

自然科学総論 III :

学習するコンピュータ,
進化的計算

元木達也

① こういった時にコンピュータが「学習する」と言っているか？

①-1 帰納学習

・
・
.....
[個々の具体的事実から
一般的な命題ないし法則を導き出すこと。
(広辞苑)]

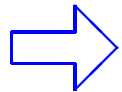
与えられた例を説明するものを構築する。

例 1 (決定木の学習)

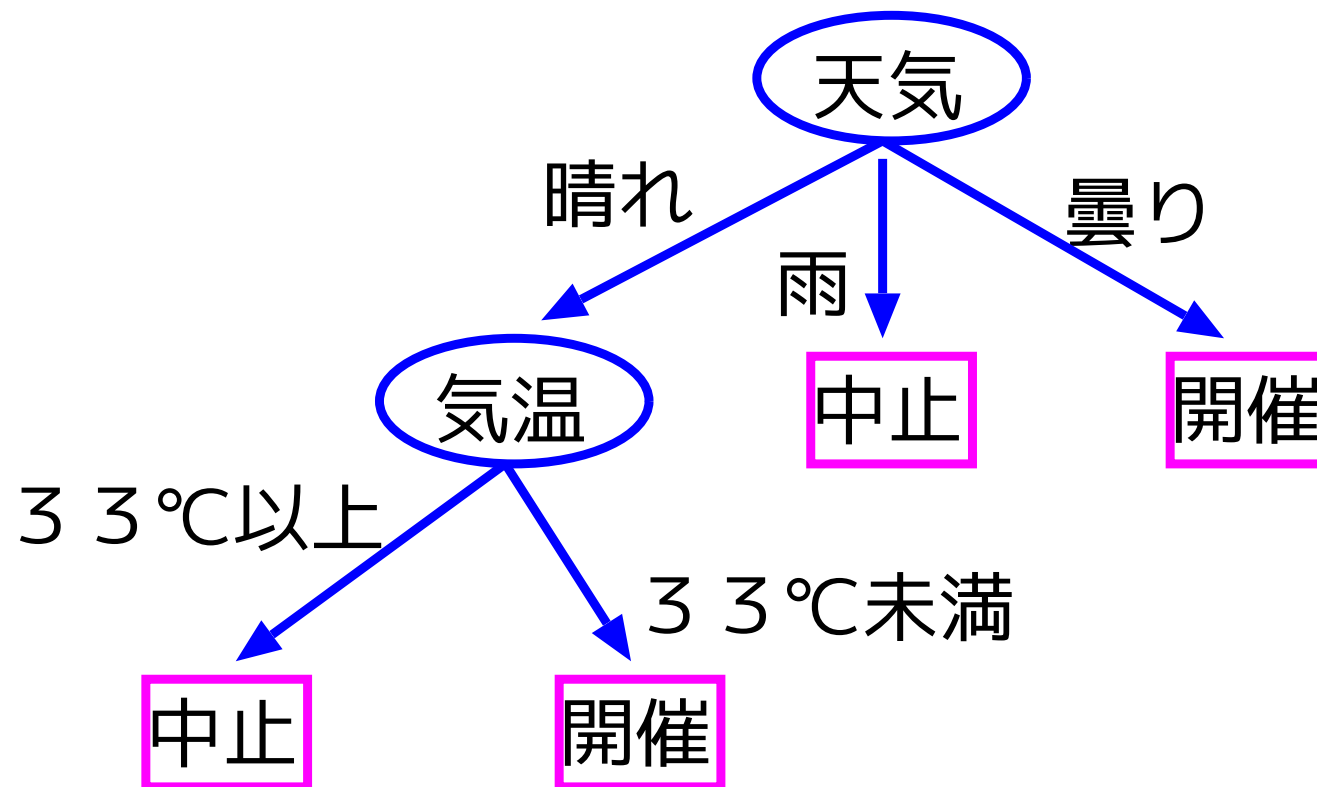
与えられた事例群を説明する決定木を構成する。

例えば、次のような事例群が与えられた場合、

	事例の状況			運動会の 開催判定
	天気	気温	湿度	
事例1	晴れ	40	低い	中止
事例2	晴れ	30	高い	開催
事例3	曇り	20	低い	開催
事例4	雨	15	普通	中止



これらの事例を説明する決定木としては
次の様なものが考えられる。



	事例の状況			運動会の開催判定
	天気	気温	湿度	
事例1	晴れ	40	低い	中止
事例2	晴れ	30	高い	開催
事例3	曇り	20	低い	開催
事例4	雨	15	普通	中止

例 2 (帰納論理プログラミング) ● [真理値を値とする関数

幾つかの 述語 についての事実が基本知識として与えられ、
 また、詳細が不明な述語 についての事実も与えられた時、
 その 未知の述語を定義する論理プログラム を探索する。

例えば、家族関係に関する事実群が基本知識として次の様に与えられ、

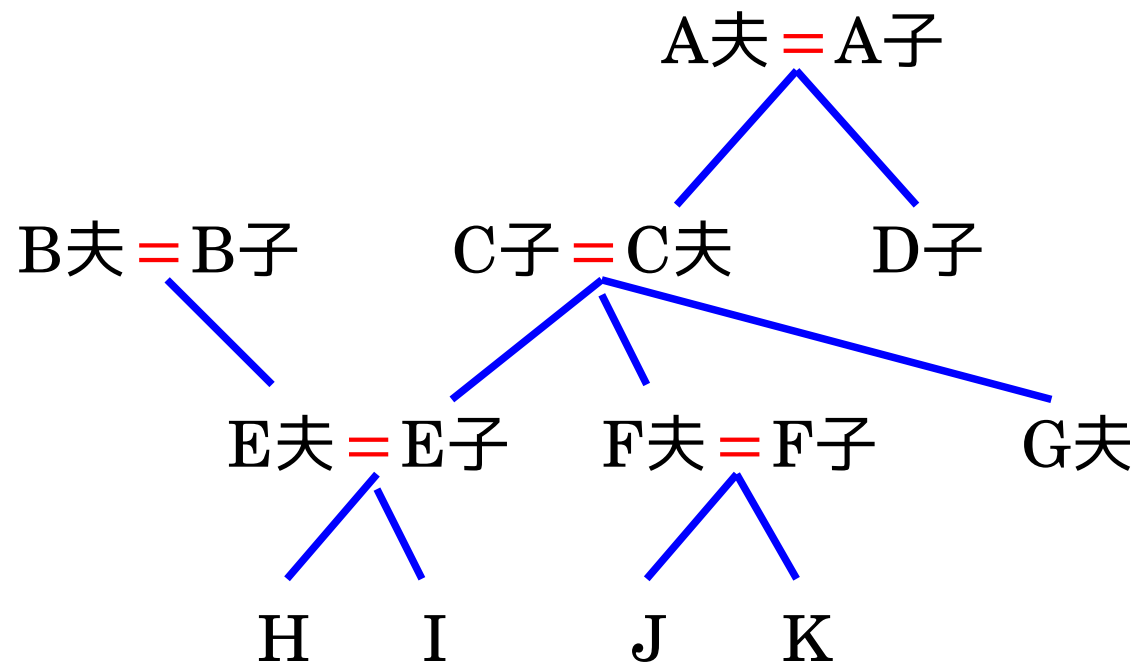
father(A 夫, C 夫), father(A 夫, D 子), ...

mother(A 子, C 夫), ...

married(A 夫, A 子), ...

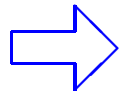
male(A 夫), ...

female(A 子), ...



また、学習の目標となる述語 `grandparent` に関する事実が次の様に与えられた時、

`grandparent(A 夫,E 子), ...`,
`grandparent(C 子,K),`
 \neg `grandparent(A 夫,H), ...`,
 \neg `grandparent(B 夫,J), ...`



目標述語 `grandparent` を定義する論理プログラムを探す。

正解例

`parent(X,Y) :- mother(X,Y).`
`parent(X,Y) :- father(X,Y).`
`grandparent(X,Y) :- parent(X,Z),`
`parent(Z,Y).`

正解例

$\text{parent}(X, Y) \text{ :- mother}(X, Y).$

$\text{parent}(X, Y) \text{ :- father}(X, Y).$

$\text{grandparent}(X, Y) \text{ :- parent}(X, Z),$
 $\text{parent}(Z, Y).$

論理的な意味

$\text{parent}(x, y) \Leftrightarrow [\text{mother}(x, y) \vee \text{father}(x, y)]$

$\text{grandparent}(x, y) \Leftrightarrow \exists z[\text{parent}(x, z) \wedge \text{parent}(z, y)]$

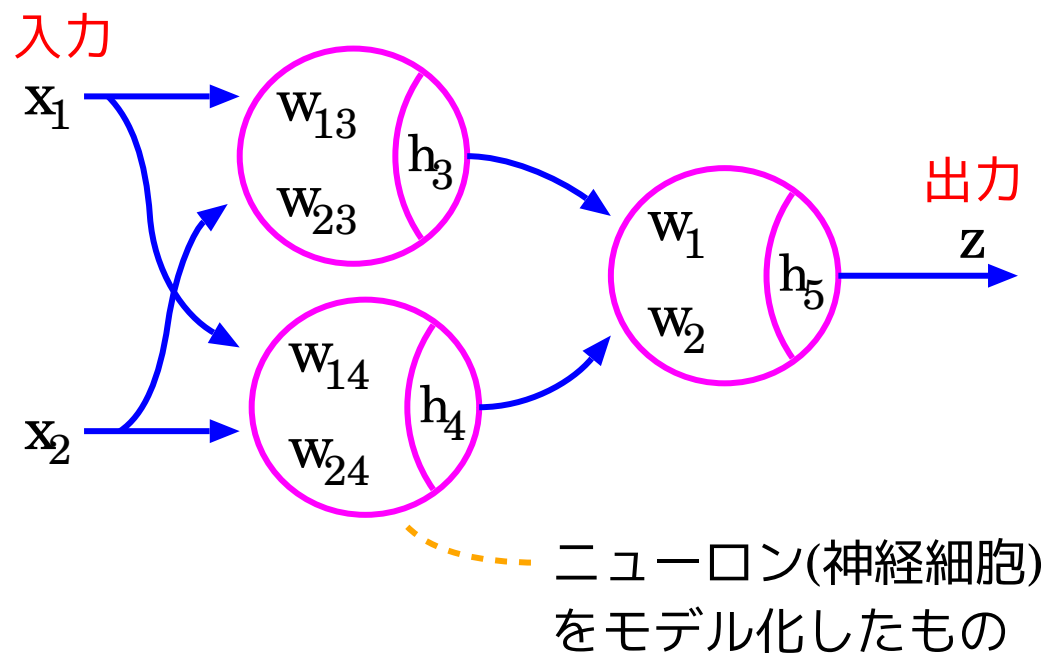
1-2 適応的学習

1つの処理システムの動作を徐々に改善していく。

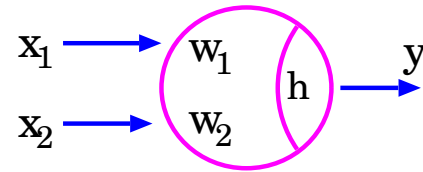
例 3 (人工ニューラルネットワークの学習)

疑似ニューロン素子を階層的に繋げて出来るネットワークが与えられた時、この人工ニューラルネットワークが目的に合った動作をする様に、ネットワーク内部のパラメータを調節する。

