

Grundlagen der Künstlichen Intelligenz

21. Kombinatorische Optimierung und lokale Suche

Malte Helmert

Universität Basel

10. April 2015

Grundlagen der Künstlichen Intelligenz

10. April 2015 — 21. Kombinatorische Optimierung und lokale Suche

21.1 Kombinatorische Optimierung

21.2 Beispiel

21.3 Lokale Suche: Hill-Climbing

21.4 Verbesserungen für lokale Suche

21.5 Zusammenfassung

21.1 Kombinatorische Optimierung

Kombinatorische Optimierung: Einführung

vorige Kapitel: **klassische Zustandsraumsuche**

- ▶ finde **Aktionsfolge** (Pfad) von Anfangszustand zu Zielzustand mit möglichst niedrigen Kosten
- ▶ Schwierigkeit: grosse Anzahl an Zuständen („**kombinatorische Explosion**“)

dieses Kapitel: **kombinatorische Optimierungsprobleme**

ähnliches Szenario, aber:

- ▶ keine vorgegebenen Aktionen und Transitionen
- ▶ suche nicht Pfad, sondern **Konfiguration** („Zustand“) mit möglichst niedrigen Kosten/möglichst hoher Qualität

Kombinatorisches Optimierungsproblem

Definition (kombinatorisches Optimierungsproblem)

Ein **kombinatorisches Optimierungsproblem** (KOP) ist gegeben durch ein 4-Tupel $\langle C, S, opt, v \rangle$ bestehend aus:

- ▶ einer Menge von (Lösungs-) **Kandidaten** C
- ▶ einer Menge von **Lösungen** $S \subseteq C$
- ▶ der **Optimierungsrichtung** $opt \in \{\min, \max\}$
- ▶ einer **Zielfunktion** $v : S \rightarrow \mathbb{R}$

Hinweise:

- ▶ „Problem“ hier in einem anderen Sinn (entsprechend „Problem Instanz“) als sonst in der Informatik üblich
- ▶ praktisch interessante KOPs haben in der Regel zu viele Kandidaten, als dass diese explizit aufgezählt werden könnten

Optimale Lösungen

Definition (optimale Lösung)

Sei $\mathcal{O} = \langle C, S, opt, v \rangle$ ein KOP.

Die **optimale Lösungsqualität** v^* von $\mathcal{O}$ ist definiert als

$$v^* = \begin{cases} \min_{c \in S} v(c) & \text{falls } opt = \min \\ \max_{c \in S} v(c) & \text{falls } opt = \max \end{cases}$$

(v^* ist undefiniert, wenn $S = \emptyset$ gilt.)

Eine Lösung s von $\mathcal{O}$ heisst **optimal**, wenn $v(s) = v^*$ gilt.

Kombinatorische Optimierung

Das grundlegende algorithmische Problem:

Kombinatorische Optimierung

Finde eine **Lösung** mit möglichst guter Qualität für ein kombinatorisches Optimierungsproblem $\mathcal{O}$ oder weise nach, dass keine Lösung existiert.

Möglichst gut heisst hier, dass die Lösungsqualität möglichst nahe an der optimalen Qualität v^* liegt.

Relevanz und Schwierigkeit

- ▶ Es gibt unzählige praktisch wichtige kombinatorische Optimierungsprobleme.
- ▶ Deren Lösung ist einer der zentralen Inhalte der **Unternehmensforschung** (**operations research**).
- ▶ Viele wichtige kombinatorische Optimierungsprobleme sind **NP-vollständig**.
- ▶ Die meisten „klassischen“ NP-vollständigen Probleme können als kombinatorische Optimierungsprobleme formuliert werden.
 - ↪ **Beispiele:** TSP (vgl. Hausaufgaben), VERTEXCOVER, CLIQUE, BINPACKING, PARTITION

Suche vs. Optimierung

KOPs haben

- ▶ einen **Suchaspekt** (unter den gegebenen Kandidaten C eine Lösung in S finden) und
- ▶ einen **Optimierungsaspekt** (unter den gegebenen Lösungen S eine Lösung finden, die besonders gut ist).

