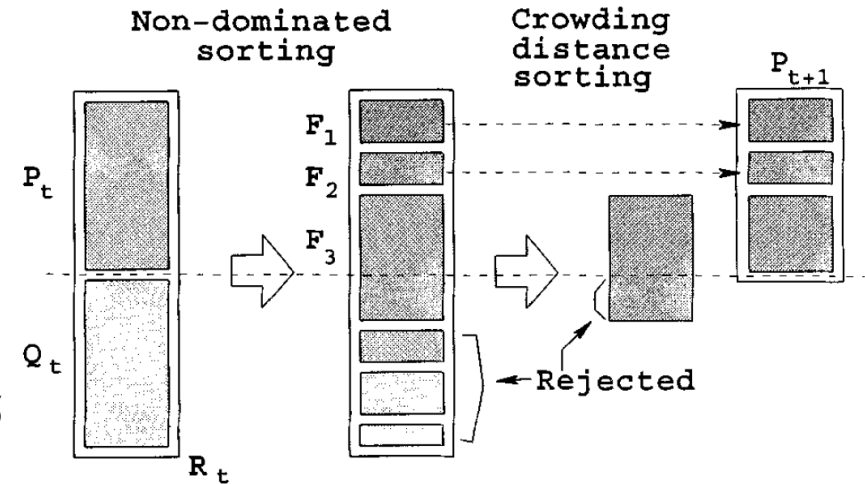
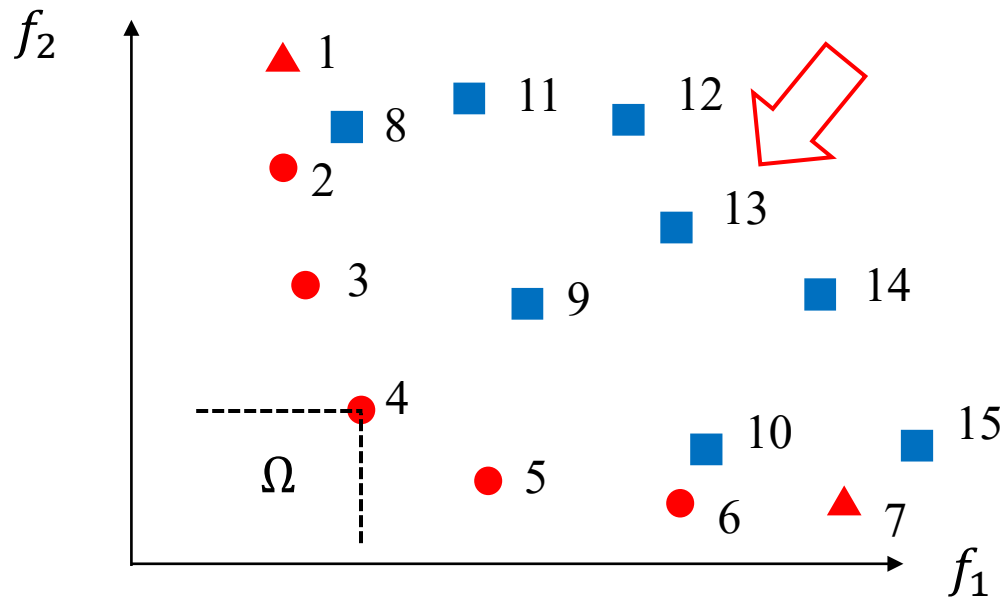


多目的最適化

$$\begin{aligned} f_1(\mathbf{x}) &\rightarrow \min. & \text{subjected to} \\ f_2(\mathbf{x}) &\rightarrow \min. & g(\mathbf{x}) = 0 \\ & & h(\mathbf{x}) \leq 0 \end{aligned}$$



NSGAIIのアルゴリズム

遺伝的アルゴリズムの循環 セールスマン問題への適用

2

第n世代

半径1 人口

半径2 変異率

$$\text{組み合わせ数} : c = \frac{(n-1)!}{2} = 4.34 \times 10^{36}$$

遺伝的アルゴリズム: スキーマ定理

ビット型遺伝子 $\langle 10010011 \rangle$

スキーマ: 部分的な遺伝子座. 例: $H = 1 ** 1$ *はdon't careを表す.

スキーマ H を持つ個体の例

$\langle 111 \mathbf{1} 00 \mathbf{1} 0 \rangle$ $\langle 000 \mathbf{1} 00 \mathbf{1} 1 \rangle$

定義長: スキーマの長さ $\delta(H) = 3$
(スキーマ中の遺伝子座間の境目の数)

$H = *** 1 ** 1 *$

$l = 8$

$\delta(H) = 3$

オーダ(次数): スキーマ中の*以外の数 $O(H) = 2$

スキーマ定理: 単純遺伝的アルゴリズムを用いるとする. 世代 t においてスキーマ H を持つ個体数を $m(H, t)$ と表す.

