

Algorithmen im Chip-Entwurf 3

Timing-Analyse und Heuristiken

Andreas Koch
FG Eingegebettete Systeme
und ihre Anwendungen
TU Darmstadt

Organisatorisches

- **Gute Nachricht für 2 SWS'ler**
 - Ohne vollständiges Programmierprojekt
 - Erste Aufgabe nur für Klausurpunkte
- **Vereinfachung**
 - Keine Timing-Analyse mehr erforderlich
- **Gestreckter Zeitplan**
 - Abgabe am Montag, den 20.11.06
 - Bis 23:59 Uhr
- **Nochmal: Das gilt nicht für 4 SWS'ler**
 - Mit vollständigem Programmierprojekt
 - Dafür ohne Klausur

Übersicht

- Timing-Analyse
- Vereinfachtes Beispielproblem
 - Unit-Size Placement Problem (UPP)
- Heuristiken
 - Nachbarsuche
 - Simulated Annealing
 - Tabu-Suche
 - Genetische Algorithmen
- Zusammenfassung

Grundlagen Timing-Analyse

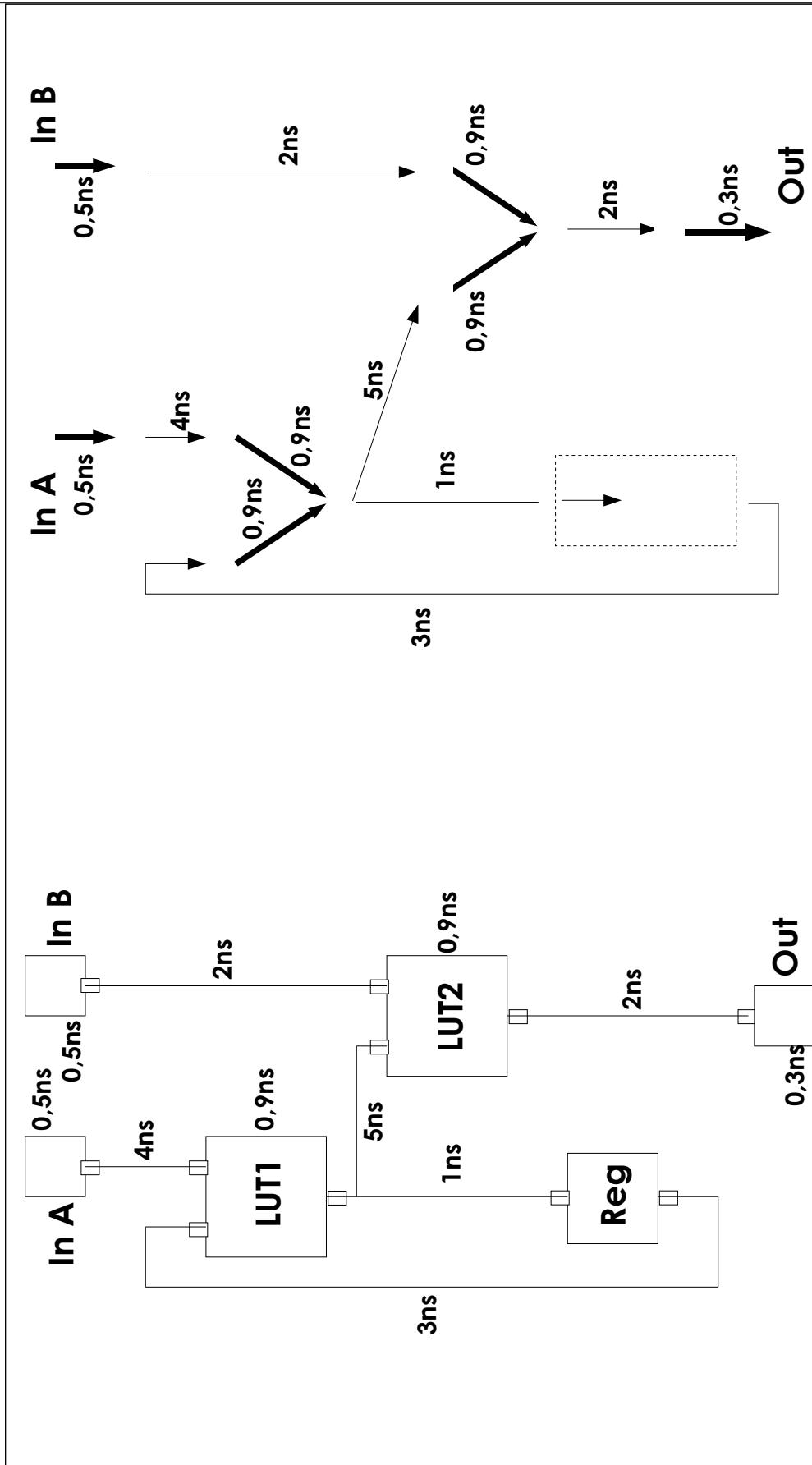
■ Wozu?