Reine Such-/Optimierungsprobleme

Wichtige Spezialfälle ergeben sich, wenn einer dieser Aspekte trivialisiert:

- ▶ **reine Suchprobleme:**
 - ▶ alle Lösungen sind gleich gut
 - ▶ Schwierigkeit ist, **überhaupt** eine Lösung zu finden
 - ▶ **formal:** v ist konstante Funktion (z.B. konstant 0); opt kann beliebig gewählt werden (spielt keine Rolle)
- ▶ **reine Optimierungsprobleme:**
 - ▶ alle Kandidaten sind Lösungen
 - ▶ Schwierigkeit ist, Lösung **hoher Qualität** zu finden
 - ▶ **formal:** $S = C$

21.2 Beispiel

Beispiel: 8-Damen-Problem

8-Damen-Problem

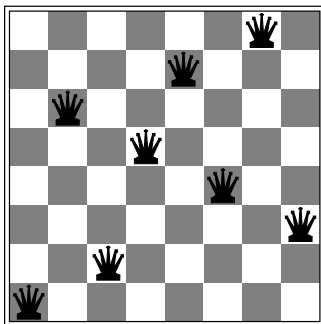
Wie kann man

- ▶ **8 Damen** auf einem Schachbrett platzieren,
- ▶ so dass sich **keine zwei Damen bedrohen?**
- ▶ ursprünglich 1848 vorgestellt
- ▶ **Varianten:** Brettgrösse; andere Figuren; mehr Dimensionen

Das Problem hat **92 Lösungen** bzw. **12 Lösungen**, wenn man symmetrische Lösungen (Rotation/Spiegelung) nur einmal zählt.

Beispiel: 8-Damen-Problem

Aufgabe: Platziere 8 Damen so auf einem Schachbrett, dass sie sich nicht bedrohen



Ist dieser Kandidat eine Lösung?

Formal: 8-Damen-Problem

Wie können wir das Problem formal definieren?

Idee:

- ▶ offensichtlich muss in jeder „Spalte“ genau eine Dame stehen
- ▶ beschreibe Kandidaten als 8-Tupel, wobei der i -te Eintrag die „Zeile“ für die Dame in der i -ten Spalte angibt

formal: $\mathcal{O} = \langle C, S, opt, v \rangle$ mit

- ▶ $C = \{1, \dots, 8\}^8$
- ▶ $S = \{ \langle r_1, \dots, r_8 \rangle \mid \forall 1 \leq i < j \leq 8 : r_i \neq r_j \wedge |r_i - r_j| \neq |i - j| \}$
- ▶ v konstant, opt egal (reines Suchproblem)

21.3 Lokale Suche: Hill-Climbing

Algorithmen für kombinatorische Optimierungsprobleme

Welche Algorithmen verwendet man, um kombinatorische Optimierungsprobleme zu lösen?

- ▶ Formulierung als klassische Suchprobleme $\rightsquigarrow$ [vorige Kapitel](#)
- ▶ Formulierung als Constraint-Netz $\rightsquigarrow$ [folgende Kapitel](#)
- ▶ Formulierung als logisches Erfüllbarkeitsproblem $\rightsquigarrow$ [später](#)
- ▶ Formulierung als mathematisches Optimierungsproblem (LP/IP) $\rightsquigarrow$ [nicht in dieser Vorlesung](#)
- ▶ **lokale Suche** $\rightsquigarrow$ [dieses Kapitel](#)

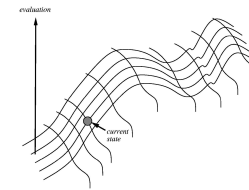
Suchverfahren für kombinatorische Optimierung

- Die Grundidee der **heuristischen Suche** ist für KOPs anwendbar, wenn wir **Kandidaten** als **Zustände** betrachten.
- Der wesentliche Unterschied: es gibt keine „Aktionen“ als Teil der Problemdefinition.
 - Stattdessen können wir selbst aussuchen, welche Kandidaten wir als „benachbart“ betrachten wollen.
 - Definition der Nachbarschaft **wichtiger Aspekt** beim Entwurf guter Algorithmen für gegebenes KOP
- Der „Pfad zum Ziel“ spielt aus Benutzersicht keine Rolle.
 - keine Pfadkosten; „Eltern“ und „erzeugende Aktionen“ egal
 $\rightsquigarrow$ keine Suchknoten nötig

Lokale Suchverfahren: Ideen

Grundideen von lokalen Suchverfahren für KOPs:

- Heuristik h schätzt ab, wie „gut“ ein Kandidat ist
 - bei reinen Optimierungsproblemen oft Zielfunktion v selbst
 - bei reinen Suchproblemen oft Abstandsschätzung zur nächsten Lösung (wie in der Zustandsraumsuche)
- es werden keine Pfade gemerkt, nur Kandidaten
- oft nur **ein** aktueller Kandidat $\rightsquigarrow$ sehr speicherfreundlich (dafür nicht vollständig oder optimal)
- oft Initialisierung mit **zufälligem** Kandidaten
- schrittweise Verbesserung durch „Bergsteigen“ (**hill-climbing**)