突然変異・交叉を行わない場合:

$$m(H, t + 1) \approx \frac{f(H)}{\bar{f}} m(H, t)$$

\bar{f} は全個体の適合度の平均, $f(H)$ はスキーマ H を持つ個体の適合度の平均

スキーマ定理

突然変異・交叉(1点交叉)を行う場合

$$\frac{\delta(H)}{l-1} = \frac{3}{7}$$

$$H = \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline * & * & * & 1 & 0 & * & 1 & * \\ \hline \end{array}$$

$$m(H, t+1) \geq \frac{f(H)}{\bar{f}} m(H, t) \left(1 - p_c \frac{\delta(H)}{l-1} - O(H) p_m \right)$$

l は遺伝子長, p_c, p_m はそれぞれ交叉および突然変異確率
不等号は, 交叉により新たに H を含む場合などもあるため

スキーマ定理からの帰結

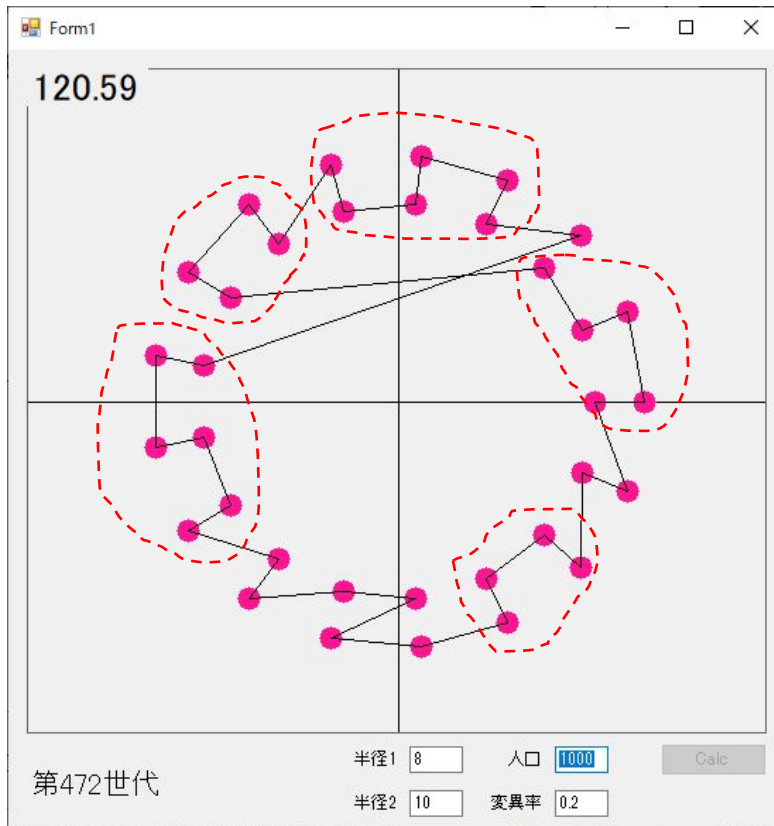
- (1) 評価値の高いスキーマを持つ個体数が増加する
- (2) 同じ評価値のとき, $\delta(H)$ が短く, $O(H)$ が小さな個体が増加する.

積み木仮説(building-block hypothesis)

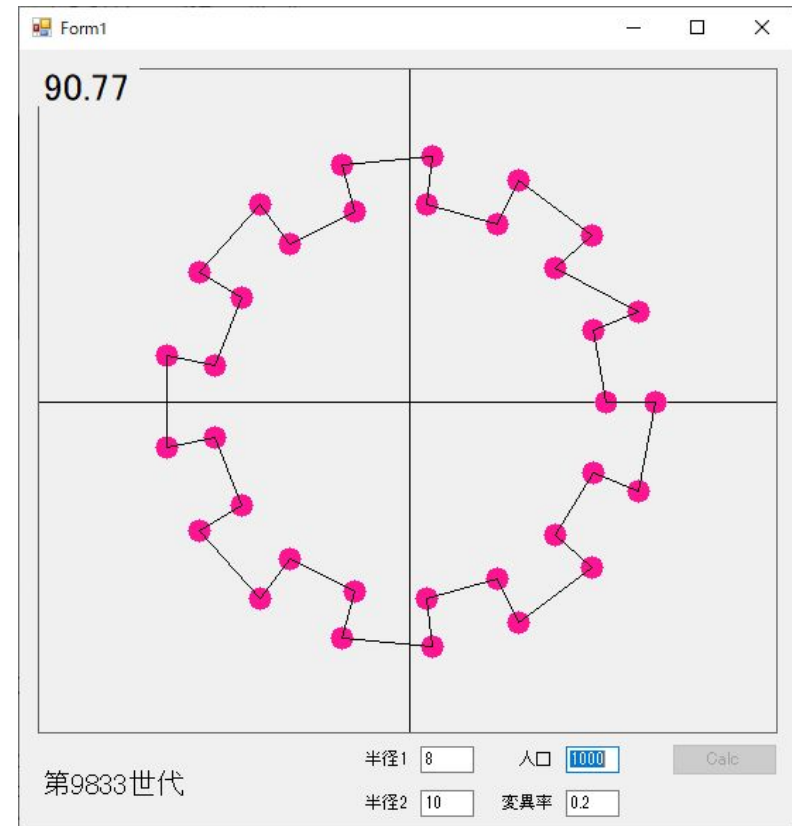
短く評価値の高いスキーマが交叉により結合され, 高い適合度を持つ遺伝子が構成されていく. この過程により最適解に近づいていく.