- Analysiere fertige Layouts
- Analysiere einzelne Verbindungen während Layouterzeugung
 - ◆ Erkenne kritische Verbindungen
 - ◆ Behandle diese mit Vorrang

■ Worauf?

- Schaltungselemente
 - ◆ Gatter, Wertetabellen (*LUT*), Register, I/O-Blöcke, ..
 - ◆ Bleiben konstant, exakte Verzögerungen bekannt
- Netze
 - ◆ Nur nach Layouterzeug. bekannt, vorher schätzen

Modellierung



■ Auf „4-partitem“ Graph

- Externe Ein-/Ausgänge, Ein-/Ausgangs-Ports

Timing-Analyse und Heuristiken

Berechnung Ankunftszeit

- Ankunftszeit (Arrival) an Knoten v:

$$T_a(v) = \underset{(u,v) \in E}{\operatorname{Max}} (T_a(u) + w(u,v))$$

- Idee: BFS oder zyklenfreier LP

- Beginne mit $T_a(v) = 0$ mit Knoten v:
 - ◆ Externer Eingang, Registerausgang
 - ◆ Bearbeite Knoten mit bearbeiteten Vorgängern
 - Späteste Gesamtankunftszeit $D_{\max} = \text{Taktper.}$
 - ◆ An externem Ausgang oder Registereingang
 - ❖ Im Beispiel 13,6ns

Spätestmögliche Ankunftszeit

- Wie unwichtig sind unkritische Netze?
 - Idee: Verschiebbare Elemente bei Kompakt.
 - Hier auf Zeitintervalle anwenden (*slack*)
 - „Wieviel langsam kann ein Netz werden, ohne dass die gesamte Schaltung leidet?“

- Berechnung
 - Mittels spätestmöglicher Ankunftszeit
 - ◆ Required time $T_r(u)$ an Knoten u
 - ◆ Spätestmöglicher Ankunftszeitpunkt von Signalen
 - ❖ Sonst Verlangsamung der ganzen Schaltung
 - ◆ Analog Kompaktierungsbeispiel
 - ❖ Rechteste Position ohne Breitenvergrößerung

Berechnung $T_r(u)$ & $\text{slack}(u, v)$

- Beginne mit $T_r(u) = D_{\max}$ bei Knoten u :
 - Externer Ausgang, Registereingang
- Nun BFS/LP rückwärts
- Bearbeite Knoten
 - Nur mit komplett bearbeiteten Vorgängern
 - ◆ Rückwärts: Vorgänger hier sind sonst Nachfolger!

$$T_r(u) = \min_{(u, v) \in E} (T_r(v) - w(u, v))$$

- Slack einer Verbindung von u nach v
 - ↳ $k(u, v) = T_r(v) - T_a(u) - w(u, v)$
- Beachte: Auf kritischem Pfad slack = 0

