

計算困難問題に対する
アルゴリズム理論
(J. ホロムコヴィッチ他, 2012)

理論輪読会 #2-4 2014/06/21

交通研究室 学部四年

日下部 達哉

Contents

1. 局所探索法
2. タブー探索法
3. 焼きなまし法
4. 遺伝アルゴリズム

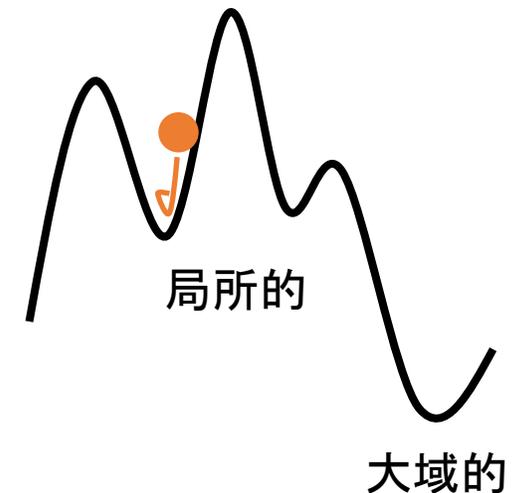
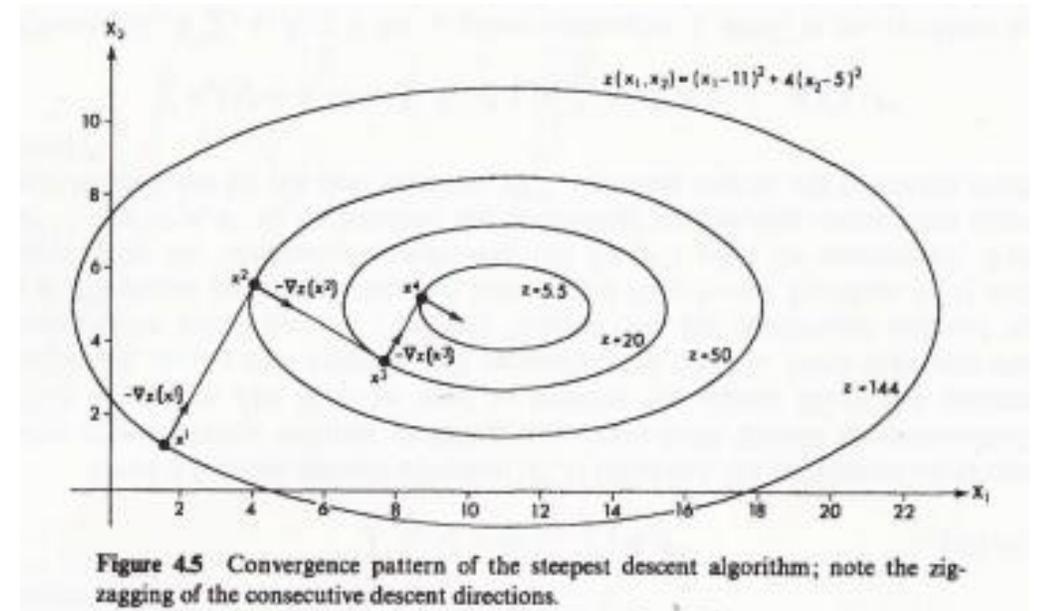
1. 局所探索法

➤ 最急勾配法のアルゴリズム(最小値)

- ① 初期状態: x_0
- ② 最も急な方向に動く... $\nabla_0 = \min \nabla z(x_0)$
- ③ ②の方向で、最小値まで動く... $x_1 = \min_{\alpha} (x_0 + \alpha \nabla_0)$
- ④ x_n が「収束」と判定されなければ ②~③ を繰り返す
「収束」と判定されれば x_n を出力する