例えば、
右の様なネットワーク
が与えられ、



補足 疑似ニューロン素子
める。

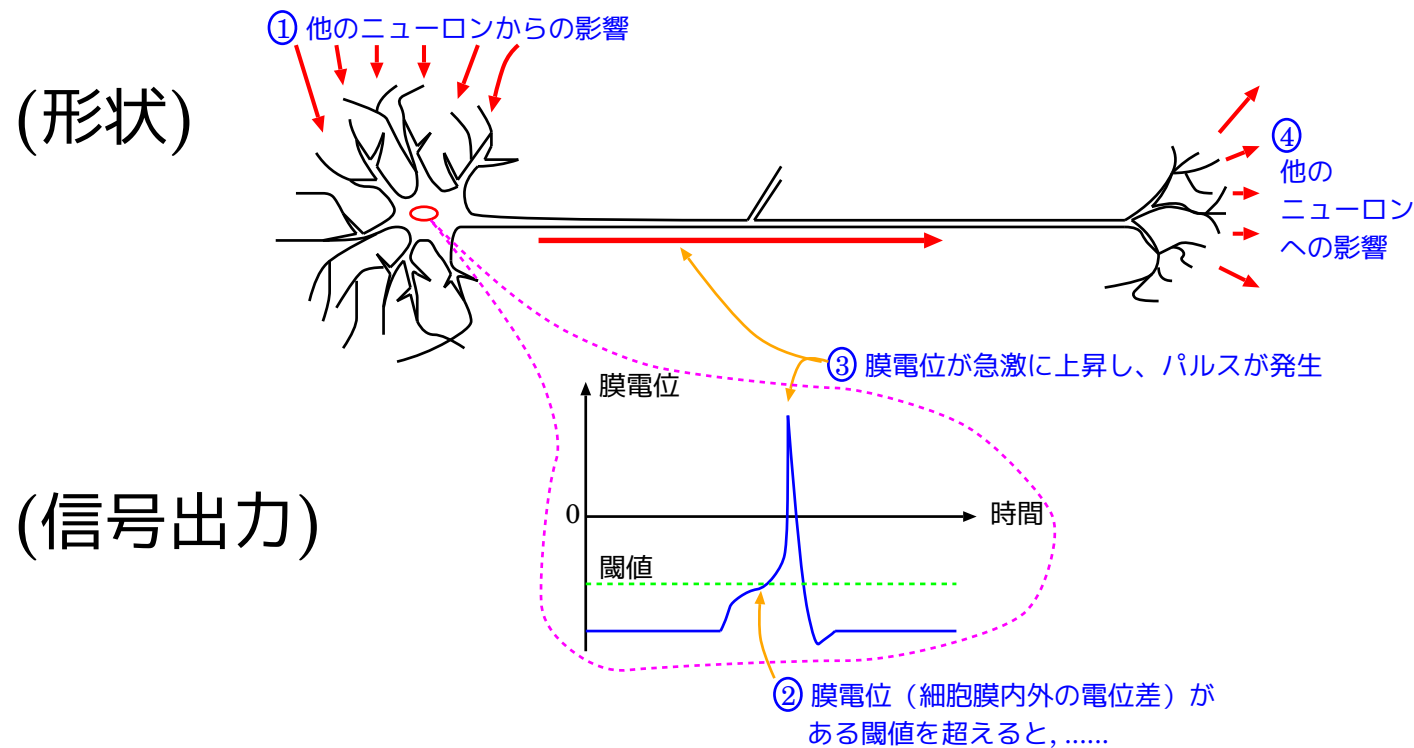


の出力 y は例えば次の様に定

$$u = \sum_{i=1}^2 x_i w_i - h$$

$$y = \frac{1}{1 + e^{-u}}$$

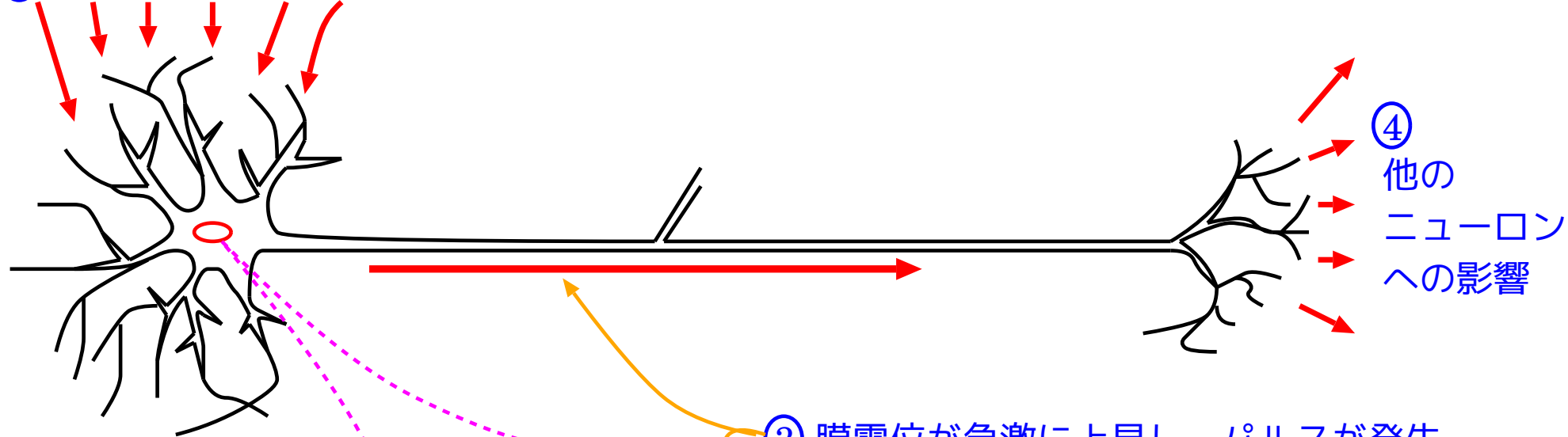
ここで、**本物のニューロン**は次の様なものである。



次頁に拡大図

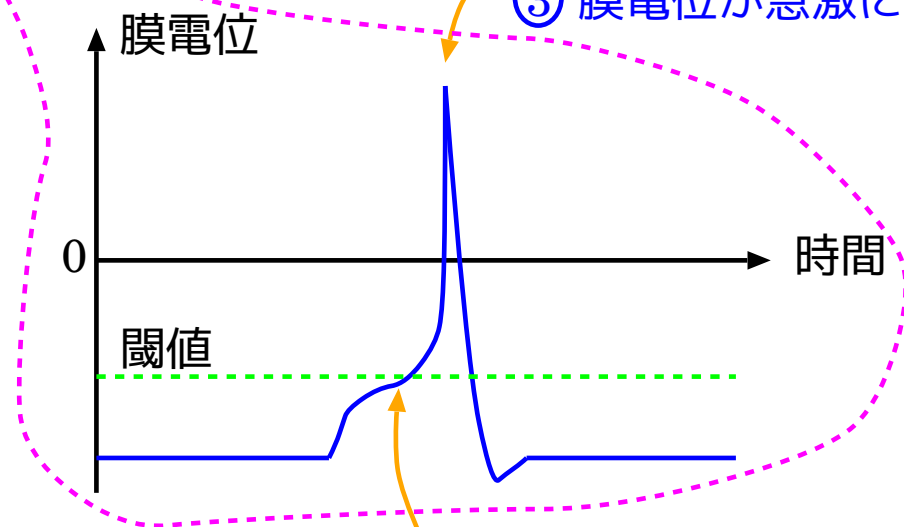
(形状)

① 他のニューロンからの影響



③ 膜電位が急激に上昇し、パルスが発生

(信号出力)

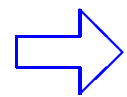


② 膜電位（細胞膜内外の電位差）がある閾値を超えると、.....

また、ネットワークに次の動作をさせたい時、

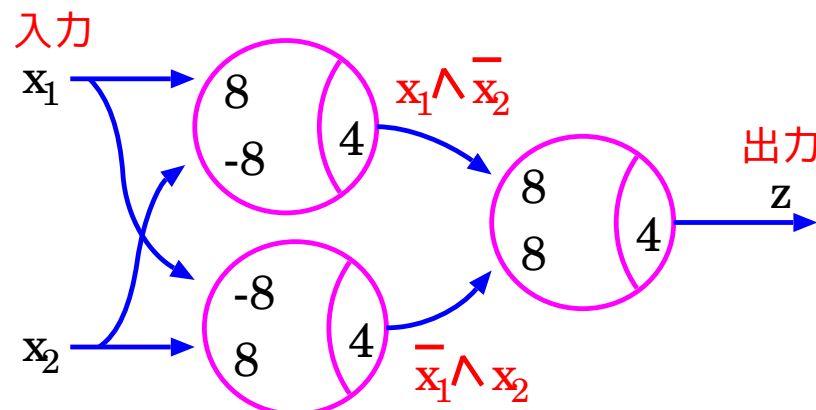
入力		出力
x_1	x_2	z
0	0	0 (に近い値)
0	1	1 (//)
1	0	1 (//)
1	1	0 (//)

Exclusive OR 関数



与えられた入力に対する出力と目標とする出力を比べて、違っていたら、その違いに応じてパラメータ群(w_{ij}, h_j)の調整を行う、という(訓練)作業を繰り返す。

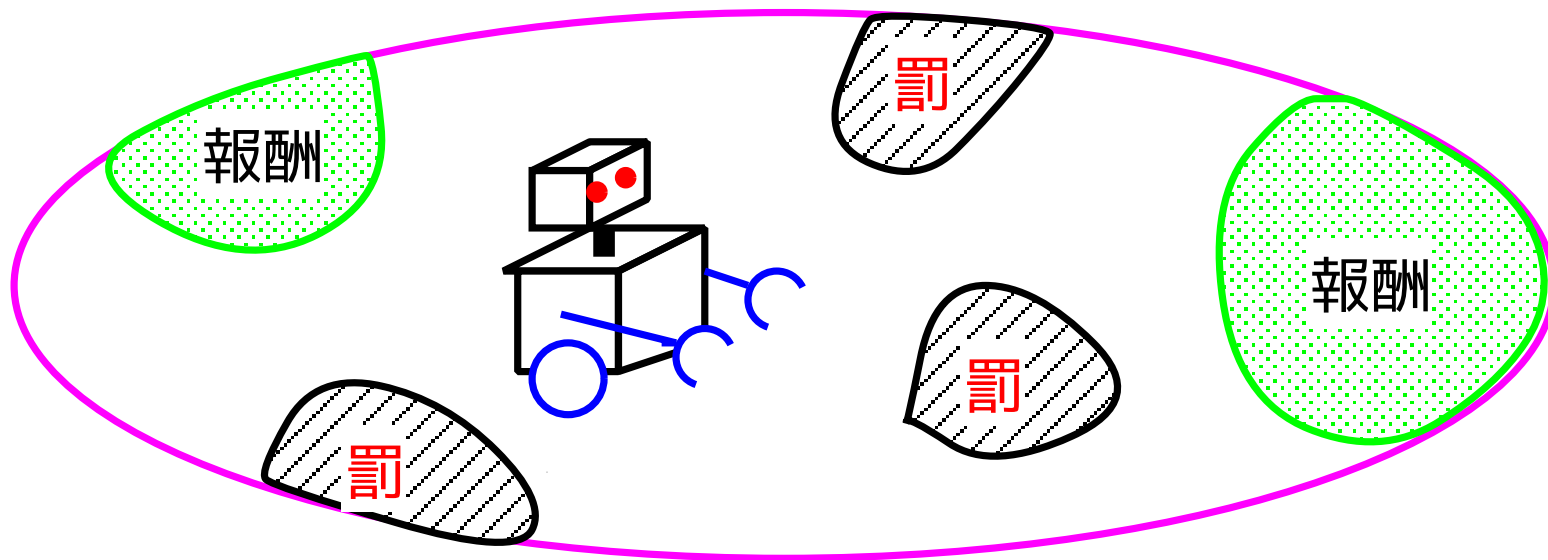
正解例



例 4 (強化学習)

ある環境に置かれたロボットが、環境からのフィードバック (報酬、罰など) を受けることを通して、各状態で可能な行動の有効性を測り、徐々に環境に適応していく。

(人工ニューラルネットワークの場合と違って、正しい動作を教えられる訳ではない。)