Beispiel s27.critical

```
Node: 4 INPAD_SOURCE Block #2 (s27_in_3 )
T_arr: 0 T_req: -3.88578e-16 Tdel: 5e-10

Node: 5 INPAD_OPIN Block #2 (s27_in_3 )
Pin: 0
T_arr: 5e-10 T_req: 5e-10 Tdel: 5e-09
Net to next node: #2 (s27_in_3_). Pins on net: 5.

Node: 12 CLB_IPIN Block #6 (s27_out)
Pin: 0
T_arr: 5.5e-09 T_req: 5.5e-09 Tdel: 0

Node: 17 SUBBLK_IPIN Block #6 (s27_out)
Pin: 0 Subblock #0
T_arr: 5.5e-09 T_req: 5.5e-09 Tdel: 9e-10

Node: 21 SUBBLK_OPIN Block #6 (s27_out)
Pin: 4 Subblock #0
T_arr: 6.4e-09 T_req: 6.4e-09 Tdel: 0

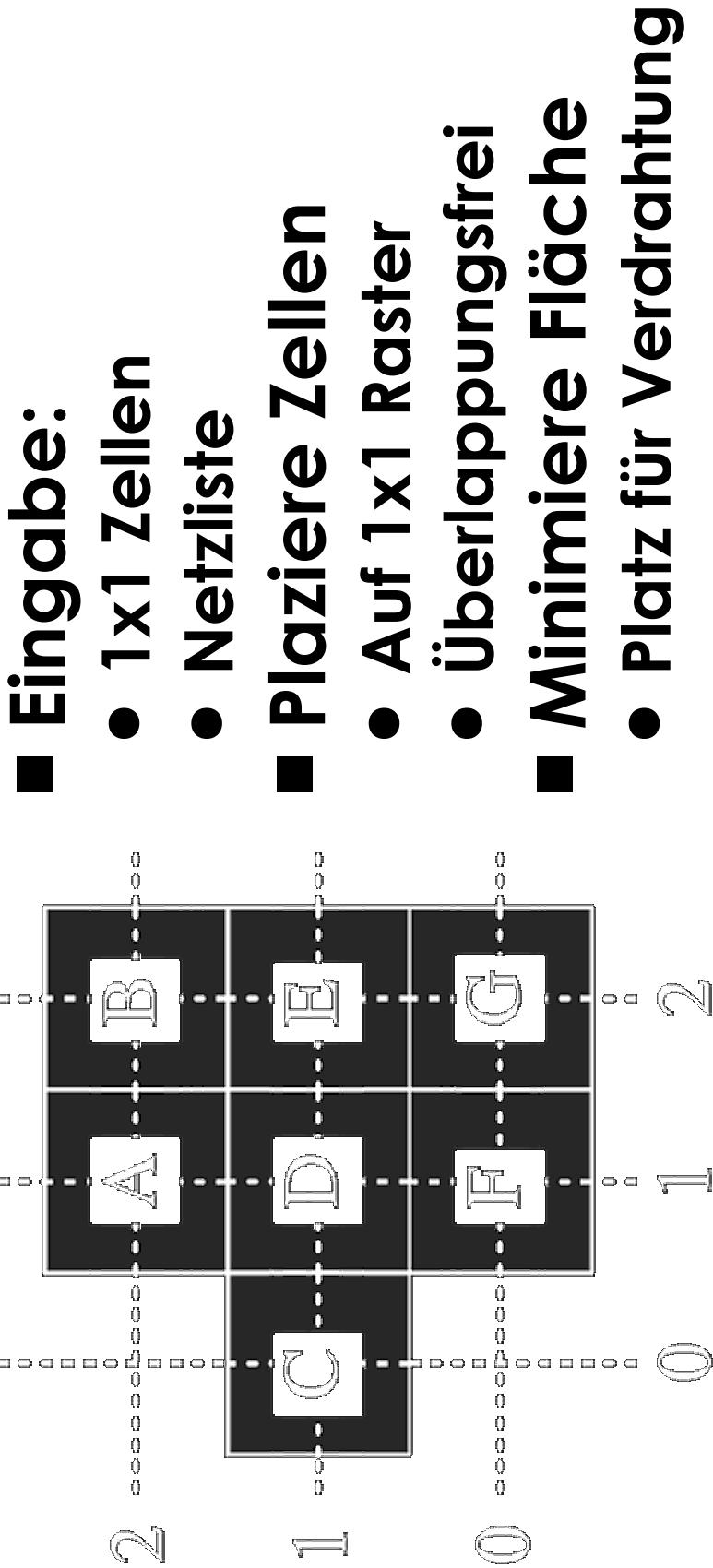
Node: 16 CLB_OPIN Block #6 (s27_out)
Pin: 4
T_arr: 6.4e-09 T_req: 6.4e-09 Tdel: 1e-09
Net to next node: #5 (s27_out). Pins on net: 2.

Node: 10 OUTPAD_IPIN Block #5 (out:s27_out)
Pin: 0
T_arr: 7.4e-09 T_req: 7.4e-09 Tdel: 3e-10

Node: 11 OUTPAD_SINK Block #5 (out:s27_out)
T_arr: 7.7e-09 T_req: 7.7e-09
```

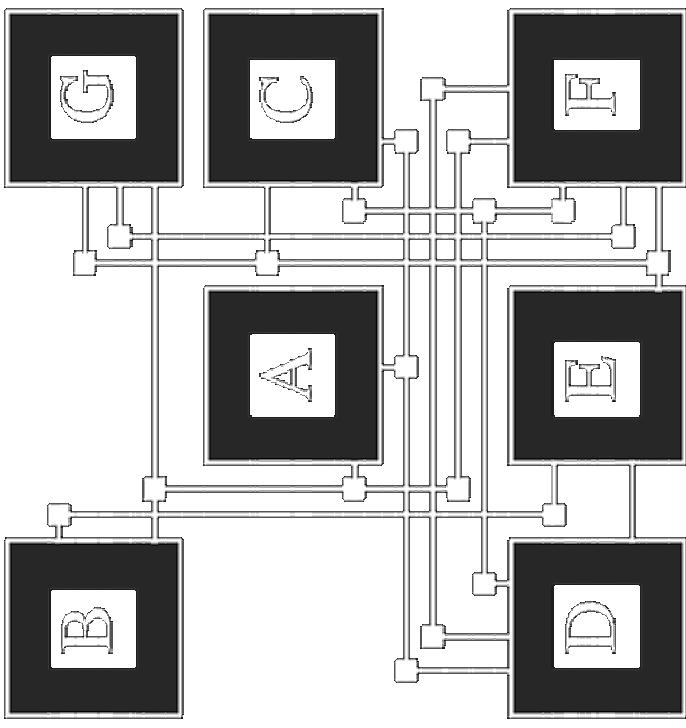
Nodes on crit. path: 8 Non-global nets on crit. path: 2.
Global nets on crit. path: 0.
Total logic delay: 1.7e-09 (s) Total net delay: 6e-09 (s)