評価値が高いスキーマの例

5



472世代の個体は、評価値が高いスキーマを含んでいる



9833世代. 右図のスキーマを多く含んでいることが分かる

競合スキーマ:

H と H' が競合スキーマであるとは, $*$ の位置が完全に一致して, しかも固定されているいずれかの遺伝子座の値が異なる場合を言う.

だましの:

$f(x)$ の最大値を与える x の集合を X とする. H は X の要素を **含まない** ある次数 m のスキーマとする. このとき, H に対してそれに競合する別のあるスキーマ H' との間に

$$f(H) > f(H')$$

が成立するとき, f は次数 m でだましのと言う.

だまし関数の例:

$f(111)$ が最大値のとき, つぎの不等式のうちひとつでも成立すれば, f はだましのである(不等式では, $*$ の部分を変化させたときの平均値を評価する).

次数1: $f(**1) < f(**0), f(*1*) < f(*0*), f(1**) < f(0**)$

次数2: $f(*11) < f(*00), f(*11) < f(*01), f(*11) < f(*10),$

$f(11*) < f(00*), f(11*) < f(01*), f(11*) < f(10*),$

など→課題

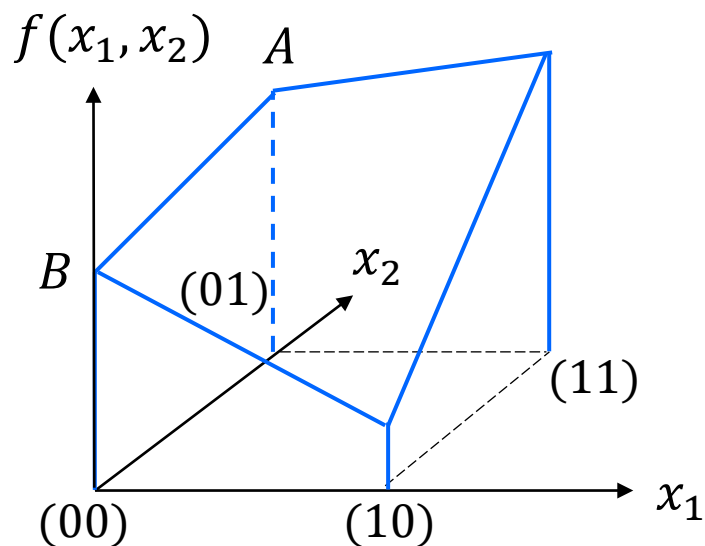
GA困難問題

7

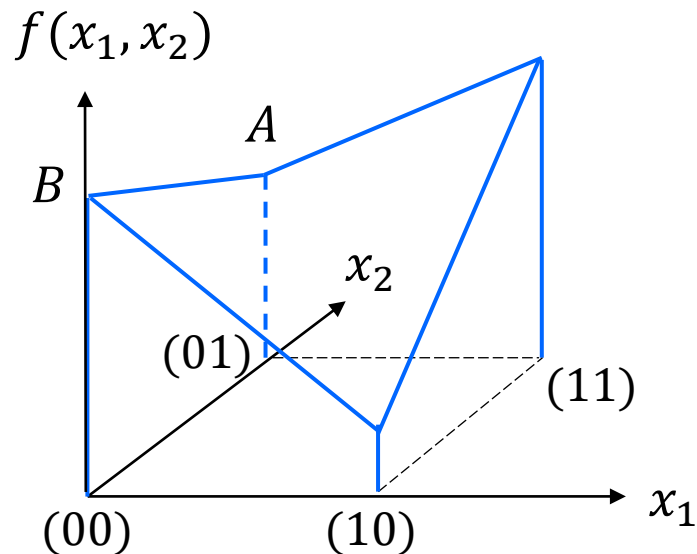
だまし関数のタイプ:

Goldbergは2ビットの最大化問題において、二つのクラスのだまし問題を定義した. 11が最適解であるが, $H(0*) > H(1*)$ であるものとする. すなわち