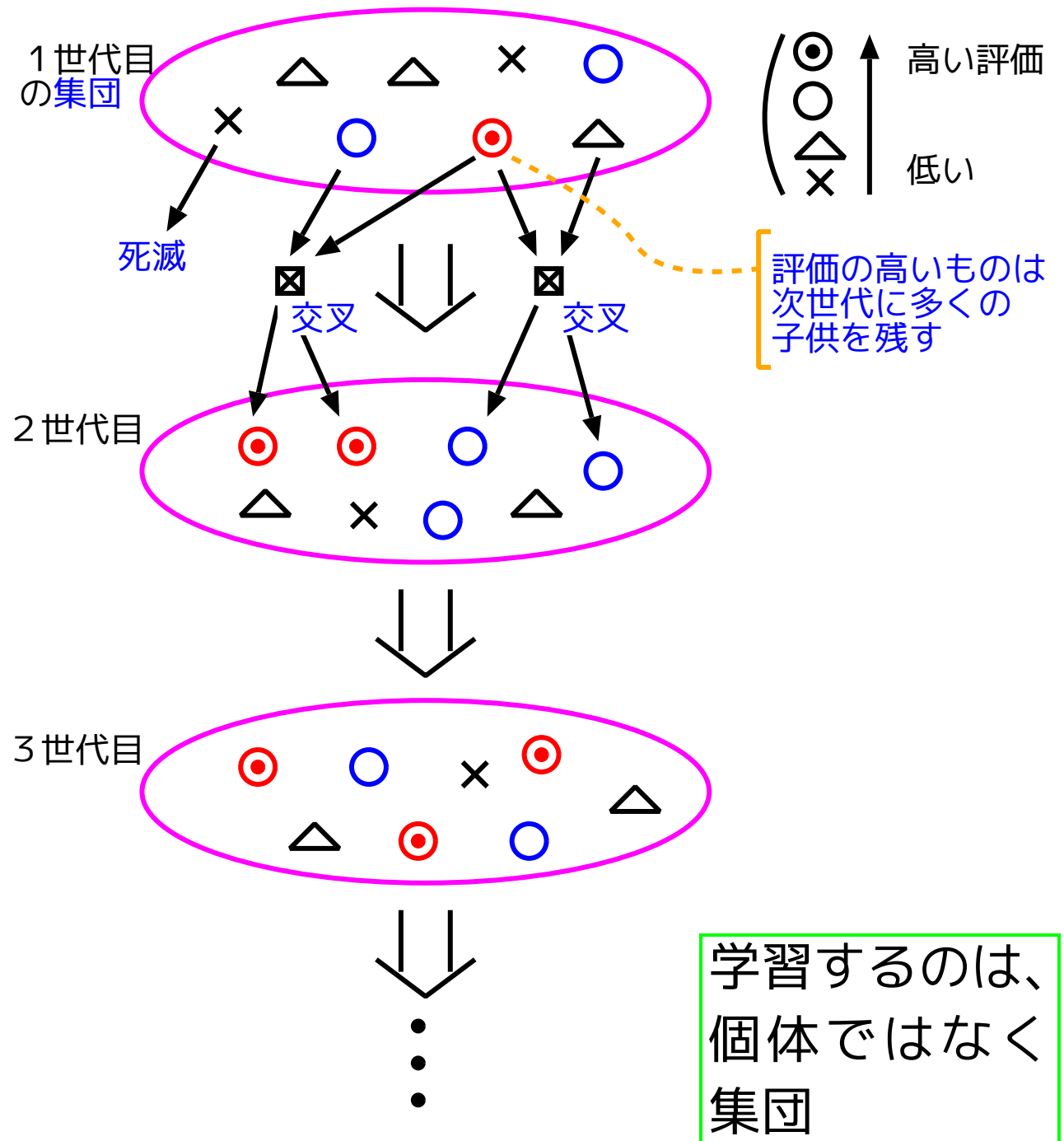


1-3 進化的学習

生物集団の世代交代／進化モデルをお手本にして、具体的な(処理)システムの生成・評価を繰り返し行うことによって、**目的に合ったものを生み出してゆく。**

(遺伝的アルゴリズム、GA)

- 具体的な(処理)システムを集団の中の**個体**と見なす。
- 各時点で**複数の個体** / システムが考慮の対象になる。
- 低い評価の個体は次の世代に残らない。
(**選択・淘汰**)
- 高い評価の個体を 変形 (e.g. **交叉**、**突然変異**) して次世代の個体を生成する。



1-4 まとめ

- 帰納的学習 ... 与えられた例を説明するものを構成する。
- 適応的学習 ... 1つの処理システムの動作を徐々に改善していく。
- 進化的学習 ... 処理システムの生成・評価を繰り返して、良いものを探す。

どの場合も、
処理モデル自体は予め固定して、
その枠内でより良いものを探し出そうとする。

.....(人間との違い)

⇒ 以下、進化学習について具体例を挙げる。

2 巡回セールスマン問題の解を進化的

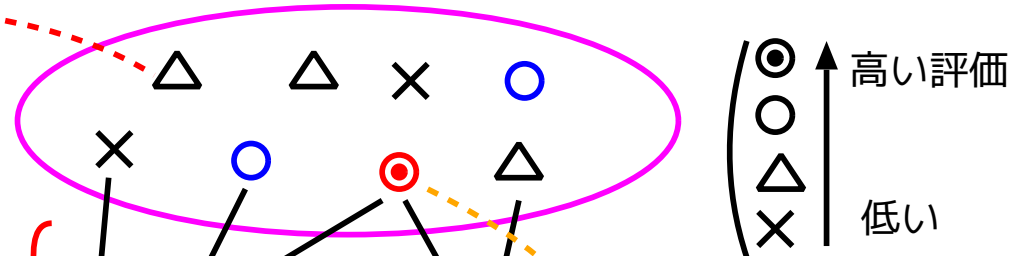
2-1 巡回セールスマン問題とは？

与えられた都市を丁度 1 回ずつ経由して、元の場所に戻りたい。
どういう経路で回れば総経路長は最小になるか？

2-2 巡回セールスマン問題を進化的に解くために

個体表現の方法は？
(近似解を個体とする。)
これをどう表すか？

1世代目
の集団



世代交代の
方法は？

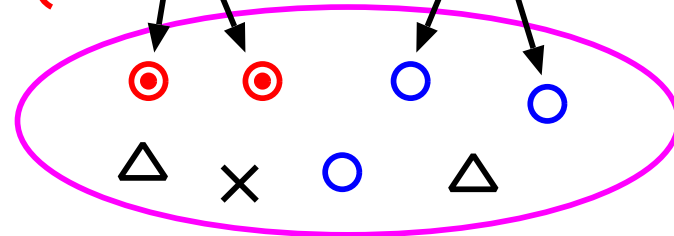
死滅

交叉

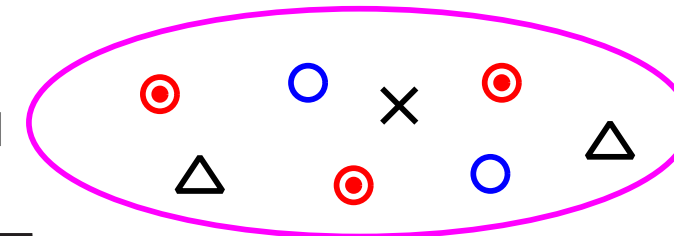
交叉

評価の高いものは
次世代に多くの
子供を残す

2世代目



3世代目



⇒ 個体表現 } 様々な方法
世代交代 }

が考えられる。

⇒ 以下では1つの方式を紹介する。
(H7年度の卒業研究より)

2-3 個体表現の方法

巡回路を探す。

⇒ 巡回路を個体とする。

..... 都市の名前(番号)を巡回する順に並べて表す。

例えば、右下の巡回路なら、

A, B, C, D, E

または

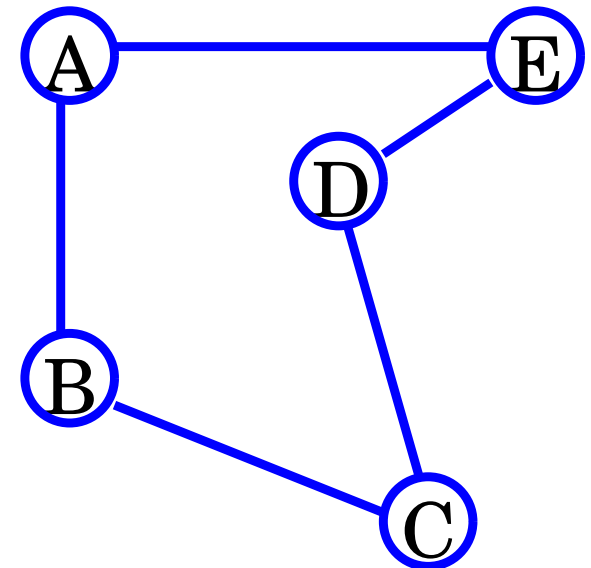
B, C, D, E, A

または

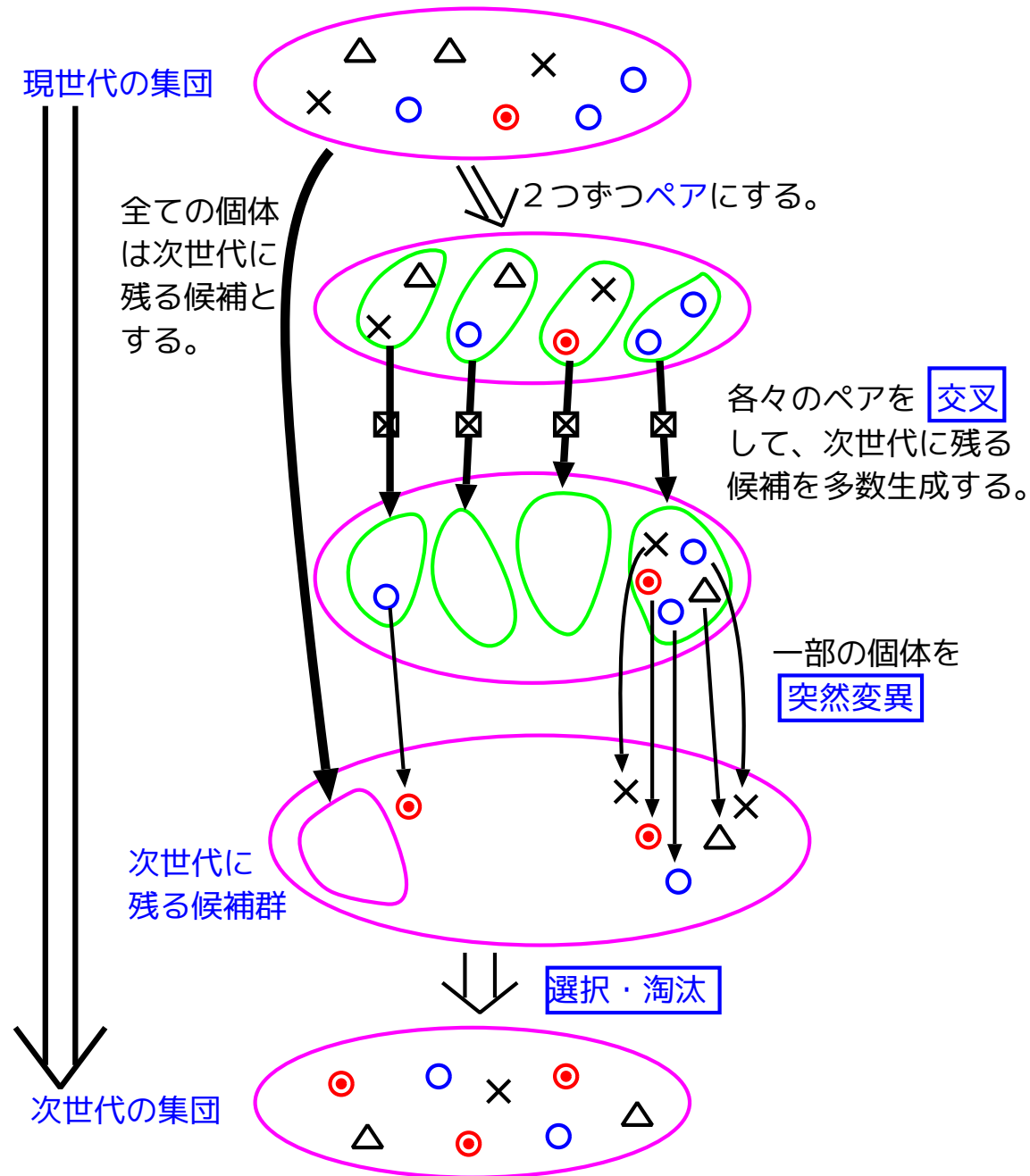
E, D, C, B, A

または

...



