

階層的要約による図形の帰納学習

村瀬一朗、金子俊一、本多庸悟

東京農工大学

輪郭図形の形状特徴を帰納的に学習・抽出するための、「融合的セグメンテーション」および「選択的（セグメントの）変形」と呼ぶ新たな2手法を用いる。これらの手法は「要約」と呼ぶ新しい帰納学習の枠組みを実現する。従来、照合処理などに用いられている特徴は、認識率などを評価基準として設計したものが多く、技巧的であったり、複雑であったりということがいえる。そのために、図形の本来の形状との関連を評価したり、特徴間の定量的な比較評価を行うことが困難であった。本研究では、学習セット内の閉輪郭形状群に固有の形状特徴を「要約」という処理によって自動抽出するための手法について検討する。基本的実験の結果により手法の有効性を示す。

Inductive Learning of Figures based on Hierarchical Summarization

Ichiro Murase, Shun'ichi Kaneko and Tsunenori Honda

Tokyo University of Agriculture and Technology (TUAT)

2-24-16, Nakamachi, Koganei-shi Tokyo, 184, JAPAN

TEL +81-423-88-7150 FAX +81-423-87-4617 EMail kaneko@cc.tuat.ac.jp

A new method for inductive learning of the shape features of two-dimensional figures with closed contours is proposed. This method consists of the following two techniques: blending segmentation and selective deformation. To implement The method can embody the approach of "summarization", in which shapes concerned are compared with each other and merged for including fundamental features of their parents. Features which are popular so far in the field of pattern recognition or matching have been designed mainly for performing well or obtaining high score of recognition results and then they have been so artificial and complex that it has been impossible to evaluate their individual characteristics and quantitative comparison. In this study, we discuss on our method of summarization in context of automatic feature extraction from a training set of figures of closed contours. Fundamental results of experiments show the effectiveness of our method.

1 まえがき

パターン認識などで用いられる照合処理においては、対象の特徴を記述した内部モデルを用いるのが一般的である。特徴の記述方法や抽出の手法はこれまでに様々な研究、開発が行われ成功している[1]。これらの処理に用いられる特徴あるいは特徴量は、認識率や識別能力の高さなどの観点で設定されるために、多分に技巧的であったり、複雑・高度な手法になることが多い。また、要求される識別力を満たすという観点から、「識別を行うための特徴」を抽出する、つまり、情報の取捨選択の基準が応用の側面のみから決定されることもある。このために、これらの抽出された特徴は、直感的に捉えることのできないものであったり、対象群のあるひとつの側面だけを記述するものとなりがちである。さらに、特徴の自動評価や生成、ひいては認識プログラムの自動合成などの基礎となる形状特徴の自動抽出には向いていないと考えられる。

筆者らはこれまでに図形の「特徴」を計算機により自動的に抽出するための研究を行ってきたが、その方針は、あらかじめ与えられた内部モデルを持たずに特徴を抽出するというものである。当初の研究のテーマは、線分図形の辺を任意に組み合わせることで特徴を記述しようというものであった[2]。これに続く研究は、点列表現の図形ペアに対し、互いに類似したセグメントの対応を見つけるというもので、図形群に共通に含まれるセグメントを抽出しようというものであった[3]。いずれの研究においても、図形形状の直接的な「重ね合わせの原理」に基づき、組み合わせや対応付けの評価を行った。特徴抽出に関するこれらの研究を通して、「図形」というものを二つの観点から捉える必要性を認識した。ひとつは、①部品（セグメント）の集合として捉えるという観点であり、もうひとつは②部品の組み合わせ方（幾何学的な配置）という観点である。後者の考えに基づく手法として、Ledleyによる、構文的パターン認識の方法などがあるが、この手法はあくまでも、有限でしかも、基本要素があらかじめ分かっていることを前提としている[4]。

本研究は、これら二つの観点に基づいた図形の類似性を考慮することで対象図形の特徴の抽出を試みるというものである。本稿においては、点列で作られた輪郭図形に対し、「要約」と呼ぶ処理を次々を行うことで、図形の特徴を帰納的に抽出する手法を提案する。

2 特徴抽出の枠組み

2.1 形状特徴の概念

輪郭図形形状の特徴を帰納的に抽出するために、形状特徴というものを、次の二つの特徴にわけて考えることにした。

- ①部分的な形状としての特徴
- ②図形全体の形状としての特徴

そして、与えられた輪郭図形から、部分的形状を抽出し、それらを組み合わせることで、図形全体の形状の特徴を記述しようという考えである。

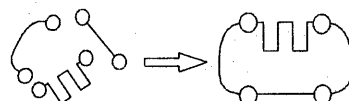


図1 輪郭図形の構成方法

ここでいうところの、部分的形状とは、単に部分的であるということだけではない。この部分的形状に特徴としての意味を持たせることが、研究の要となる。

今、未知の図形が与えられたとする。このとき、この図形を従来の意味である特徴、つまり「直線的である」とか、「一定の曲率である」という先験的な特徴の属性を与える方法で部分的形状を抽出してしまうと、「帰納的な特徴」というのには弱いものとなってしまう、「図形全体の形状特徴を部分的な形状特徴の組み合わせ」と考えることが困難になってしまう。そこで、本研究では、幾何学的特徴に注目するのではなく、与えられた学習セットに依存するように部分的形状の抽出を行う。