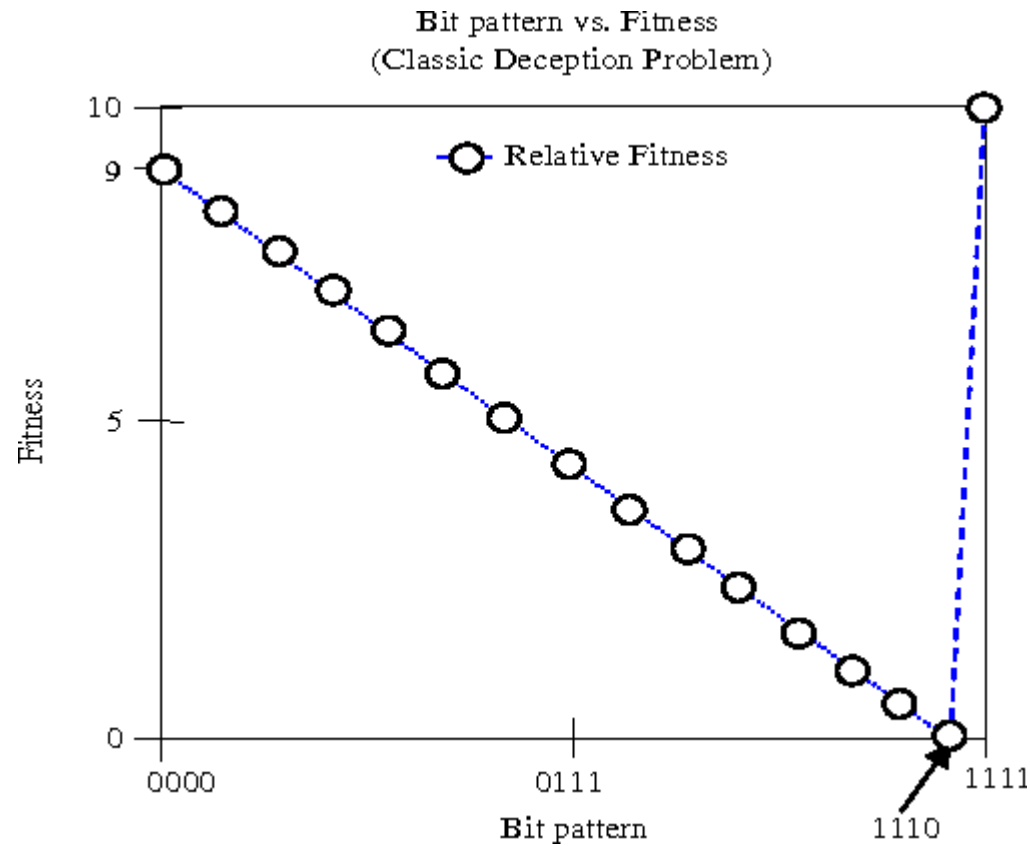
$$\frac{f(00) + f(01)}{2} > \frac{f(10) + f(11)}{2}$$



type I $f(A) > f(B)$



type II $f(A) < f(B)$



<https://www.semanticscholar.org/paper/Multi-objective-fast-messy-genetic-algorithm-Day-Kleeman/be1c13eade5f02078bbc1b50c085933e620636bb>

GP困難問題の例

9

遺伝的アルゴリズムを用いた同期リラクタンスモータのトポロジー最適化

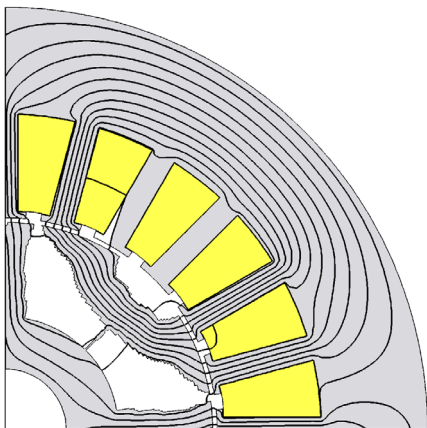


Fig.1 最適化結果

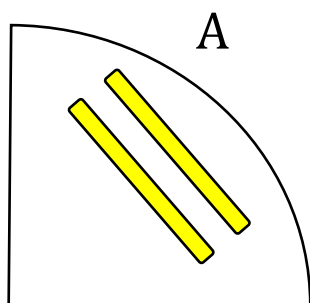
佐藤俊平 2014年度修士論文



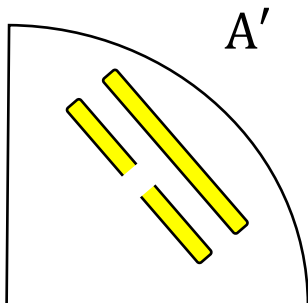
Fig.2 広く使われている形状

<https://new.abb.com/motors-generators/iec-low-voltage-motors/process-performance-motors/synchronous-reluctance-motors>

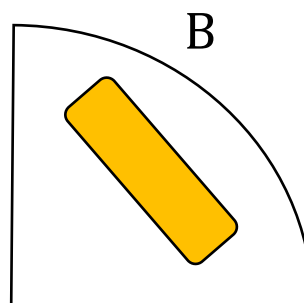
最適解



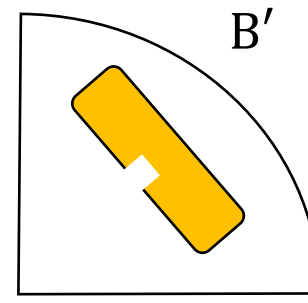
A



A'