2-4 世代交代の方法 (一般的な世代交代モデルではない。)



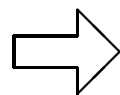
交叉 2つの個体の構成／性質を混ぜ合わせて新しく個体を作る。

●
●
●
親

●
●
●
子

例 5 (悪い交叉)

A, B, C, D, E, F
 ↓↑ 交換
 D, F, C, A, B, E

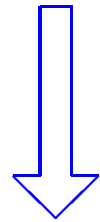


A, **B**, C, D, **B, E**
 (交換済)
 D, **F**, C, A, **E, F**

巡回路にならない

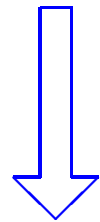
例 6 (ここで用いた交叉)

A, B, C, D, E, F D, F, C, A, B, E ... (2つの親個体)



同じ都市から構成される部分列を見つける。(色々な可能性)

A, B, C, D, E, F D, F, C, A, B, E



見つけた部分列を交換して子供を生成

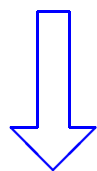
C, A, B, D, E, F D, F, A, B, C, E
 B, A, C, D, E, F D, F, C, B, A, E

(1回の交叉で4つの子供)

突然変異 2つの都市の巡回時刻を入れ換える作業を何回か行う。

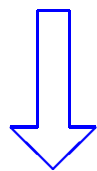
例 7 (突然変異例)

A, B, C, D, E, F



巡回時刻を2つ選ぶ。

A, **B**, C, **D**, E, F



都市を交換

A, **D**, C, **B**, E, F

選択・淘汰

子供を残せる個体群



Step1

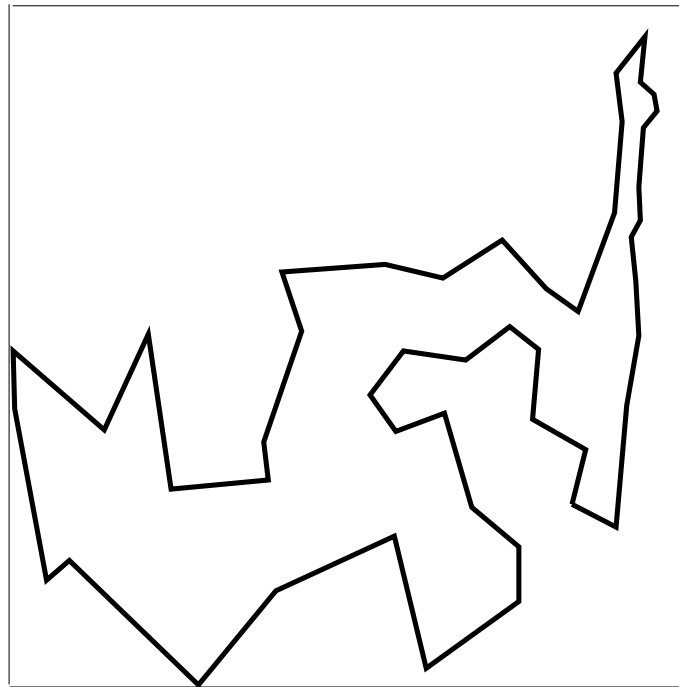
上位のものから
順に選ぶ。

Step2

「30%」の枠に入れなければ、
上位のものから当選率40%のクジ
を引いて、当たったものから順に選
ぶ。(定員になり次第締切)

2-5 どの程度の近似解が得られるか？

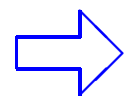
例 8 (匿名FTPからの問題 att48.tsp) 米国48州の首都を巡回する。



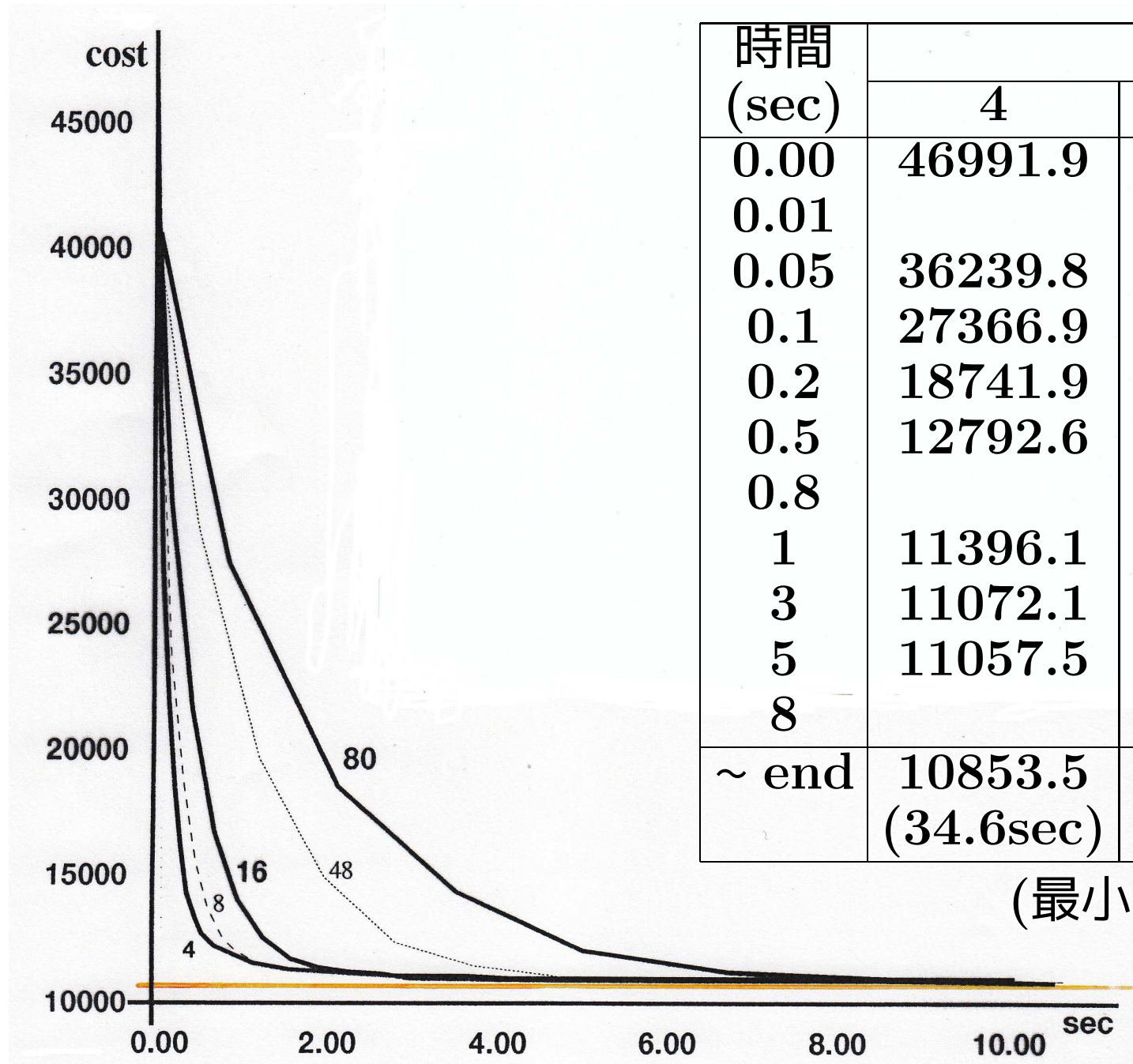
(最小の巡回路長は **10628**)

この問題に対して、**集団の大きさを色々と変えて**進化シミュレーションの実験を**20回ずつ**行ってみた。

集団の大きさ	4	8	16	48	80
終了世代	4000	2000	1000	350	200



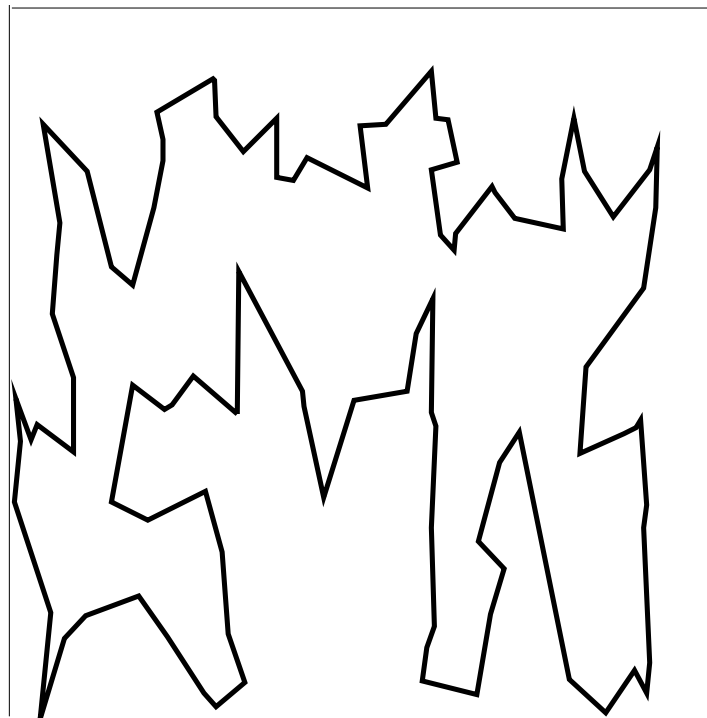
近似解探索の平均的な様子は次の通り。



時間 (sec)	個体総数		
	4	16	80
0.00	46991.9		
0.01		43031.4	
0.05	36239.8		40730.6
0.1	27366.9		
0.2	18741.9	30113.3	
0.5	12792.6		
0.8			27642.3
1	11396.1	11446.5	
3	11072.1	11028.4	14464.4
5	11057.5	10942.9	12086.2
8		10892.1	10984.0
~ end	10853.5 (34.6sec)	10825.5 (36.8sec)	10850.6 (38.0sec)

(最小の巡回路長は **10628**)

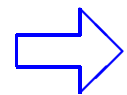
例 9 (匿名FTPからの問題 kroA100.tsp)