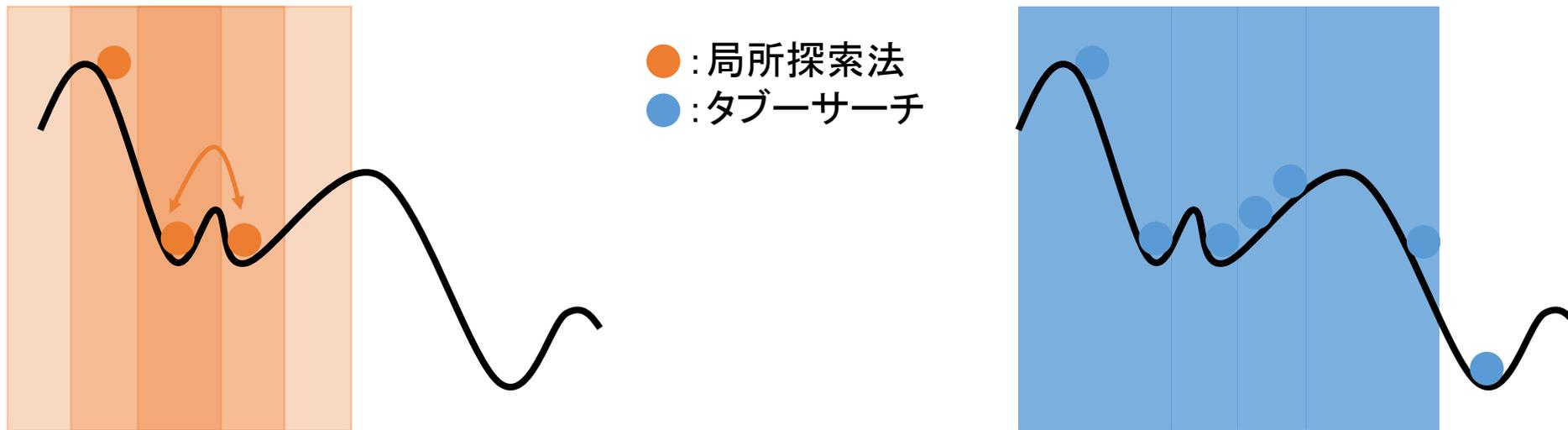
➤ 改悪解なら必ず移動しない

⇒ 局所最適解から抜け出せない可能性あり



2. タブー探索法

- 過去に行った選択を「タブー」とする
 - ⇒ 状態がループすることを防ぐ
 - ⇒ 「タブー」以外で最適解を探索することで、大域的な最適解を実現



2. タブー探索法

➤ アルゴリズム (最小値)

TABU		BEST
x_0	x_5	x_6

① 初期状態: x_0

$TABU := \{x_0\}$, $STOP := FALSE$, $BEST := x_0$

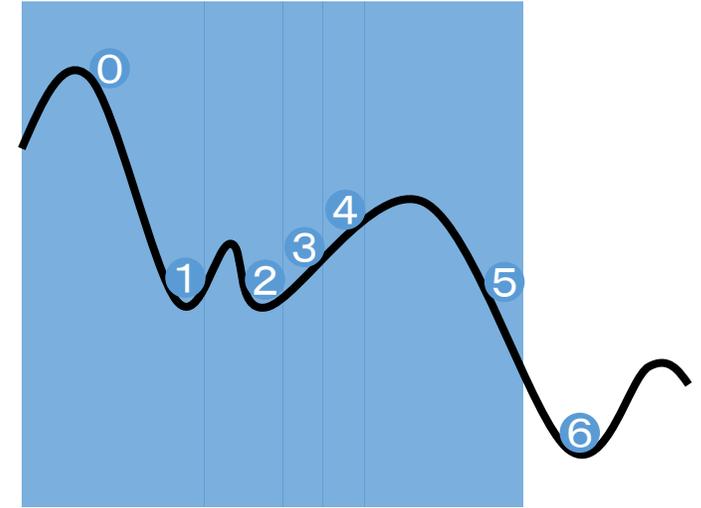
② 最良の近傍解 $x_1 = Neigh(x_0) - TABU$ を見つける

if $cost(x_1) < cost(BEST)$ ***then*** $BEST := x_1$

$x_0 := x_1$, $TABU := \{x_0 \leq x \leq x_1\}$, $STOP$ を更新

③ ***if*** $STOP = TRUE$ ***then*** $output(BEST)$ ***else goto*** ②

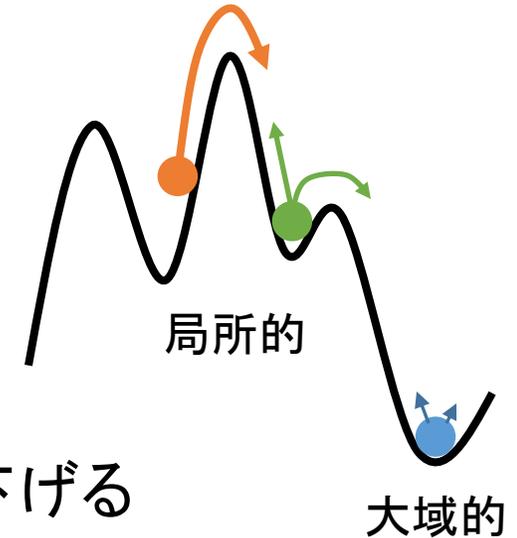
➤ 改悪解を許さない「確率」を導入する ... 乱択タブー探索法



3. 焼きなまし法

➤ 基本概念(物性物理学)

- ① 結晶構造に欠陥の多い固体物質がある
- ② 温度を最大まで上げて、物質を溶解させる
(全ての粒子がランダムに並ぶ)
- ③ 決められた冷却スケジュールに従って、温度を徐々に下げる
- ④ 結晶構造に欠陥のない固体物質(低エネルギー状態)になる
⇒ 温度の上昇をあえて許すことで、最低エネルギー状態を実現



➤ 基本概念(最適化)

- ⇒ 改悪解を許す「確率」を導入することで、大域的な最適解を実現
(初めに山の上に登ることで、最も深そうな谷を見つけられる)