Beispielanwendung UPP 1



n1: A, B, F, G n5: C, D, F
n2: B, E n6: C, E, F, G
n3: D, E n7: D, F
n4: A, C, D n8: F, G

Unit-Size Placement 2



**Plazierung mit
Verdrahtung**

Schlechtere Plazierung
■ Mehr Verdrahtungsspuren

Problem: Bestimmung der Qualität

- Komplette Verdrahtung dauert zu lange
- Abschätzen

Art der Probleme

- Viele Probleme im Bereich VLSI CAD sind
 - NP-vollständig
 - NP-hart
 - ◆ Mindestens so aufwendig wie NP-vollständig
- Exakt lösbar nur für kleine Problemgrößen
- Falls sub-optimale Lösungen akzeptabel
 - Näherungsverfahren
 - ◆ Garantieren eine vorgegebene Lösungsqualität
 - ◆ Nicht allgemein formulierbar
 - Heuristiken
 - ◆ In der Praxis: Schwankende Lösungsqualität

Darstellung einer „Lösung“

- Problem-spezifisch
- Algorithmen-spezifisch

- Grundsätzlich unterscheidbar
 - Vollständige Lösung
 - ◆ Alle Unbekannten haben gültige Werte
 - ⇒ Algorithmus könnte beliebig beendet werden
 - Unvollständige Lösung
 - ◆ Einige/alle Unbekannte sind noch unbestimmt
 - ⇒ Algorithmus muss weiterrechnen

Definitionen

- Instanz $I = (F, c)$
 - Lösungsraum F
 - Kostenfunktion $c: F \rightarrow \mathbb{R}$
- Lösung $\underline{f} \in F: \underline{f} = [f_1, \dots, f_n]^T$
 - Explizite Einschränkungen: Wertebereiche f_i
 - Implizite Einschränkungen: Abhängigkeiten
- Teillösung $\tilde{\underline{f}}$
 - Einige f_i undefiniert
 - Spannt Unterraum von F auf

Nachbarsuche 1

- Starte mit einer vollständigen Lösung
- Bestimme „Nachbarn“ der Lösung
 - Andere Lösungen „nahe“ an existierender
 - Definition von „Nähe“ ist problemspezifisch
- Wähle „besseren“ Nachbarn aus
- Wiederhole

Nachbarsuche 2

■ Formal

- Problem $I = (F, c)$
 - Lösung $\underline{f} \in F$
 - Nachbarschaft $N: F \rightarrow 2^F$
 - ◆ Potenzmenge 2^F : Menge der Untermengen von F
 - Nachbar $\underline{g} \in N(\underline{f})$
- ## ■ Beispielzug UPP: Vertausche zwei Zellen
- n Zellen, $(n-1)$ Partner
 - Komplexere Züge möglich
 - ◆ Tausche 3 Zellen, tausche Regionen, ...

$$|N(\vec{f})| = \frac{n(n-1)}{2}$$

Nachbarsuche 3

- Welches $g \in N(f)$ wählen?
- Ziel: Kostenreduzierung bezüglich c
- Also wähle g mit
 $c(g) < c(f)$
- Ende mit f bei
 $c(g) \geq c(f)$ für alle $g \in N(f)$

