Heuristische Attraktivität η_{ij}



Gerüst des AS Algorithmus

Prozedur AS {

Initialisiere das System;

über t_{max} Zyklen do {

berechne für jede Ameise zufällig deren Weg;
ist einer davon kürzer als bisher gefundener Kürzester,
dann merk in dir;

aktualisiere Pheromon-Matrix
}

gib beste Lösung aus

}

Auswahl und Pheromon-Update

- lokale Auswahlentscheidung für nächste Stadt

$$p_{ij}^k = [\tau_{ij}]^a \times [\eta_{ij}]^b / \sum_{l \in J^k} ([\tau_{il}]^a \times [\eta_{il}]^b) \quad \text{wenn } j \in J^k; \quad \text{sonst 0}$$

$J^k \subseteq N_i^k$... Jene Städte in der Nachbarschaft von Stadt i , die von Ameise k noch nicht besucht wurden.

a, b ... Parameter

- Pheromon-Initialisierung:

$$\tau_0 = \# \text{ Ameisen} / C_{\text{Tour_nächsterNachbar}} \quad C .. \text{Kosten der Rundreise}$$

- Pheromon-Aktualisierung:

$$\tau_{ij}(t') \leftarrow (1 - \rho) \tau_{ij}(t) \quad \text{für alle Kanten } (i, j) \text{ im Graph} \quad (\text{Verdunstung})$$

$$\tau_{ij}(t+1) \leftarrow \tau_{ij}(t') + \sum_k \Delta \tau_{ij}^k(t') \quad \text{für alle Kanten } (i, j) \text{ im Graph} \quad (\text{Aktualisierung})$$

$$\Delta \tau_{ij}^k(t') = 1 / C^k \quad \text{wenn } (i, j) \text{ auf der Tour } T^k \text{ von Ameise } k \text{ liegt;}$$

$$\text{sonst 0}$$

AS Algorithmus

```
{ Initialisiere jede Kante (i,j) mit  $\tau_{i,j}(0) = \tau_0$ ;  
for k = 1 to m do {platziere Ameise k in eine zufällig gewählte Stadt};  
{initialisiere L+ als Länge der bisher gefundenen kürzesten Tour T+}  
  
for t = 1 to tmax do {  
    for k = 1 to m do  
        while Stadt # Ausgangsstadt do  
            {konstruiere Tour Tk(t) durch Wanderung von Ameise k in die  
             nächste noch nicht besuchte Stadt gemäß pijk};  
        for k = 1 to m do {berechne Länge Lk(t) der Tour Tk(t) von Ameise k}  
        wenn Minimum der Längen Lk(t) < L+ dann {L+ := Lk(t)min; T+ := Tk(t)min};  
        for jede Kante (i,j) do {aktualisiere Pheromon-Markierung mittels  
             $\tau_{i,j}(t+1) \leftarrow (1-\rho)\tau_{i,j} + \sum_{1..m} \Delta\tau_{i,j}^k(t) + \Delta\tau_{i,j}^e(t)$  }  
    }  
    drucke kürzeste Tour T+ und ihre Länge L+  
}
```

Verbessertes Modell

ACS – Ant Colony System

[Dorigo, Gambardella 1997]

- Ziel:
Vermeiden von Konvergenz zu lokalen Optimum.
- Zur Lösung von Konvergenzproblemen bei großen Problemstellungen Änderungen bei
 - Tour-Konstruktion, Wahl der nächsten Stadt
 - geänderte (lokale) Pheromon-Aktualisierung
 - globale Pheromon-Aktualisierung durch globalen Dämonen

Tour-Konstruktion bei ACS

Lokale Auswahlentscheidung in i für nächste Stadt j hängt von neuem Parameter q_0 [$0 \leq q_0 \leq 1$] ab.