Hill-Climbing

Hill-Climbing (für Maximierungsprobleme)

current := a random candidate

repeat:

next := a neighbor of *current* with maximum h value

if $h(next) \leq h(current)$:

return *current*

current := *next*

Anmerkungen:

- Suche als **Wanderung (walk)** „bergauf“ in einer **Landschaft**, die durch die **Nachbarschaftsbeziehung** definiert ist.
- Heuristik-Werte definieren „Höhe“ des Geländes
- analoger Algorithmus für Minimierungsprobleme wird traditionell ebenfalls „Hill-Climbing“ genannt, auch wenn das Bild nicht ganz passt.

Eigenschaften von Hill-Climbing

- terminiert immer, wenn Kandidatenmenge endlich (**Warum?**)
- keine Garantie, dass Ergebnis eine Lösung ist
- wenn Ergebnis eine Lösung ist, ist sie **lokal optimal** (bzgl. h), aber es gibt keine globalen Qualitätsgarantien

Beispiel: 8-Damen-Problem

Aufgabe: Platziere 8 Damen so, dass sie sich nicht bedrohen

mögliche Heuristik: Anzahl Damenpaare, die sich bedrohen
(Formulierung als Minimierungsproblem)

mögliche Nachbarschaft: bewege eine Dame in ihrer Spalte

18	12	14	13	13	12	14	14
14	16	13	15	12	14	12	16
14	12	18	13	15	12	14	14
15	14	14	13	16	13	16	
17	14	17	15	14	16	16	
17	16	18	15	15	15	15	
18	14	15	15	14	16	16	
14	14	13	17	12	14	12	18

Performance-Zahlen für 8-Damen-Problem

- ▶ Problem hat $8^8 \approx 17$ Millionen Kandidaten.
(zur Erinnerung: darunter 92 Lösungen)
- ▶ Nach zufälliger Initialisierung findet Hill-Climbing in etwa 14% der Fälle eine Lösung.
- ▶ Im Durchschnitt nur etwa 4 Schritte!

21.4 Verbesserungen für lokale Suche

Verbesserung von Hill-Climbing?

mögliche Verbesserung:

- ▶ „Stagnation“ (Schritte ohne Verbesserung) erlauben
- ▶ Anzahl Schritte beschränken, um Terminierung zu garantieren
- ▶ am Ende besten besuchten Kandidaten zurückliefern
 - ▶ reine Suchprobleme: terminieren, sobald Lösung gefunden

Beispiel 8-Damen-Problem:

- ▶ bei max. 100 erlaubten Schritten Lösung in 94% der Fälle
- ▶ im Durchschnitt 21 Schritte, bis Lösung gefunden

~> funktioniert hier sehr gut;
bei schwierigen Problemen aber oft nicht gut genug

Probleme von lokalen Suchverfahren

Probleme für Hill-Climbing:

- ▶ **Lokale Optima:** alle Nachbarn schlechter als aktueller Kandidat
- ▶ **Plateaus:** viele Nachbarn gleich gut wie aktueller Kandidat; keiner besser

Folgen:

- ▶ Algorithmus kann bei diesem Kandidaten stecken bleiben
- ▶ selbst wenn nicht: keine Führung zu (guter) Lösung möglich

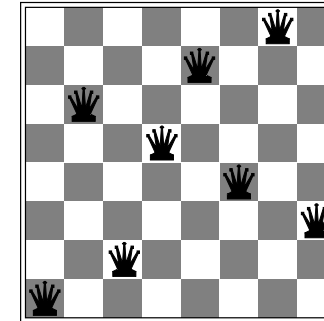
mögliche Abhilfen:

- ▶ (manchmal) zufällige Schritte
- ▶ Breitensuche zu besserem Kandidaten
- ▶ Neustart

Beispiel: lokales Minimum im 8-Damen-Problem

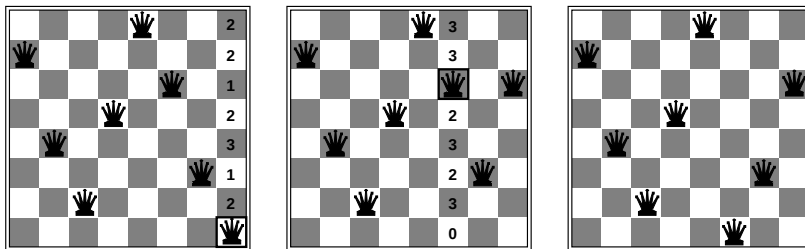
Lokales Minimum:

- ▶ Kandidat hat 1 Konflikt
- ▶ alle Nachbarn haben mindestens 2



Beispiel: Hill-Climbing für 8-Damen-Problem

Eine mögliche Variation von Hill-Climbing:
wähle **zufällig** eine Spalte und setze Dame dort auf Feld mit minimal vielen Konflikten.