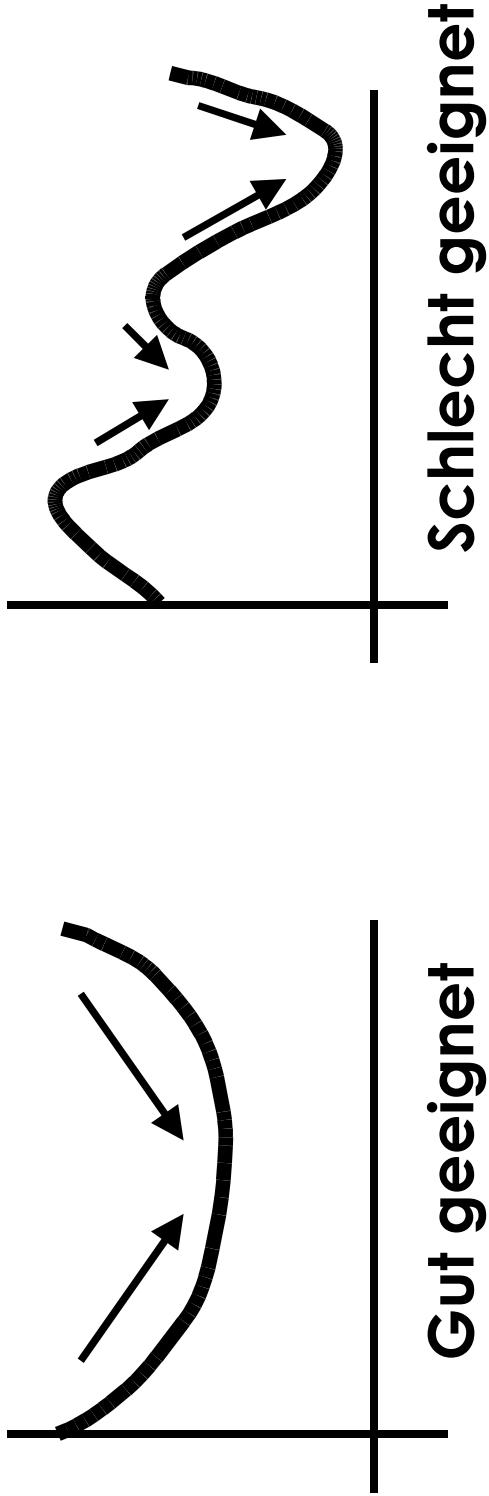
Nachbarsuche 4

```
local_search() {  
    feasible_solution f;  
    set<feasible_solution> G;  
  
    f := initial_solution();  
    do {  
        G := {g | g ∈ N(f) ∧ c(g) < c(f)};  
        if (G ≠ Ø)  
            f := G.pickany();  
        } while (G ≠ Ø);  
        report(f);  
    }  
}
```

- Initialisierung
- Strategien
 - Erste Verbesserung
 - Steilster Abstieg

Nachbarsuche 5

■ „Form“ der Kostenfunktionen



■ Steckenbleiben in lokalen Minima

- Betrachte größere Nachbarschaften
- Mehrere Läufe mit anderen Startlösungen
- Adaptiere Größe der Nachbarschaft

Simulated Annealing 1

■ Akzeptiere verschlechternde Züge

- Aber bessere Strategie als reiner Zufall!

■ Simulated Annealing (SA)

- Simuliertes Erstarren
- Inspiriert vom physikalischen Erstarrungsprozessen
 - ◆ Schnelles Erstarren ("Schockfrosten")
 - ❖ Hohe innere Spannung = hohe Energie
 - ◆ Langsames Abkühlen
 - ❖ Niedrige innere Spannung = niedrige Energie

Simulated Annealing 2

■ Physik

- Hohe Anfangstemperatur (flüssiges Material)
- Moleküle können sich frei anordnen
- Langsames Abkühlen
- Bewegungsfreiheit wird schrittweise weiter eingeschränkt
- Moleküle ordnen sich in Konfiguration niedrigster Energie an
- Am besten bei sehr *langsamem* Abkühlung

Simulated Annealing 3

■ Optimierung

- Energie entspricht Kostenfunktion
- Bewegung der Moleküle entspricht Zügen
- Temperatur entspricht Kontrollparameter T
 - ◆ Wie frei dürfen sich Moleküle bewegen?
= Welche Züge sind noch akzeptabel?
 - ◆ Niedrigere Energie/Kosten: Immer akzeptiert

$$c(\vec{g}) \leq c(\vec{f})$$

- ◆ Höhere Energie/Kosten: Akzeptiert bei

$$\Delta c = c(\vec{g}) - c(\vec{f}) \quad \text{mit} \quad e^{-\frac{\Delta c}{T}}$$

Simulated Annealing 4

$$\Delta c = c(\vec{g}) - c(\vec{f}) \quad \text{mit} \quad e^{-\frac{\Delta c}{T}} = \frac{1}{e^{\frac{\Delta c}{T}}}$$

- Hohe Temperaturen
 - Akzeptiere fast alle schlechten Züge
- Niedrige Temperaturen
 - Akzeptiere fast keine schlechten Züge mehr
- Physik: Boltzmann-Verteilung
 - Statistische Mechanik

Simulated Annealing 5

```
feasible_solution bsf;

simulated_annealing() {
    feasible_solution f, g;
    float T;
    T := initial_temperature();
    f := initial_solution();
    bsf := f;
    do {
        do {
            g := N(f).pickany();
            if (accept(f, g))
                f := g;
        } while (!thermal_equilibrium(T));
        T := new_temperature(T);
    } while (!stop());
    report(bsf);
}
```

Simulated Annealing 6

- **initial_temperature()**
 - Bestimmt ausreichend hohe Starttemperatur
 - **initial_solution()**
 - Bestimmt Startlösung
 - ◆ zufällige, aber gültige Lösung OK!
 - **thermal_equilibrium()**
 - Gleichgewicht auf einer Temperaturstufe
 - **new_temperature()**
 - Bestimmt nächsten Temperaturschritt
 - **stop()**
 - Abbruchkriterium
- **BSF:** „Best so far“, beste bisherige Lsg.
- **Letzte Lösung ist nicht immer die beste!**