An Stelle von:

$$p_{ij}^k = [\tau_{ij}]^a \times [\eta_{ij}]^b / \sum_{l \in J_i^k} ([\tau_{il}]^a \times [\eta_{il}]^b) \quad \text{wenn } j \in J_i^k; \text{ sonst 0}$$

$J_i^k \subseteq N_i^k$... Jene Städte in der Nachbarschaft von Stadt i , die von Ameise k noch nicht besucht wurden.

a, b ... Parameter

gilt:

$$j = \operatorname{argmax}_{l \in N_i^k} \{\tau_{il} \times [\eta_{il}]^b\} \quad \text{wenn Zufallszahl } q \leq q_0$$

sonst

$$j = J \text{ gemäß } p_{ij}^k = [\tau_{ij}]^a \times [\eta_{ij}]^b / \sum_{l \in J_i^k} ([\tau_{il}]^a \times [\eta_{il}]^b) \quad \text{wenn } j \in J_i^k; \\ \text{sonst 0}$$

Pheromon-Update bei ACS

- Bereits nach jeder Verwendung einer Kante führen die Ameisen eine **lokale** Pheromon-Aktualisierung durch:

$$\tau_{ij}' \leftarrow (1 - \xi) \tau_{ij} + \xi \tau_0 \quad \text{mit Parameter } 0 < \xi < 1$$

Konsequenz: Verwendung einer Kante **reduziert** ihre Attraktivität für künftige Ameisen.

- Nachdem alle Ameisen die aktuelle Tour beendet haben, führt ein Dämon eine **globale** Pheromon-Aktualisierung durch:

$$\tau_{ij}' \leftarrow \tau_{ij} + \Delta \tau_{ij}^{\text{beste}}$$

mit $\Delta \tau_{ij}^{\text{beste}} = 1/C^{\text{bs}}$ oder $\Delta \tau_{ij}^{\text{beste}} = 1/C^{\text{bi}}$
wobei C^{bs} bzw. C^{bi} die günstigsten Kosten seit Start der Analyse bzw. innerhalb der aktuellen Tour sind.

- Gesamtkonsequenz:** bessere Streuung und geringere algorithm. Komplexität

Struktur der ACS Metaheuristik

ACS – Ant Colony System

[Dorigo, Gambardella 1997]

Prozedur ACS_Metaheuristik

definiere Lösungsansatz
konstruiere Ameisen-Lösung;
aktualisiere Pheromonwerte;
setze Aktionen globaler Dämonen
beende Optimierungsverfahren.

Grundprinzipien von AS/ACS

- Finde Problemrepräsentation, die Ameisen den schrittweisen Aufbau (Modifikation) einer Lösung auf Grundlage einer wahrscheinlichkeitsgesteuerten Übergangsregel erlauben und der indirekten Kommunikation über Pheromon erhalten.
- Bestimme ein Maß für die heuristische Wünschbarkeit η von Übergängen.
- Bestimme eine wahrscheinlichkeitsgesteuerte Übergangsregel.
- Finde eine Constraint-Satisfaction-Methode, um die Zulässigkeit von Lösungen zu erzwingen.
- Definiere Pheromon-Aktualisierungs-Regel.

Things to Remember

- Generalisierung von Problemen führt oft erst zur effizienten Lösbarkeit.
- Wahrscheinlichkeitsbasierte Algorithmen sind nicht „exakt“, aber bei NP-vollständigen Problemen sehr effizient und effektiv.
- Kooperationsstrategie schlägt Einzelkämpfertum.
- Biologische Lösung diente der Inspiration, realer (Simulations-)Algorithmus weicht von der Initiallösung ab.
- Zu starker Fokus auf rasche Konvergenz führt zu suboptimalen Lösungen.

Danke für die
Aufmerksamkeit !

Referenzen

- [BoDoTh 99] Bonabeau E., Dorigo M., Theraulaz G.: *Swarm Intelligence – From Natural to Artificial Systems*; Oxford University Press, 1999.
- [BiRo 03] Blum C., Roli A.: *Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison*. ACM Computing Surveys, 35(3), pp. 268 – 308.
- [DeAGP 90] Deneubourg J.-L., Aron S., Goss S., Pasteels J.-M.: *The Self-Organizing Exploratory Pattern of the Argentine Ant*. Journal of Insect Behavior, 3, (1990), pp. 159 - 168.
- [Dorigo 92] Dorigo M.: *Optimization, Learning and Natural Algorithms*. PhD thesis, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Milan.
- [DoGa 97a] Dorigo M., Gambardella L.M.: *Ant colonies for the traveling salesman problem*. BioSystems, 43 (2)pp 73 – 81.
- [DoGa 97b] Dorigo M., Gambardella L.M.: *Ant Colony System: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem*. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 6(4), pp. 31- 365.
- [DoSt 04] Dorigo M, Stützle T.: *Ant Colony Optimization*, MIT Press, 2004.