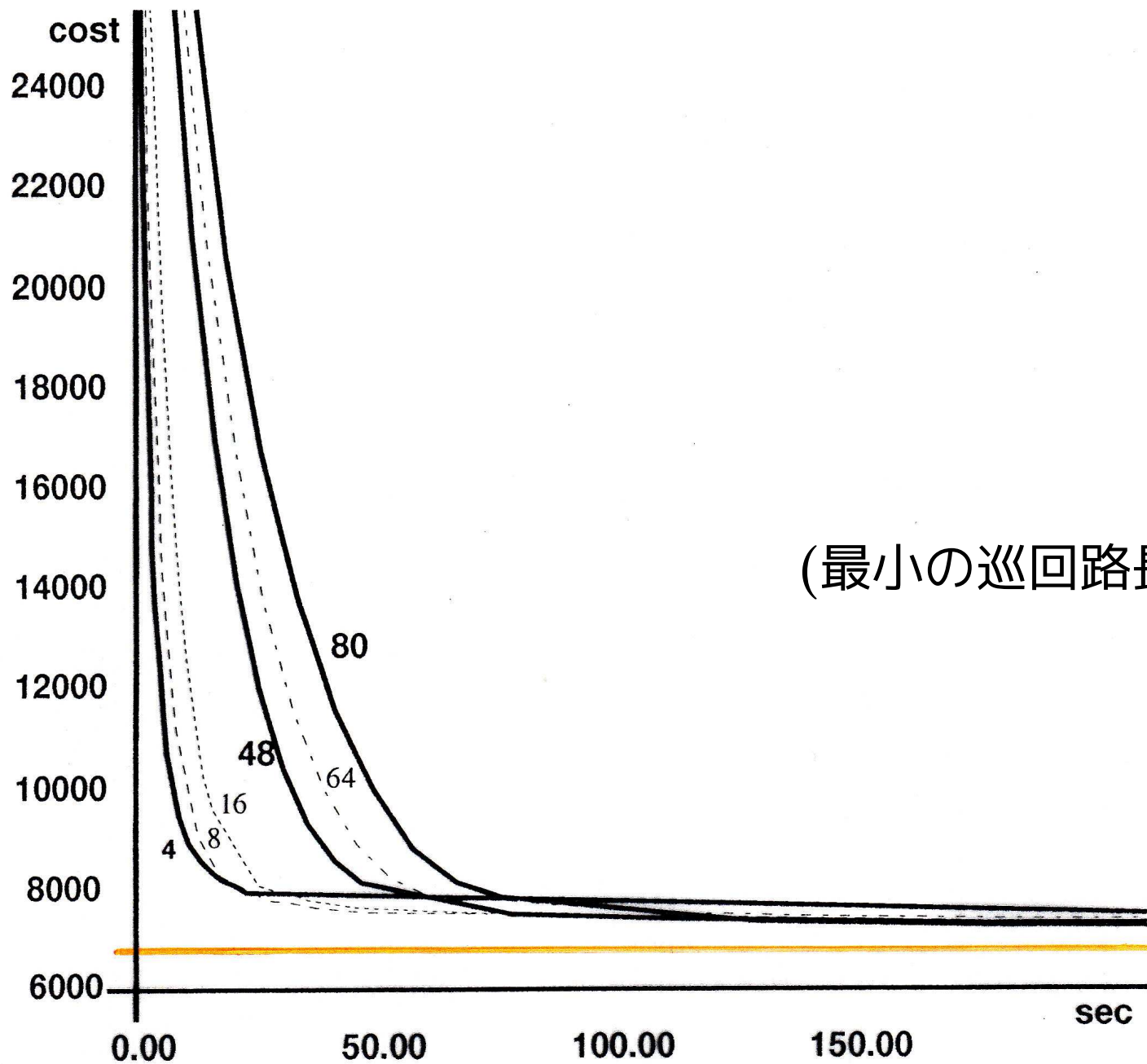
(最小の巡回路長は **6781**)

この問題に対して、**集団の大きさを色々と変えて**進化シミュレーションの実験を**20回ずつ**行ってみた。

集団の大きさ	4	8	16	48	64	80
終了世代	8000	4000	2000	750	500	400

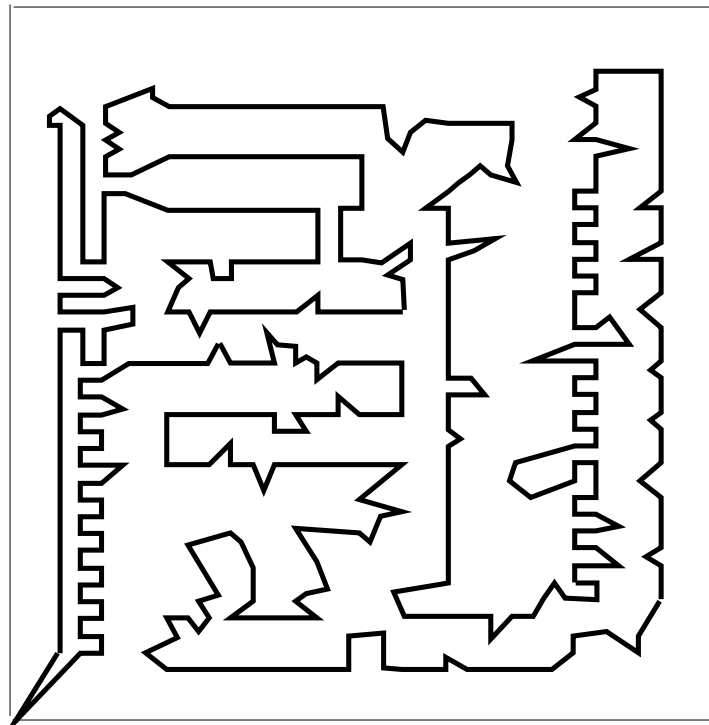


近似解探索の平均的な様子は次の通り。



(最小の巡回路長は **6781**)

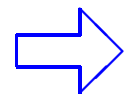
例 10 (匿名FTPからの問題 pcb442.tsp)



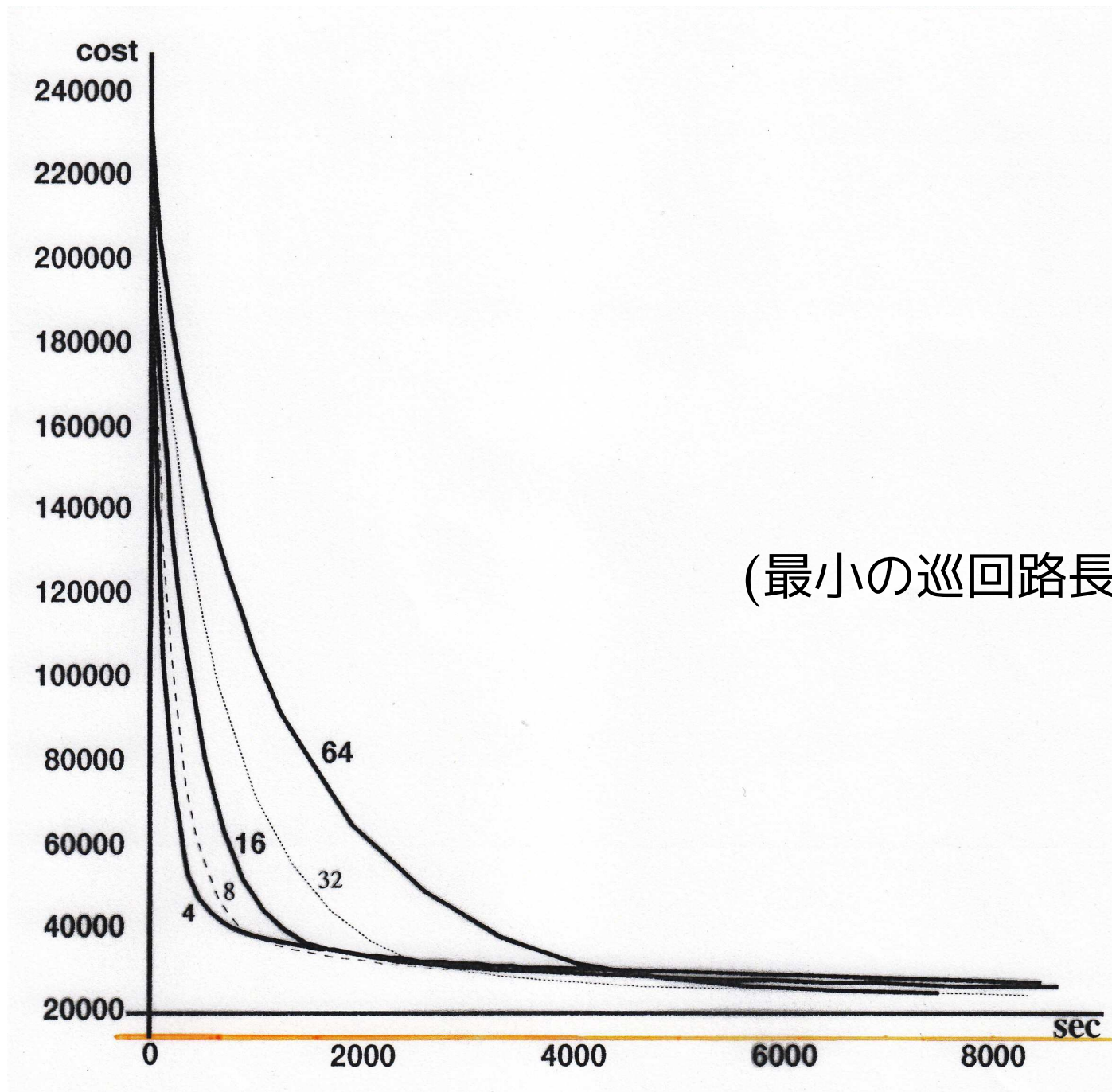
(最小の巡回路長は **16239**)

この問題に対して、**集団の大きさを色々と変えて**進化シミュレーションの実験を**20回ずつ**行ってみた。

集団の大きさ	4	8	16	32	64
終了世代	8000	4000	2000	1000	500



近似解探索の平均的な様子は次の通り。



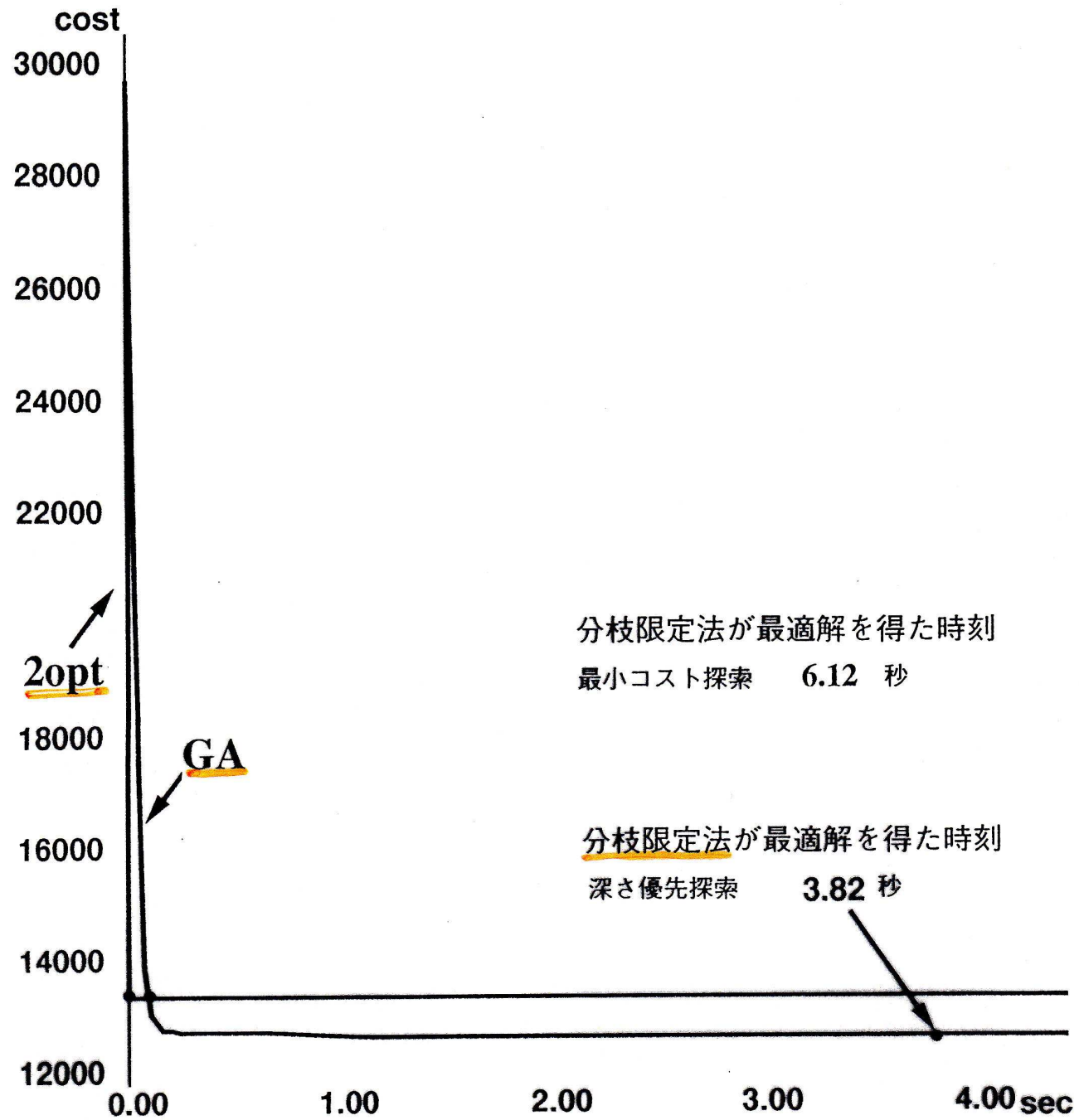
2-6 収束の速さは？ (他の手法との比較)