B



B'

$$f(** 10101010 **) \gg f(** 10111010 **) \quad f(** 11111111 **) \approx f(** 11101111 **)$$

$$f(** 101 * 1010 **) < f(** 111 * 1111 **)$$

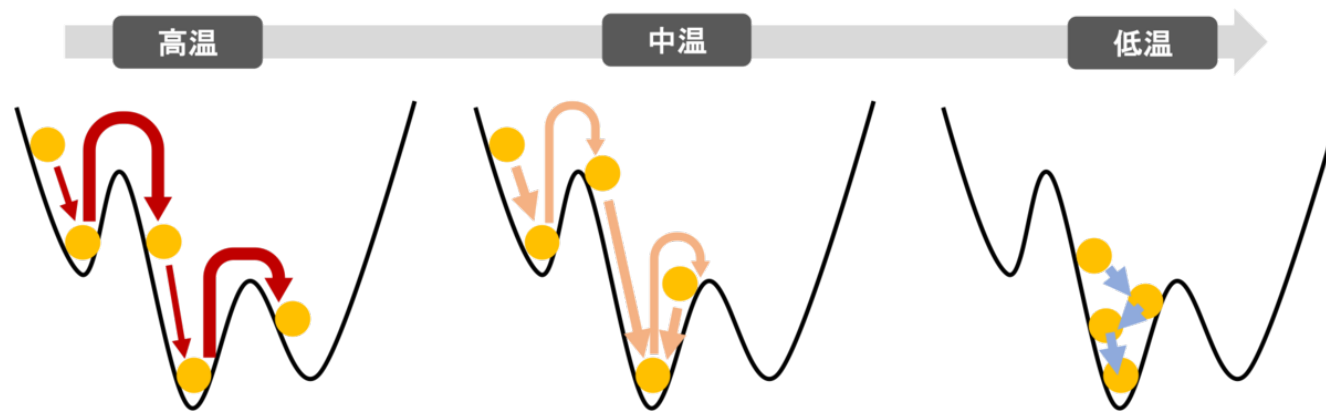
焼きなまし法 simulated annealing (SA)



へぎ (小銭カウンター)



焼きなまし



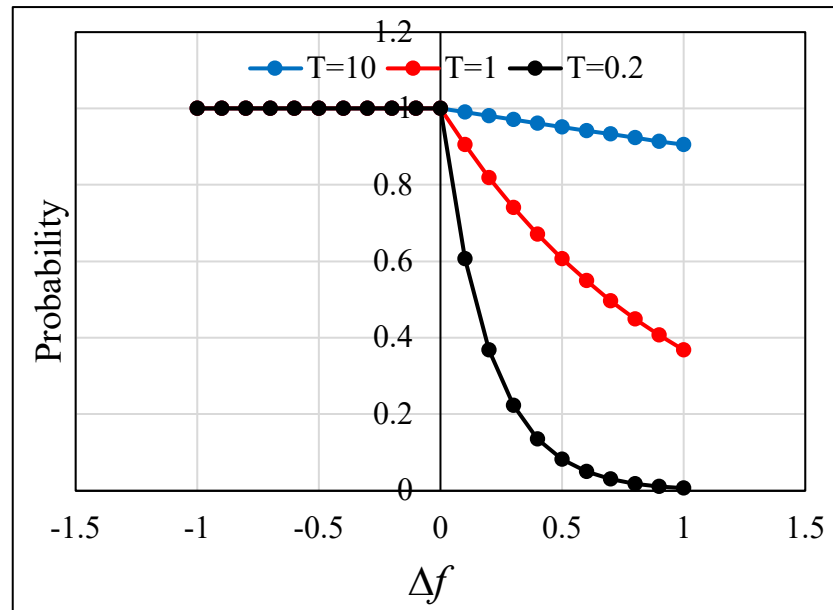
改悪される解も許容
大域的に解を探索する

徐々に改悪される解を許容しなくなる

局所的に解を探索する

焼きなまし法 <https://kumagallium.hatenablog.com/entry/2019/07/24/124501>

- (1) 初期解 x の生成. 初期温度 $T = T_0$ の設定.
冷却率 $0.8 \leq \gamma \leq 1$ の設定.
- (2) x の近傍 $N(x)$ から任意に x' を選ぶ.
- (3) $\Delta f = f(x') - f(x)$ を求める. ($\Delta f > 0$ なら改悪)
- (4) $\Delta f \leq 0$ なら確率 $P = 1$ で受理
 $\Delta f > 0$ なら確率 $P = e^{-\frac{\Delta f}{T}}$ で受理
受理なら $x' \rightarrow x$
- (5) 終了条件が満たされれば終了. それ以外は
 $T \rightarrow \gamma T$ として(2)にもどる.