Simulated Annealing 7

■ TimberWolf: Standard Cell-Placer

- Start mit $T = 4.000.000$
 - Stop bei $T < 0,1$
 - Equilibrium abhängig von Problemgröße
 - ◆ 100 Züge pro Zelle bei 200 Zellen
 - ◆ 700 Züge pro Zelle bei 3000 Zellen
 - Abkühlen
 - ◆ Anfangs mit $T_n = 0,8 T$
 - ◆ Im Mittelbereich mit $T_n = 0,95 T$
 - ◆ Gegen Ende mit $T_n = 0,8 T$
- Cooling Schedule

Simulated Annealing 8

- Bei geeigneter Cooling Schedule
 - SA findet immer die optimale Lösung
 - Praktisch aber nicht relevant (zu langsam)
- Viele Variationsmöglichkeiten
 - stop() abhängig von accept()
 - Adaptive Cooling Schedules
- Bibliotheken: ASA, EBSA
- SA ist allgemein verwendbar
- Aber: Spezialisierte Lösungen sind besser

Tabu Suche 1

- **Simulated Annealing**
 - Aufsteigende Züge zu Beginn akzeptiert
 - **Tabu-Suche (TS)**
 - Aufsteigende Züge werden *immer akzeptiert*
 - Gehe *immer* zu $g \in N(f)$ mit
- $$c(\vec{g}) = \min_{\vec{h} \in N(\vec{f})} c(\vec{h})$$
- Auch, wenn $c(g) > c(f)$!
 - **Problem:** Zyklen
 - ◆ Ständige Wiederholung der letzten Züge

Tabu-Suche 2

- Lösung: Verbiete letzte k Lösungen
 - Lösungen sind als „tabu“ markiert
 - Vermeidet Zyklen der Länge k
- Realisierung
 - FIFO der Länge k von Lösungen

Tabu-Suche 3

```
tabu_search() {
    feasible_solution f, g, bsf;
    set<feasible_solution> G;
    FIFO<feasible_solution> Q;

    Q := Ø;
    f := initial_solution();
    bsf := f;
    do {
        G := {s | s ∈ N(f) ∧ s ∉ Q};
        if (G ≠ Ø) {
            g := G.findmin(c);
            Q.shiftin(g);
            f := g;
            if (c(f) < c(bsf))
                bsf := f;
        }
    } while (G ≠ Ø or stop());
    report(bsf);
}
```

Tabu-Suche 4

- **stop()**
 - „Keine Verbesserung in den letzten k Zügen“
- **UPP-Beispiel 10.000 Zellen**
 - Lösung beschreibt 10.000 Koordinatenpaare
 - Sehr große Tabu-Liste
 - Abhilfe: Setze nur einzelne Züge Tabu
 - Aber: Einschränkung des Lösungsraumes
- **Viele Variationsmöglichkeiten**
- **Kein theoretischer Hintergrund**
 - Erreichen des Optimums?
 - Wie stop() oder k wählen?

Genetische Algorithmen 1

- Auch hier
 - Umgang mit vollständigen Lösungen
- Aber: Gleichzeitig mehrere Lösungen
 - Menge P von Lösungen: Population
 - Generation k
 - Ersetze $P^{(k)}$ durch $P^{(k+1)}$ während Optimierung
- Bestimmung von $\underline{f}^{(k+1)} \in P^{(k+1)}$ mit
 - $\underline{f}^{(k)}, \underline{g}^{(k)} \in P^{(k)}$: Eltern von $\underline{f}^{(k+1)}$
 - Vererbung von Eigenschaften von $\underline{f}^{(k)}, \underline{g}^{(k)}$
 - ◆ Crossover
 - Ggf. Mutation von $\underline{f}^{(k+1)}$

Genetische Algorithmen 2

■ Kodierung bestimmt Operationen

- Beispiel: Bitfolge für Lösungsvektor \underline{f}
 - ◆ Chromosom

- UPP: 100 Zellen, 10x10 Raster

- ◆ 4 bit pro Koordinate
- ◆ 8 bit pro Koordinatenpaar
- ◆ $100 \times 8 \text{ bit} = 800 \text{ bit lange Bitfolge als Chromosom}$
- ◆ $L = \text{Länge des Chromosoms in Bit}$