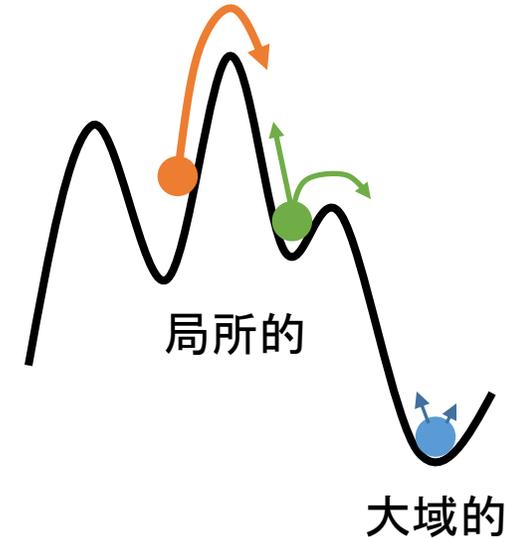
3. 焼きなまし法

➤ アルゴリズム (最小値)

① 初期状態: x_0 初期エネルギー: $E(x_0)$
初期温度: T 温度減少関数: $f(T, t)$

② ランダムな近傍解 $x_1 \in Neigh(x_0)$ を見つける
if $E(x_1) < E(x_0)$ *then* $x_0 := x_1$
else 確率 $\exp(-\frac{E(q)-E(s)}{k_B T})$ で $x_0 := x_1$
 $T := f(T, t)$ (t を経過時間とする)

③ *if* $T := 0$ *then* $output(x_n)$ *else goto* ②



3. 焼きなまし法

➤ 状態を更新する確率 ... $\exp\left(-\frac{E(q)-E(s)}{k_B T}\right)$

① $E(q) - E(s)$ が大きいほど、状態を更新する確率は小さい

⇒ 大きな悪化ほど起こりにくい

② T が大きいほど、状態を更新する確率は大きい

⇒ 大きな悪化は、最初ほど(温度がまだ高いので)起こりやすく、
後になるほど(温度が低くなるので)起こりにくくなる

○ 出力の精度が初期状態に依存しない

○ 小さな近傍を定義し、出力の精度を高められる

× 多項式時間で、精度の高い実行可能解を導く保証はない

4. 遺伝アルゴリズム

➤ 基本概念(生物学)

- ① 二進列(DNA)を持つN個の個体を準備する
- ② 交叉(現世代から二個体を選び、DNAの一部を交換する)や、突然変異(現世代から一個体を選び、DNAの一部を変化させる)により、次世代の個体を生み出す
- ③ 適応度の低い個体が淘汰されていく

➤ アルゴリズム(最小値)

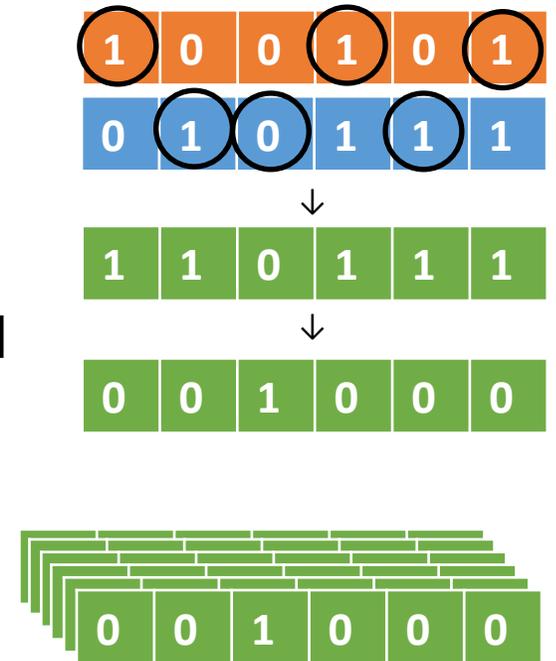
- ① 初期実行可能解: $P_1 = \{\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1N}\}$ を定義
- ② 初期実行可能解の適応度: $fitness(\alpha_{1n})$ を算出



4. 遺伝アルゴリズム

➤ アルゴリズム(最小値)

- ③ 親になる確率分布: $Prob_p(fitness(\alpha_{1n}))$ を算出
(適応度が高いほど親になる確率は高い)
- ④ $Prob_p$ を用いて $N/2$ 対の両親をランダムに選択し、
交叉によって新たな実行可能解を生み出し、それを P に追加
- ⑤ 突然変異を起こし、適応度: $fitness(\alpha_{2n})$ を算出
- ⑥ 次期実行可能解: $P_2 = \{\alpha_{21}, \alpha_{22}, \dots, \alpha_{2N}\} \subseteq P_1$ を定義
- ⑦ P_G で停止条件が成立しないならば ③~⑥ を繰り返す
成立するならば最良の実行可能解 α_{Gn} を出力する



4. 遺伝アルゴリズム

➤ 大域的な最適解を実現するために

① 実行可能解のサイズを大きくする

② 実行可能解をランダムに選定する

(①②は「計算時間の増大」とのトレードオフ関係に)

③ 突然変異の確率を適度に変える

④ モデルの構造自体を変える(例: 島モデル)

○ 出力が実行可能解の「集合」になっている

⇒ 全ての制約や最適化条件を明示できない場合でも対応可能

× 多項式時間で、精度の高い実行可能解を導く保証はない