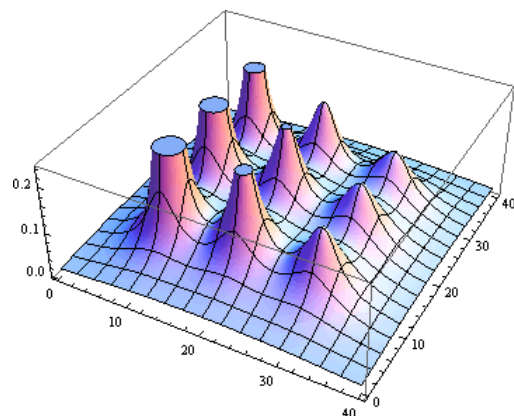


Fig.1 $f(x)$ の分布

De-Jongの関数 f_5

$$f(x) = \sum_{j=1}^N \frac{1}{j + \sum_{i=1}^N (x_i - a_{ij})^2} \quad (1)$$

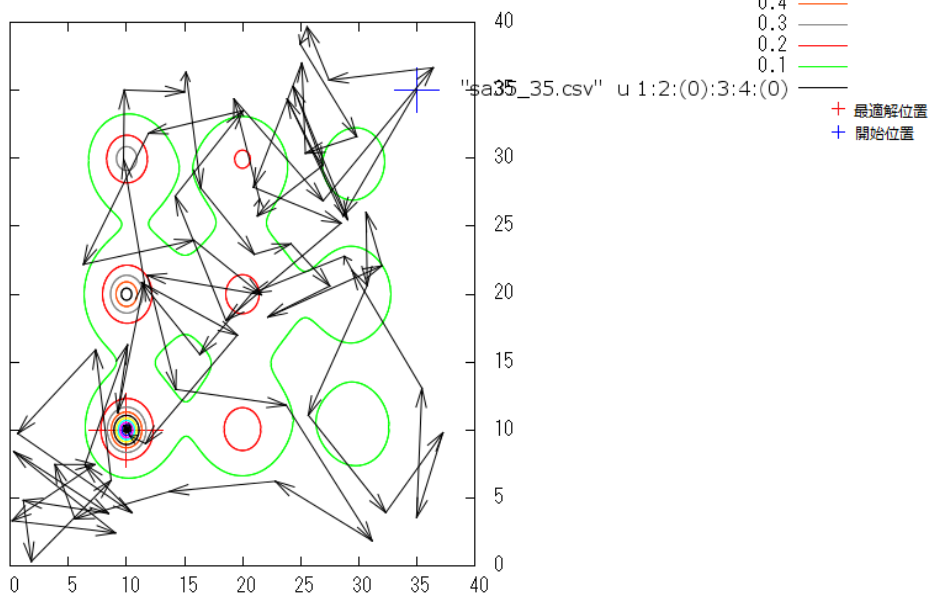


Fig.2 収束過程

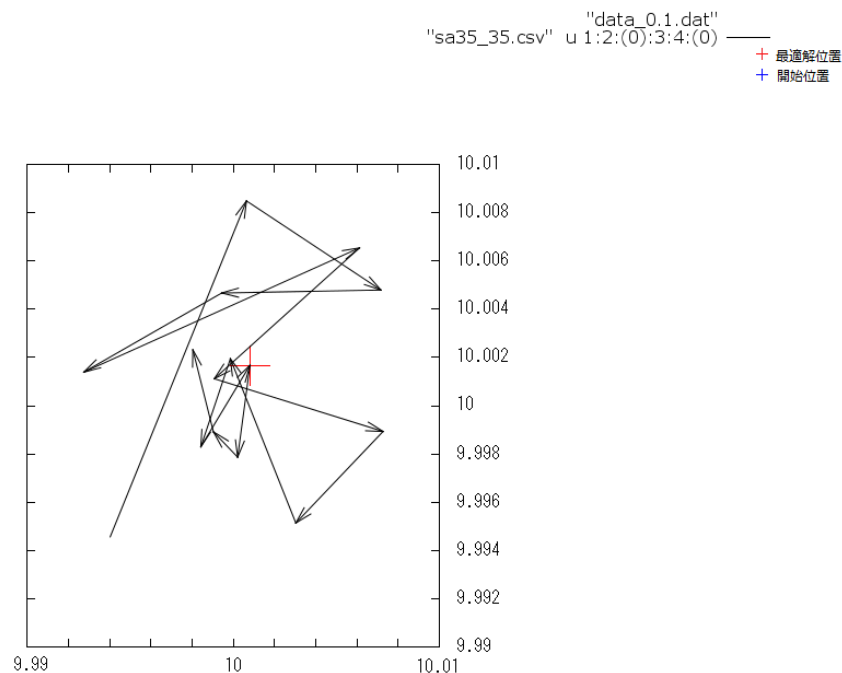
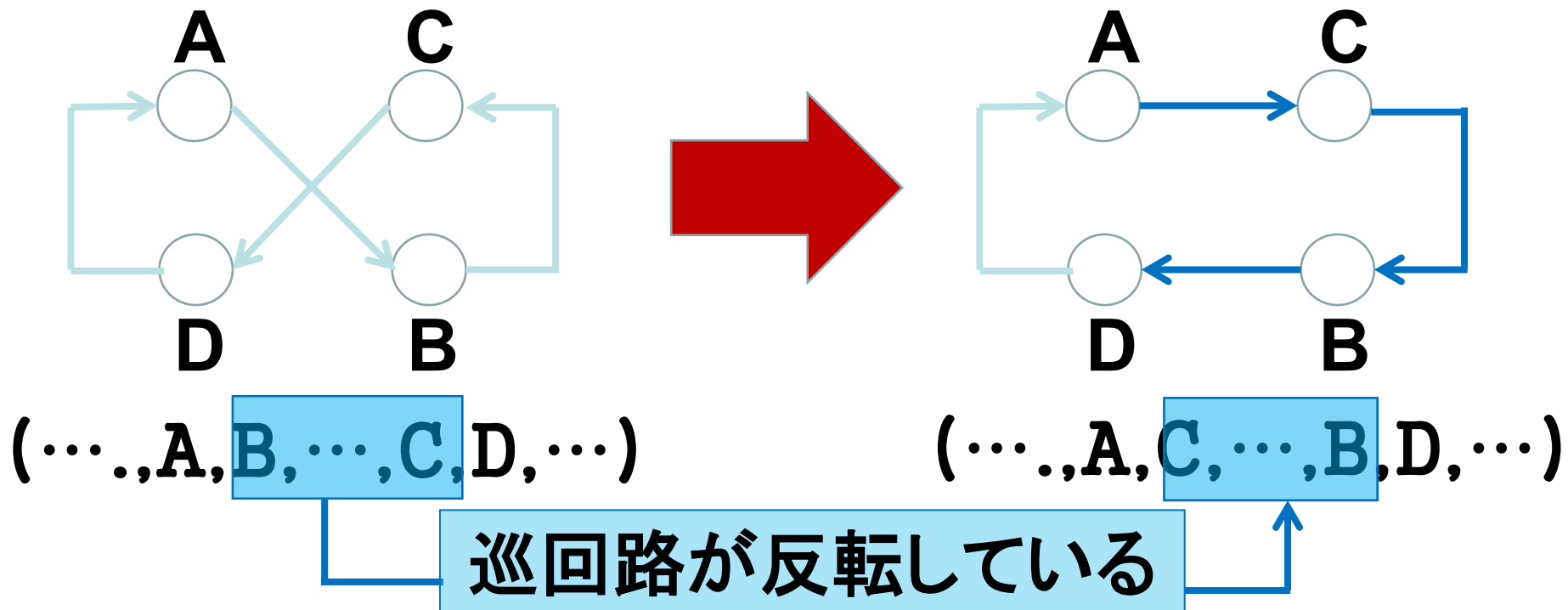