■ Wichtige Unterscheidung zwischen

- Lösung

- ◆ Biologie: Phänotyp

- Kodierung der Lösung

- ◆ Biologie: Genotyp

■ Hier aber äquivalent benutzt

Genetische Algorithmen 3

- Vererbung mit dem Crossover-Operator
 - Kombiniere die Bitfolgen der Eltern
- Verschiedenste Realisierungen
 - 1. Beispiel
 - Wähle zufällige Crossover-Position $1 \leq r \leq L$
 - Kopiere bits $1 \dots (r-1)$ aus $\underline{f}^{(k)}$ nach $\underline{f}^{(k+1)}$
 - Kopiere bits $r \dots L$ aus $\underline{g}^{(k)}$ nach $\underline{f}^{(k+1)}$
 - ◆ Ggf.: Erzeuge 2. Kind $\underline{g}^{(k+1)}$ mit vertauschten Rollen

Genetische Algorithmen 4

Beispiel: UPP im 10x10 Raster, plaziere einzelne Zelle

$$r = 6$$

1. Elter $f^{(k)}$

0	1	0	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

1. Kind $f^{(k+1)}$

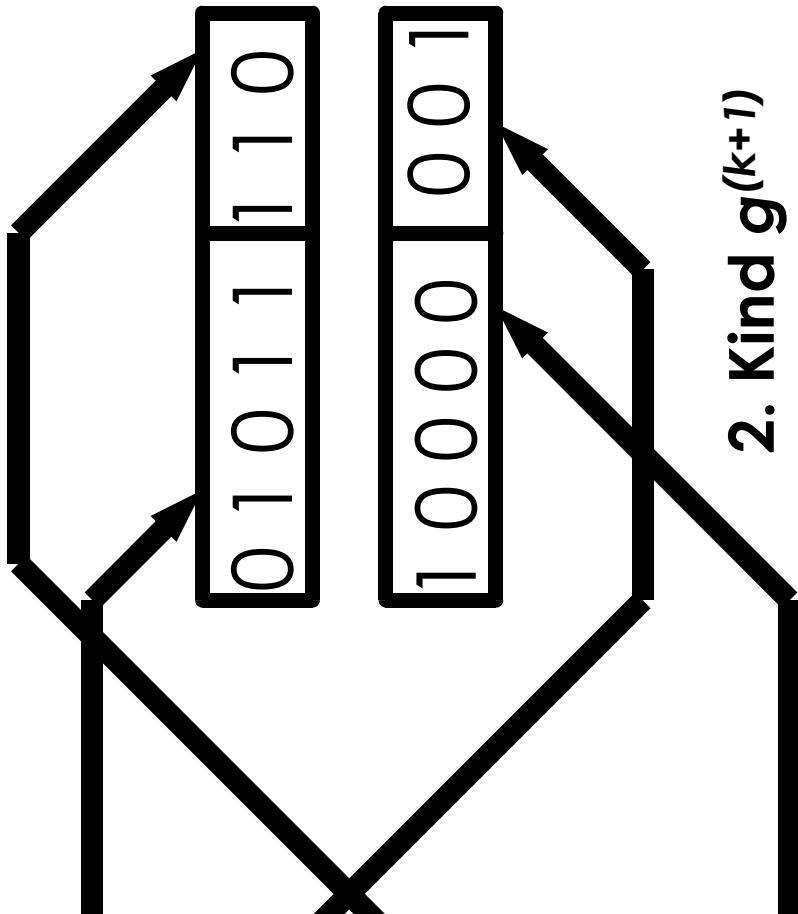
0	1	0	1	1	1	1	0
---	---	---	---	---	---	---	---

2. Elter $g^{(k)}$

1	0	0	0	1	1	0
---	---	---	---	---	---	---

1	0	0	0	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

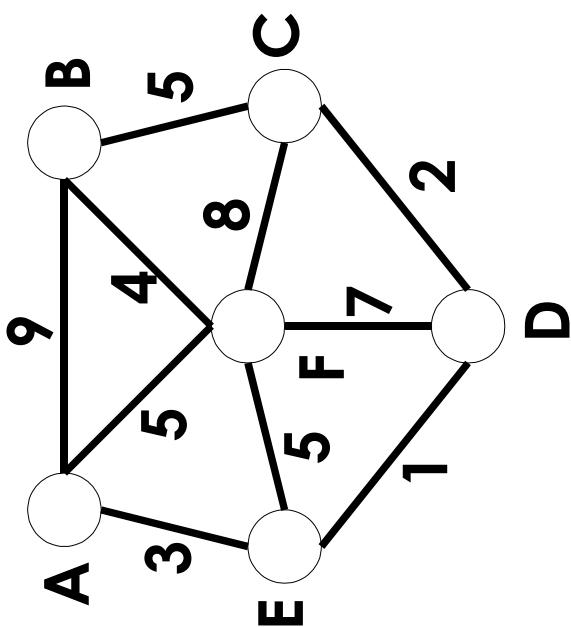
2. Kind $g^{(k+1)}$



Genetische Algorithmen 5

- Crossover erzeugt ungültige Lösungen
 - Abhilfe: Mehr Struktur als einfache Bitfolgen
- Bei UPP: Folgen von 4-bit Koordinaten
 - Nun zwar intern konsistente Koordinaten
 - Reicht aber im allgemeinen nicht aus!