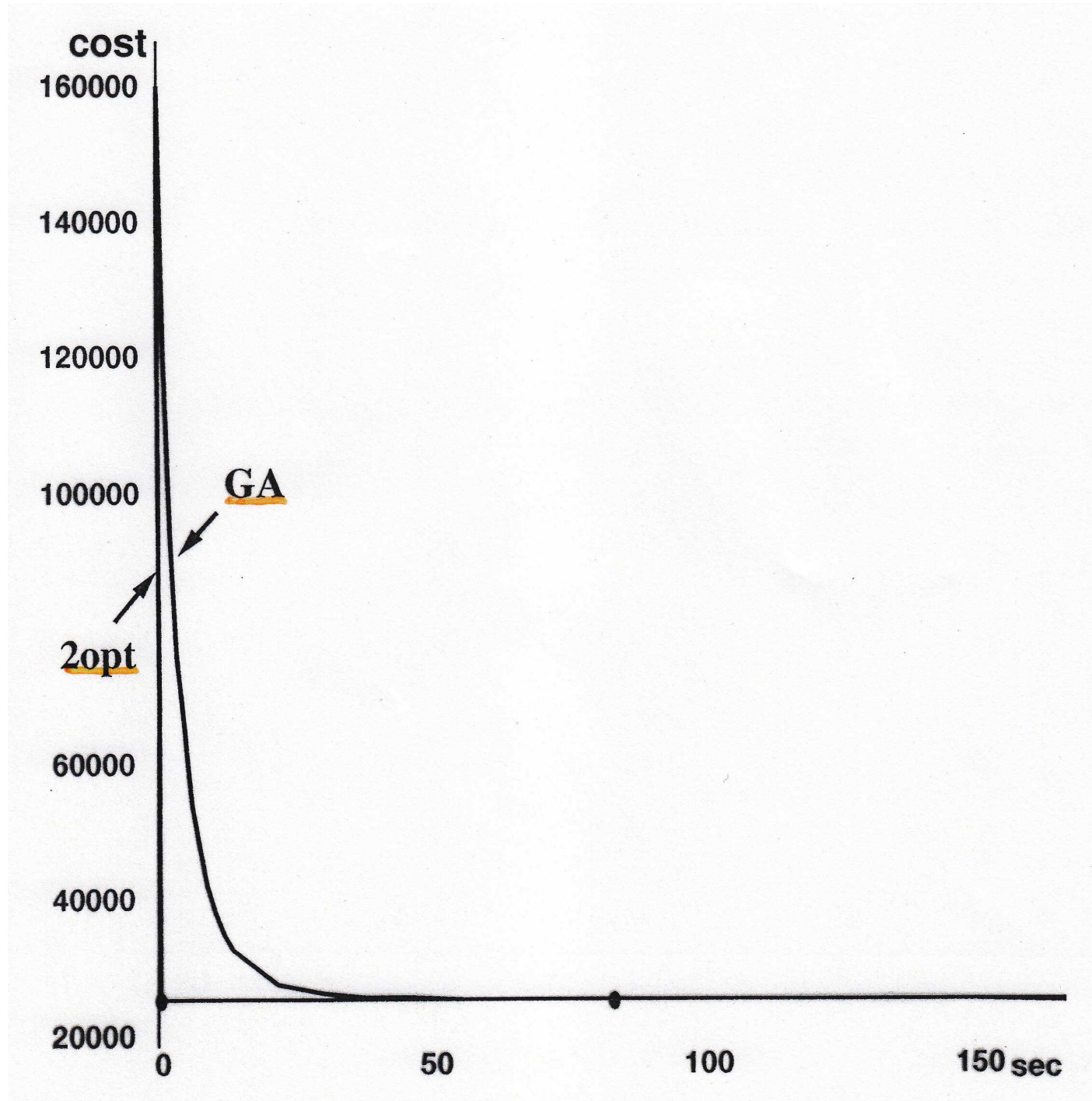
- 都市数を固定してランダムに問題例を作り、その平均的な動作を比較した。

- 比較の相手

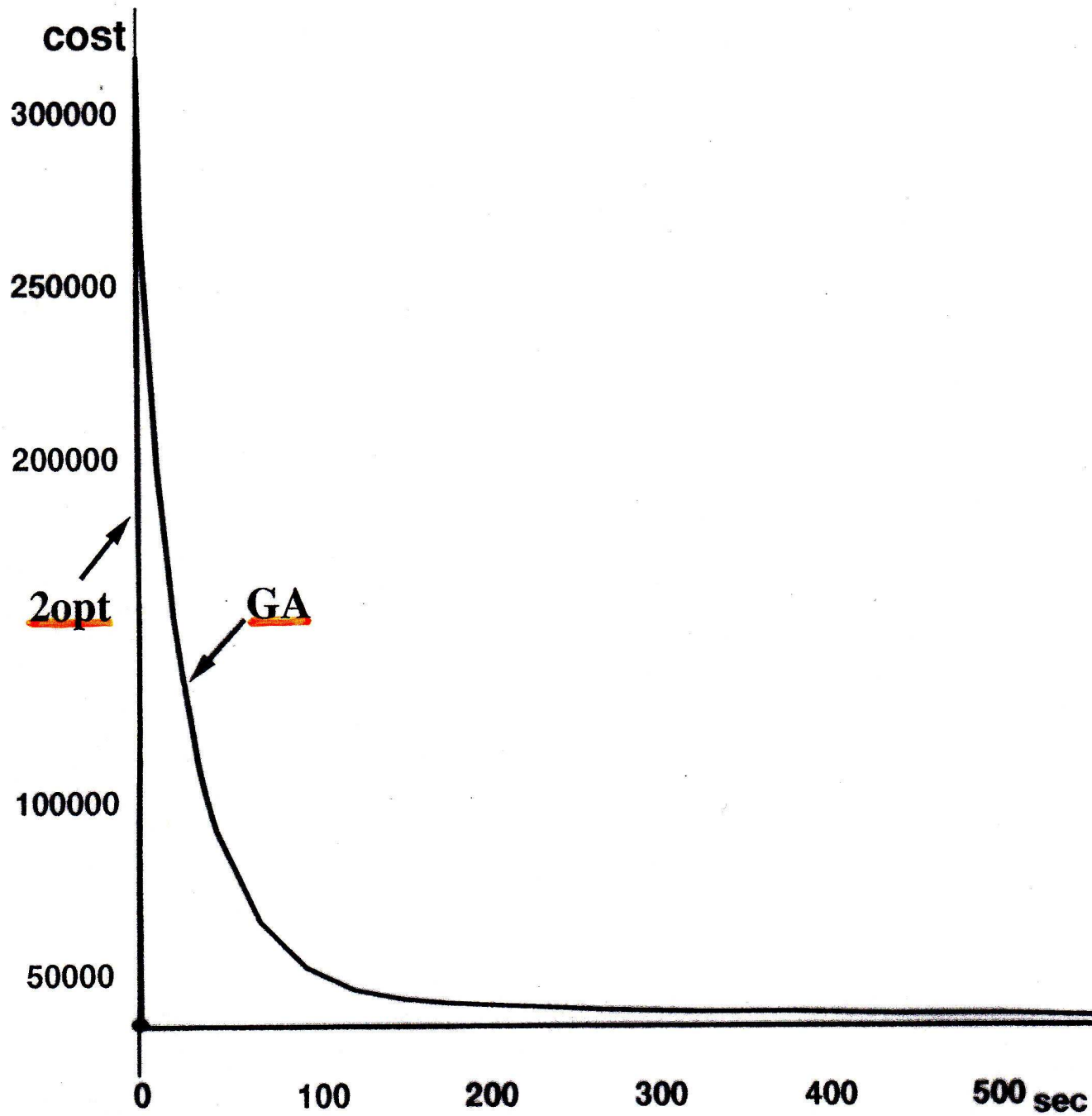
{ 2 Opt … 有名な 近似解法
分枝限定法 … 代表的な 厳密解法

20都市



100都市

200都市



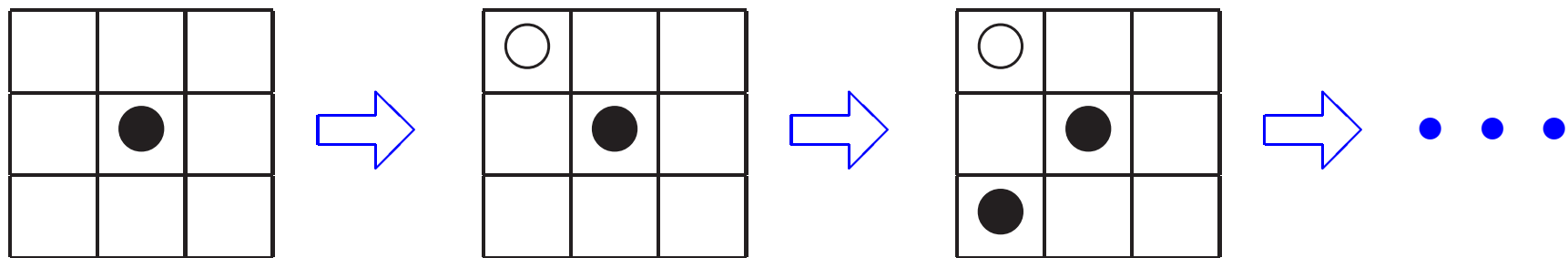
③ 三目並べの戦略を 競合的に 進化学習することも出来

- -
 -
 - ● ● ● ●
- 絶対的な基準ではなく
集団内の競合結果を用いて、個体を評価 する。

⇒ 進化的学習の考え方は
個体を絶対的に評価できない場合でも有効。

3-1 三目並べとは？

- 2人ゲームの一種。
- 3×3の枱目に黒石(先手)と白石(後手)を交互に置いて行く。
- 縦、横または斜めに自分の石を3つ先に並べた方が勝ちになる。
- 最善手を打てば負けない。