Gute lokale Suchverfahren kombinieren oft
Zufall (Exploration) mit **Heuristik (Exploitation)**.

Ausblick: Simulierte Abkühlung

Simulierte Abkühlung (**simulated annealing**) ist ein lokales Suchverfahren, bei dem systematisch „Rauschen“ injiziert wird: erst viel, dann immer weniger.

- ▶ Wanderung mit fester Anzahl Schritte N (andere Varianten möglich)
- ▶ zu Beginn ist es „heiss“, und die Wanderung verläuft weitestgehend zufällig
- ▶ mit der Zeit wird es kälter (gesteuert durch Temperaturverlauf **schedule**)
- ▶ je kälter es wird, desto unwahrscheinlicher wird es, dass ein Übergang zu einem schlechteren Nachbarn zugelassen wird

Sehr erfolgreich in bestimmten Anwendungen, z. B. VLSI-Layout.

Simulierte Abkühlung: Pseudo-Code

Simulated Annealing (für Maximierungsprobleme)

```

curr := a random candidate
best := none
for each  $t \in \{1, \dots, N\}$ :
    if is_solution(curr) and (best is none or  $v(curr) > v(best)$ ):
        best := curr
     $T := \text{schedule}(t)$ 
    next := a random neighbor of curr
     $\Delta E := h(next) - h(curr)$ 
    if  $\Delta E \geq 0$  or with probability  $e^{\frac{\Delta E}{T}}$ :
        curr := next
return best

```

Ausblick: Genetische Algorithmen

Die Evolution findet sehr erfolgreich gute Lösungen.

Idee: Simuliere Evolution durch **Selektion**, **Kreuzen** und **Mutation** von Individuen.

Zutaten:

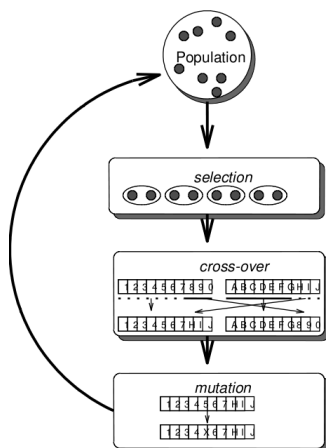
- Kodierung von Kandidaten durch String von Symbolen (oder Bits)
- **Fitness-Funktion:** bewertet Güte von Kandidaten (entspricht Heuristik)
- Eine **Bevölkerung** von k (z. B. 10–1000) „Individuen“ (Kandidaten)

Beispiel 8-Damen-Problem: Kodierung als String von 8 Zahlen. Fitness ist Anzahl nicht-attackierender Paare. Population besteht aus 100 derartigen Kandidaten.

Selektion, Mutation und Kreuzung

Viele Varianten:

Wie wird selektiert? Wie wird gekreuzt? Wie wird mutiert?



Selektion anhand von Fitness-Funktion; anschliessend Paarung

Bestimmung von Punkten, an denen gekreuzt wird, dann Rekombination

Mutation: String-Elemente werden mit bestimmter Wahrscheinlichkeit verändert.

21.5 Zusammenfassung

Zusammenfassung (1)

kombinatorische Optimierungsprobleme:

- ▶ Finde unter vielen **Kandidaten** eine **Lösung** von möglichst hoher **Qualität**.
- ▶ Abgrenzung zur Zustandsraumsuche: keine Aktionen, Pfade etc.; nur „Zustand“ wichtig
- ▶ häufig gelöst durch **lokale Suchverfahren**

Zusammenfassung (2)

lokale Suche:

- ▶ Betrachte einen (oder wenige) Kandidaten auf einmal; versuche schrittweise Verbesserungen zu erzielen
- ▶ Schwierigkeit: **lokale Optima** und **Plateaus**
- ▶ Abhilfe: Abwägen von **Exploration vs. Exploitation** (z.B. durch **Zufall** und **Neustarts**)
- ▶ **Simuliertes Abkühlung** und **genetische Algorithmen** sind komplexere Suchverfahren, die typische Ideen aus der lokalen Suche aufgreifen (Randomisierung, Weiterverfolgung von viel versprechenden Kandidaten)