Travelling Salesman Problem



- TSP
- Einfacher Zyklus durch alle Knoten mit minimaler Länge
 - Jeder Knoten nur einmal besucht
 - Minimale Kantengewichte
- NP-vollständig

Genetische Algorithmen 6

■ Chromosom: Folge von Knoten

■ Aber:

- $f^{(k)} = v_1 v_3 | v_6 v_5 v_2 v_4, g^{(k)} = v_4 v_2 | v_1 v_5 v_3 v_6, r=3$
 - $f^{(k+1)} = v_1 v_3 v_1 v_5 v_3 v_6, g^{(k+1)} = v_4 v_2 v_6 v_5 v_2 v_4$
- Keine gültigen Lösungen!

Genetische Algorithmen 7

■ Problem-spezifisches Crossover

■ Bei TSP: z.B. Geordnetes Crossover

- Kopiere Elemente $1 \dots (r-1)$ aus $\underline{f}^{(k)}$ nach $\underline{f}^{(k+1)}$
- Kopiere in $\underline{f}^{(k+1)}$ fehlende Elemente nach $\underline{f}^{(k+1)}$
 - ◆ In der Reihenfolge ihre Auftretens in $\underline{g}^{(k)}$
- Beispiel
 - ◆ $\underline{f}^{(k)} = v_1 v_3 \mid v_6 v_5 v_2 v_4, \underline{g}^{(k)} = v_4 v_2 \mid v_1 v_5 v_3 v_6, r=3$
 - ◆ $\underline{f}^{(k+1)} = v_1 v_3 v_4 v_2 v_5 v_6, \underline{g}^{(k+1)} = v_4 v_2 v_1 v_3 v_6 v_5, r=3$

Genetische Algorithmen 8

■ Bisher noch keine Optimierung

- Nur neue Lösungen erzeugt

→ Bevorzuge gute Lösungen vor schlechten

- Wähle „gute“ Eltern aus: Niedrige Kosten
- Kombiniere gute Eigenschaften in Nachwuchs
- Aber: Auch Gegenteil möglich (*r* zufällig)
 - ◆ Vererbung schlechter Eigenschaften
 - ◆ Idee: Schlechte Nachkommen verscheiden in nächster Generation

Genetische Algorithmen 9

```
genetic() {  
    int pop_size;  
    set<chromosome> pop, new_pop;  
    chromosome parent1, parent2, child;  
  
    pop := Ø;  
    for (i:=1; i <= pop.size(); i := i+1)  
        pop := pop ∪ {"Chromosom einer zufälligen Lösung"}  
    do {  
        newpop := Ø;  
        for (i:=1; i <= pop.size(); i := i + 1) {  
            parent1 := pop.select();  
            parent2 := pop.select();  
            child := crossover(parent1, parent2);  
            newpop := newpop ∪ {child};  
        }  
        pop := newpop;  
    } while (!stop());  
    report(pop.findmin(c));  
}
```

Genetische Algorithmen 10

- **stop()**
 - Keine Verbesserung in den letzten m Iterationen
 - m problemspezifischer Parameter
- **Mutation**
 - Fehler beim Kopieren
 - Vermeidet Steckenbleiben in lokalen Minima
- **Sehr viele Variationsmöglichkeiten**
 - Komplexes Crossover (mehrere r)
 - Mehrere Generationen gleichzeitig
 - Elite-Selektion
 - Meta-Genetische Algorithmen

Allgemeine Heuristiken

- Diverse Alternativen
 - Neuronale Netze
 - Simulierte Evolution
 - Lösen des SAT-Erfüllbarkeitsproblems
- Bei allen allgemeinen Ansätzen
 - Immer schlechter als problemspezifische
 - ◆ z.B. Kernighan-Lin für Partitionierung
 - Aber schneller zu realisieren
 - ◆ Bei unbekannten Problemeigenschaften
- Hybride Ansätze
 - z.B. Eingeschränktes SA
 - ◆ SDI, TU Braunschweig

Vorberitung

- Bestimmung von $T_{\alpha'}$, T_r und slack
 - Für Beispiel auf Folie 5
- Im Buch lesen
 - Kapitel 7.2 - 7.6

Zusammenfassung

- Timing-Analyse
- Unit-Size Placement Problem
- Gierige Nachbarsuche
 - Steckenbleiben in lokalen Optima
- Untersuchen schlechterer Lösungen
 - Simulated Annealing
 - Tabu-Suche
- Genetische Algorithmen
 - Paralleles Untersuchen mehrerer Lösungen
- Hybride Verfahren