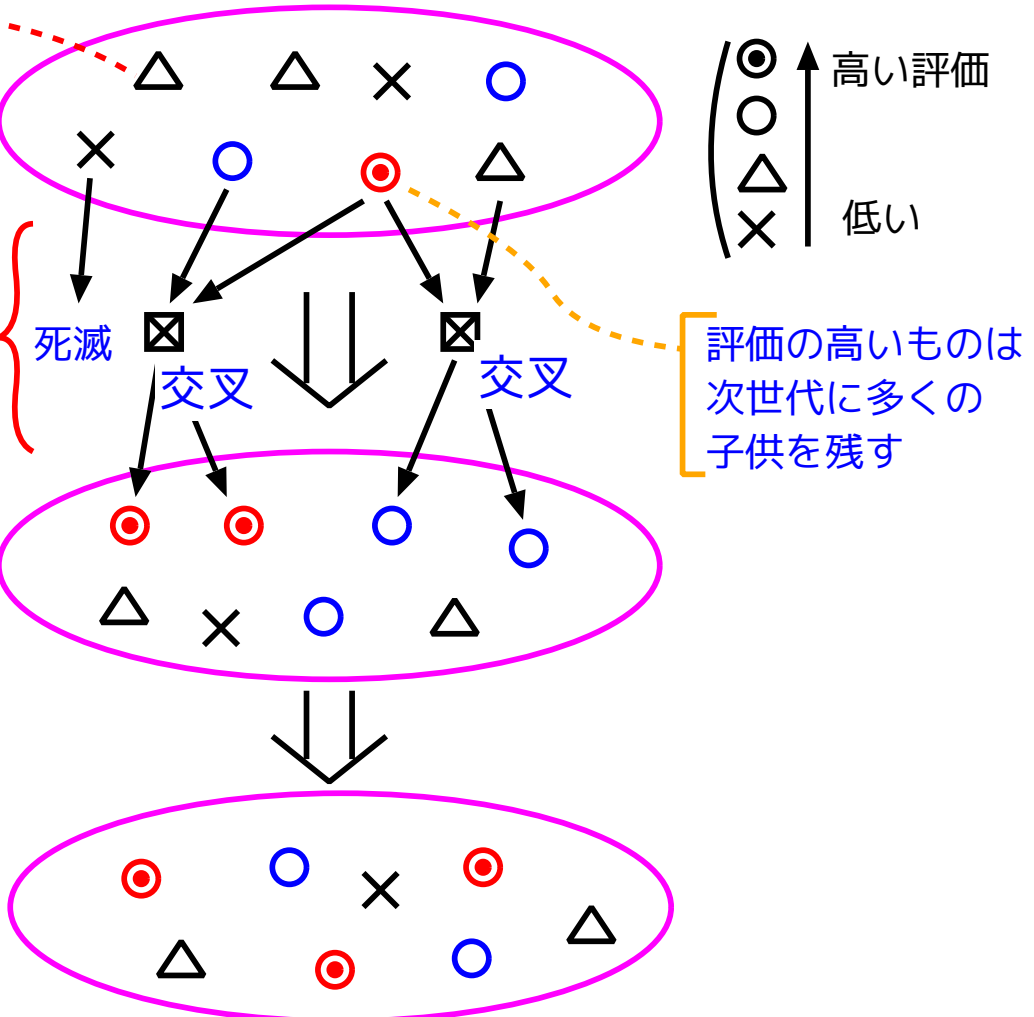
{ ● : 先手
○ : 後手

3-2 三目並べの戦略を競合的に進化学習するには

巡回セールスマン問題の場合と全く同じ筋書き。すなわち、

個体表現の方法は？
 (近似解を個体とする。)
 (これをどう表すか?)

世代交代の方法は？



⇒ 個体表現 }
 世代交代 }

様々な方法が考えられる。⇓

⇒ 以下では1つの方式を紹介する。

(H9年度の修士論文の方式)