Fig.3 最適解近傍

巡回セールスマン問題

近傍解X'の求め方：2-opt法

- ①巡回路Tを作成する
- ②2つの枝を入れ替える
- ③どの2つの枝を入れ替えても巡回路が改善できなくなったら終了

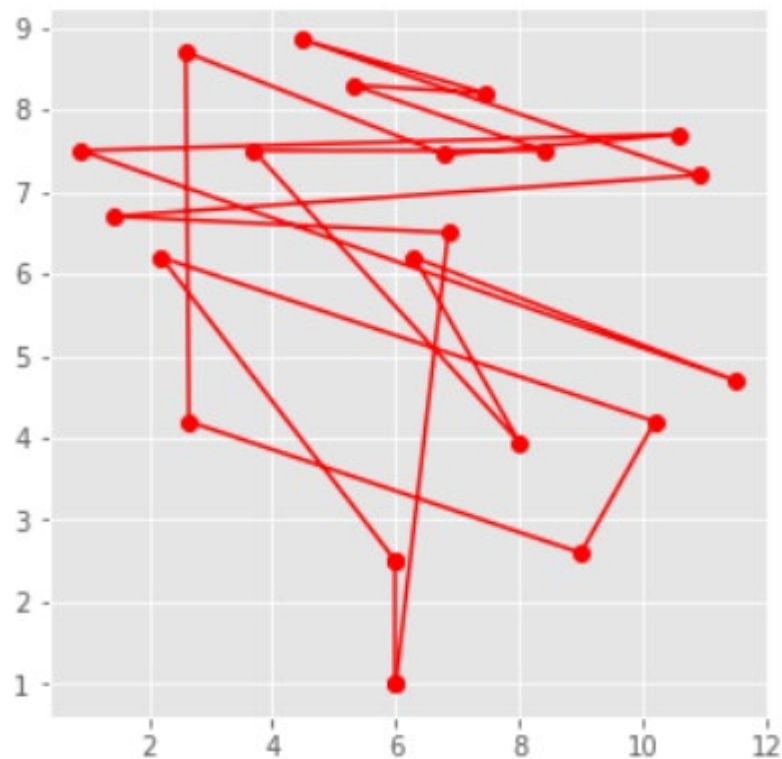


焼きなまし法の循環 セールスマン問題への適用

14

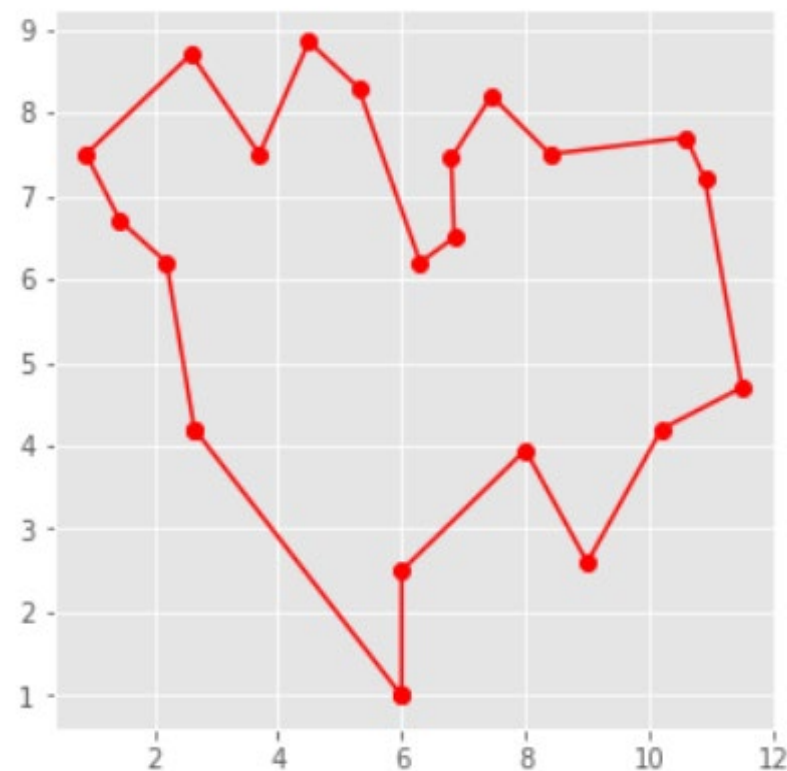
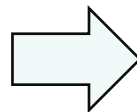
TDLの人気トップ20アトラクションを巡礼

$T_0 = 1, \gamma = 0.95$



総移動距離: 110.88

初期経路



総移動距離: 35.29

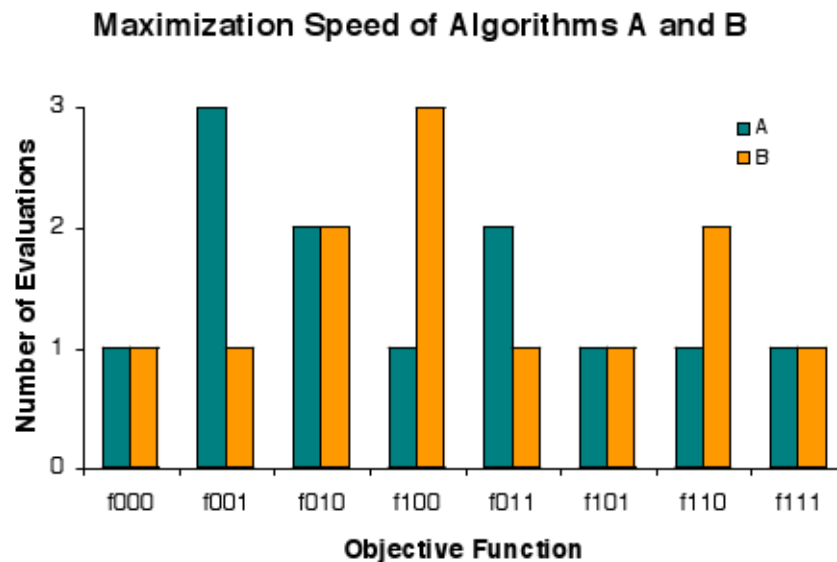
最適化後

ノーフリーランチ定理

no-free-lunch theorem

コスト関数の極値を探索するあらゆるアルゴリズムは、
全ての可能なコスト関数に適用した結果を平均すると同じ性能となる

すなわち、すべての最適化問題に関して、他より優れた万能アルゴリズム
は存在しない。



https://en.wikipedia.org/wiki/No_free_lunch_in_search_and_optimization#/media/File:No_free_lunch_theorems_figure.png

課題11

- (1)p.6の次数2のだまし問題には、他に3つの例がある。これらを列挙せよ。
- (2)焼きなまし法で冷却率を1に極めて近くした場合たとえば、 $\gamma = 0.999$ の場合、どのようなことが起きるか、また逆に0に近くした場合はどのようなことになるか予想されることを述べよ。