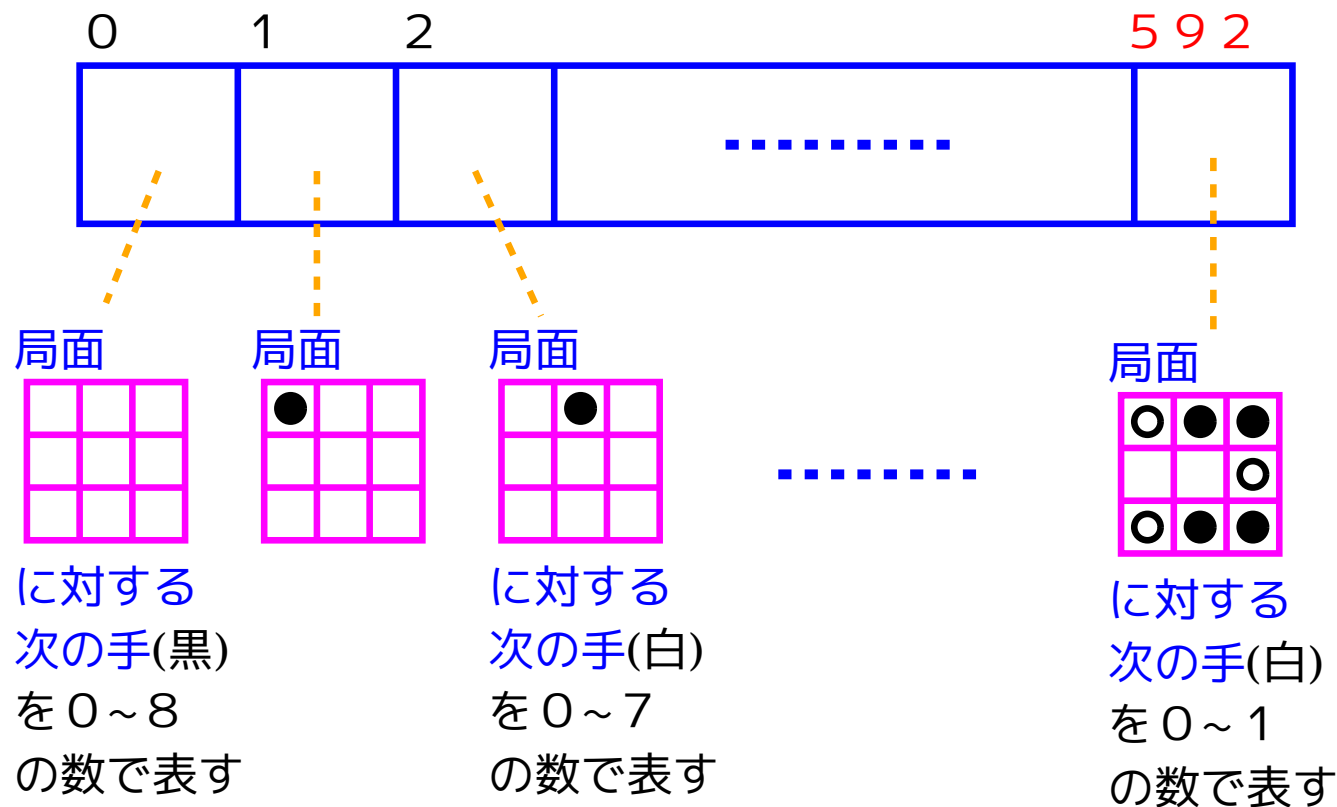
3-3 個体表現の方法

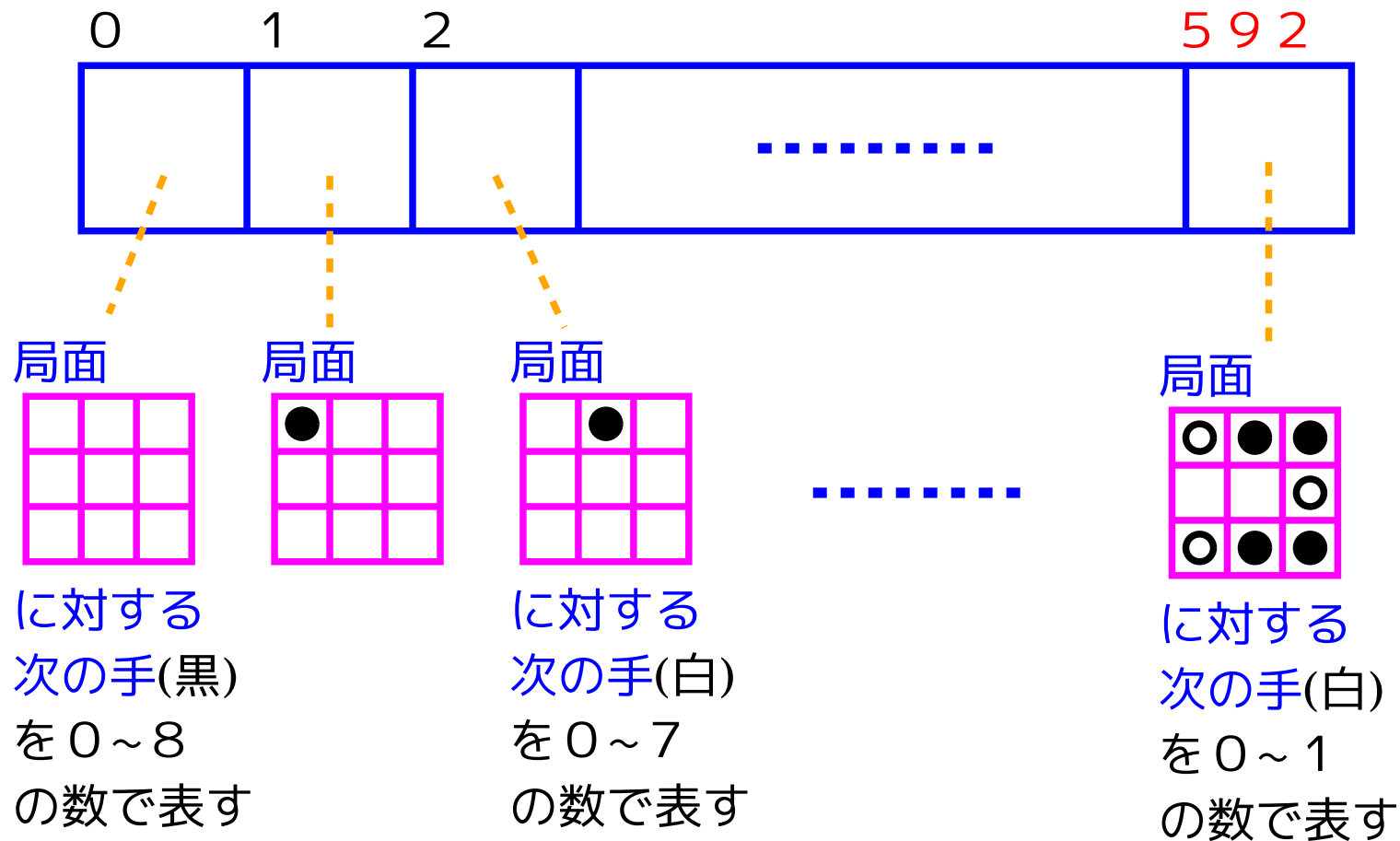
強い戦略を探す。

⇒ 戦略 を個体とする。

⋮
⋮
⋮

可能な局面のそれぞれに対して
次の手を指示した表、で表す。

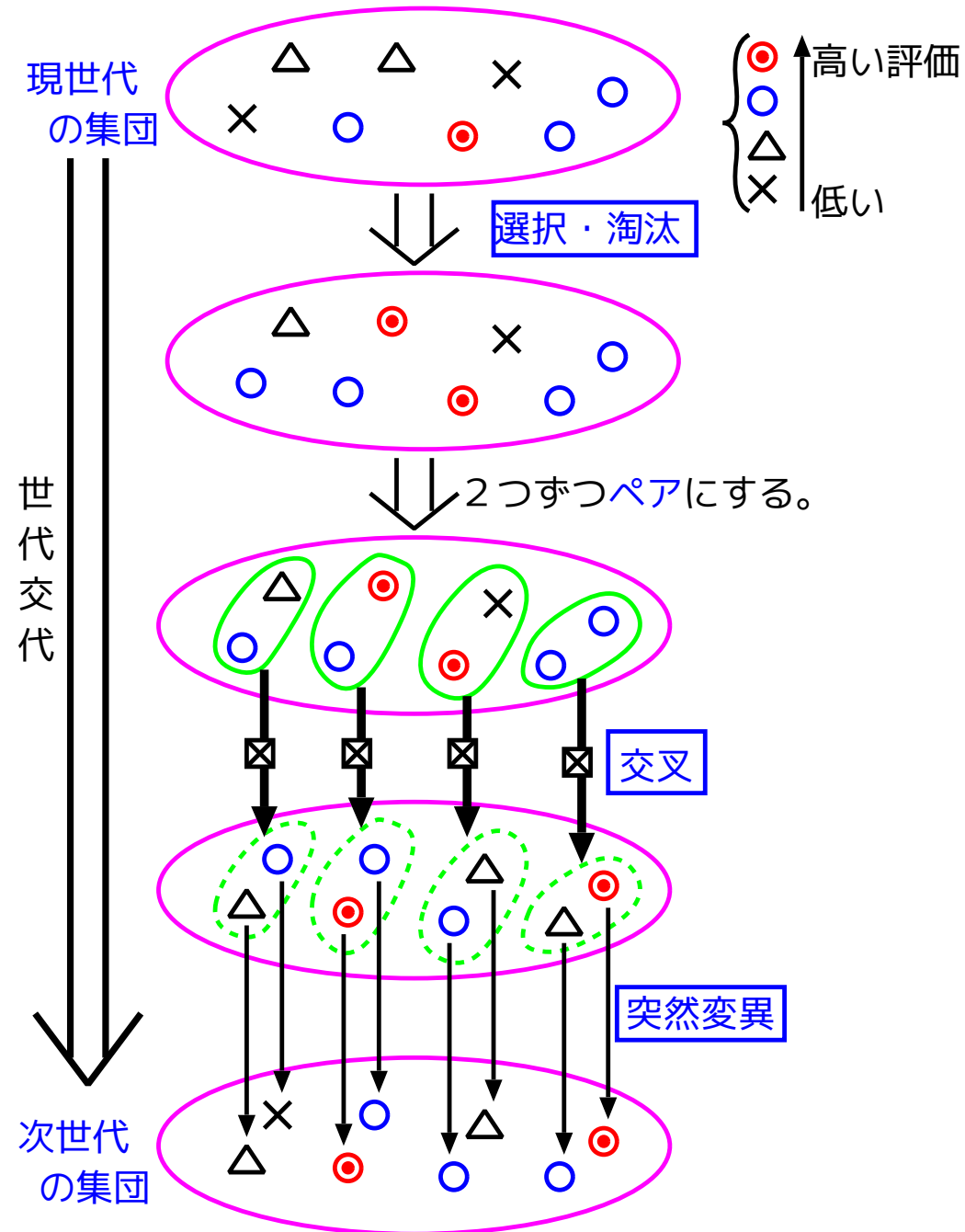




- 回転や反転などによって同等となる局面に対して別々に表の項目を用意しない。
- 勝敗の決した局面、手を選択する余地のない局面に対しては、表の項目を用意しない。

⇒ 本質的な局面は**593**個だけ。

3-4 世代交代の方法



選択・淘汰

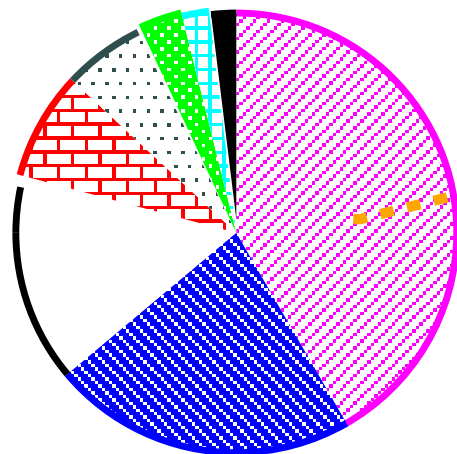
- (1) 集団内の**個体同士の対戦** (リーグ戦など) を組んで、その結果を基に個体を評価する。

$$\text{素適応度} = \frac{\text{勝ち数} + \text{引き分け数} / 2}{\text{試合数}}$$

$$\text{Std. 適応度} = (\text{集団内で最大の素適応度}) - (\text{その個体の素適応度})$$

$$\text{評価値} = \frac{1}{1 + 20 \times (\text{Std. 適応度})}$$

- (2) **個体の当選確率**を**評価値**に比例させたルーレットを作り、これを用いて個体の選択作業を繰り返す。



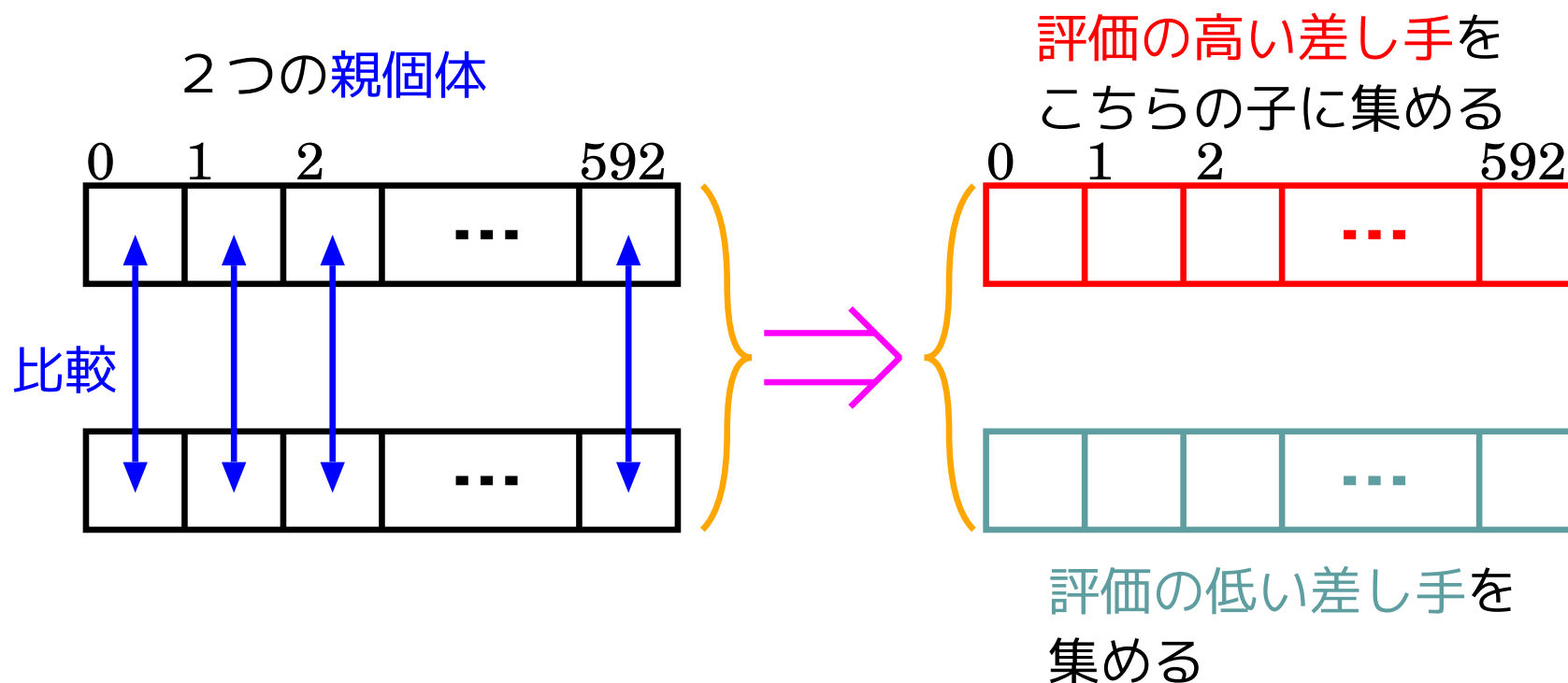
評価値の大きな個体には高い当選確率を割り当てる。

交叉

- (1) **選択・淘汰**のために集団内の**個体同士**で**対戦**させた際、**個体の各項目の評価**も行っておく。

個体 … どの局面でどういう手を指すかを示した表。
 個体内の**それぞれの手**を指して
 実際何勝何敗何分けになったかを**記録**しておく。

- (2)



突然変異

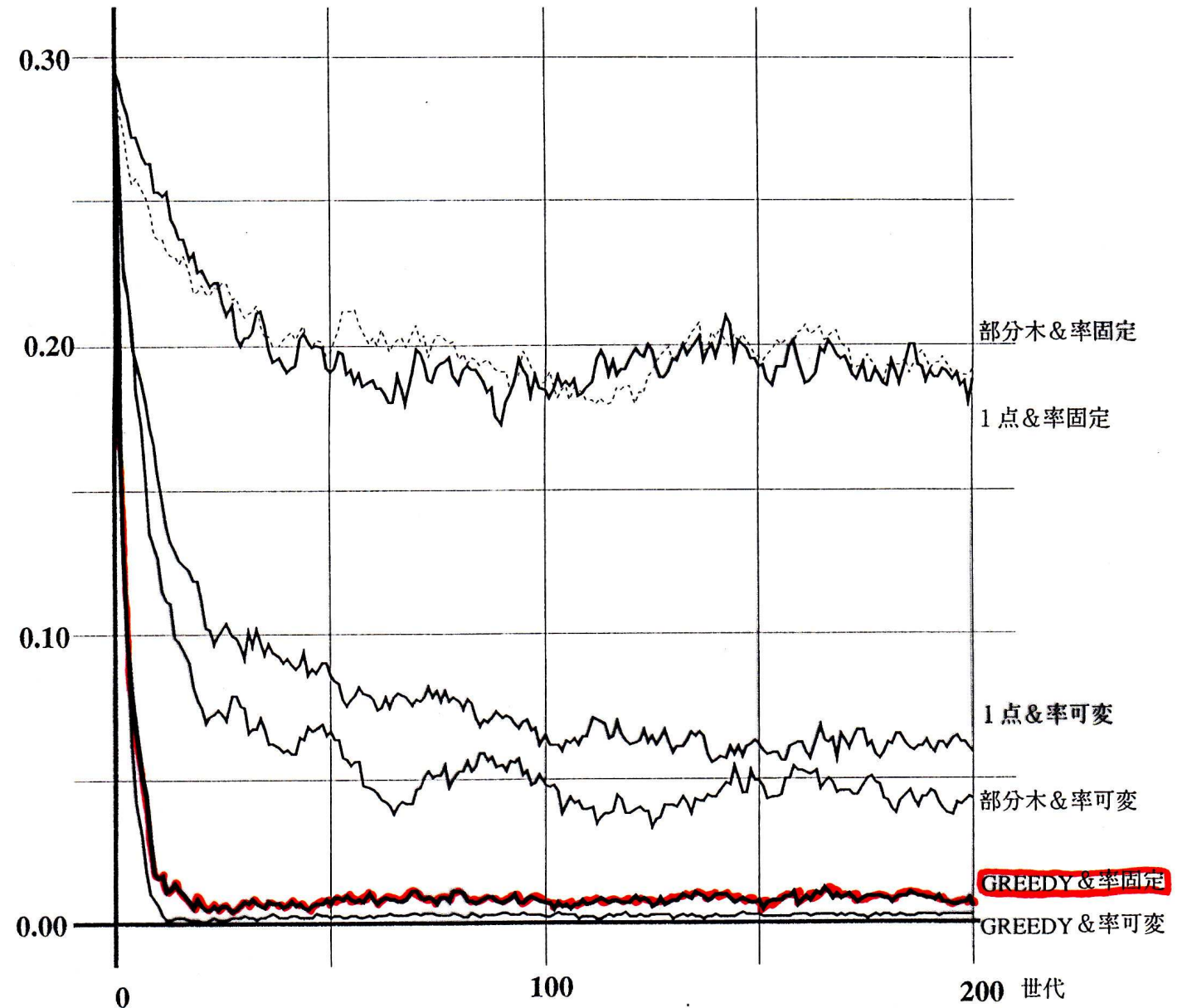
各個体の各項目(差し手)ごとに独立に低い確率でランダムな値に書き換える。

3-5 無敗戦略は出現するか？

進化シミュレーションを10回行った。

⇒ 「ランダムな相手に対する敗率」の最小値は、平均的に右の様に改善されていった。

ランダムな相手
に対する敗率の最小値



④ まとめ

- 帰納的学習 ... 与えられた例を説明するものを構成する。
- 適応的学習 ... 1つの処理システムの動作を徐々に改善していく。
- 進化的学習 ... 処理システムの生成・評価を繰り返して、良いものを探す。

どの場合も、
処理モデル自体は予め固定して、
その枠内でより良いものを探し出そうとする。

.....(人間との違い)