具体的な手法の説明の前に、「要約」と呼ぶ処理について述べることにする。

2.2 要約の概念

一般に、人間が行う「要約」という行為は、心理学の分野でいわれる「主観的体制化」が働くためと考えられており[5]、「ほぼ円である」とか「直線である」といった方法で、認知や記憶における負担を軽減しているのだといわれている。このような心理的な効果を、図形処理に応用したものが「要約」であるといえる。

また、「図形の要約」という概念は、「文の要約」と対比することもできる。厳密には、「文の要約」は文の内容の理解を通してはじめて行われる。しかし、繰り返し使われている語句を調べることで、「何について書かれた文章か？」程度は把握可能だと思われる。このとき、単に出現頻度の高い

語句を抜き出してきても要約にはなりそうもない。これは、どのような文章にも使われる語句に、文固有の語句（いわゆるキーワード）が埋没してしまうためである。これを避けるための有効な方法は、一般的に用いられる語句をあらかじめ知ってこれを考慮しないようにすることである。これらのことを行うことで文の要約が、可能となる。

前節で述べた「部分的な形状」というのは、文で言うと、語句に相当するものである。また、一般的な語句というものは、先験的な特徴の属性と考えられる。

文の要約においても、語句ではなく文字のレベルで行うことは、困難であると思われる。そこで、まとまりを持った単位で抽出する必要がある。このような部分的形状のことを「融合的セグメント」と呼ぶ。

本研究では図形の要約を輪郭図形のペアに対して行う。一方の図形を A、他方を B とする。このとき、図形 A を B を用いて要約するということを、 $A(B)$ と表記する。

要約は次の二つの処理からなる。

- ①融合的セグメンテーション
- ②ミニマックス原理に基づく選択的変形

これらの処理の詳細についてはこの章では簡単にふれるだけに留め、3章および、4章で詳述する。

2.3 要約を用いた部分的な形状特徴の抽出

例として、三つの図形 A、B、C について部分的な形状特徴を抽出する方法を考える（表 1）。

表 1 部分的な形状特徴の抽出

	(A)	(B)	(C)	$\bigcap_{x \in r} X(r)$
A	---	A(B)	A(C)	A^1
B	B(A)	---	B(C)	B^1
C	C(A)	C(B)	---	C^1

表 1 で A^1 と表記したものは、要約された図形 $A(B)$ 、 $A(C)$ の共通部分を表している。表中ではこれを、 $\bigcap_{x \in r} X(r)$ と表記した。

図形 A は、B、C によって、それぞれ $A(B)$ 、 $A(C)$ という図形に要約される。このとき $A(B)$ 、 $A(C)$ などは、融合的セグメントで構成された図形となっている。

さらにこの要約された図形 $A(B)$ を B で要約することを繰り返す。図形 B による要約を k 回繰り返した結果得られた図形を $A(B)^k$ と表記する。このとき、 $k \rightarrow \infty$ つまり、要約を無限に繰り返すことで図形 A は、図形 B に限りなく近づくことになる。

今、 $|A-A(B)|$ を図形の差違と定義すれば、B という図形には無い注目すべき A の特異な個性のひと

つとして考えられる。このことは、 $|A-A(C)|$ についてもいえる。さらに、 $|A-A^1|$ について考えると、 A^1 は、 $A(B)$ と $A(C)$ の共通部分であることより、 $|A-A(B)|$ よりも強い意味で A の特異性を表す形状であると考えられる。また、 $|A-A(B)^k|$ は、重ねて行われた要約にもかかわらず、B との融合を免れた形状であるだけにその形状としての特異性は、より強いものであることが予想される。さらに、 A^k 、つまり、k 段階の共通部分との差違 $|A-A^k|$ は、いっそう強い意味となることが予想される。

2.4 融合的セグメンテーション

図形 A をセグメンテーションする際に、それぞれのセグメントの形状が、図形 B の一部の形状と類似の度合が高くなるようにし、さらに、セグメント長はなるべく大きくなるように行う。このように、図形 B を意識しながら図形 A をセグメンテーションすることを融合的セグメンテーションと呼ぶこととする。

本研究では、この手法を、遺伝的アルゴリズムを用いて実現した。3章で詳述する。

2.5 ミニマックス原理に基づく選択的変形

ミニマックス原理に基づく選択的変形（以降、選択的変形と略する）とは、融合的セグメンテーションで得られたセグメントと部分形状の対応の中で最も類似の度合の低かったセグメントを、対応付けられた部分形状に近づけるという手法である。具体的には、4章で詳述する。

3 遺伝的アルゴリズムを用いた融合的セグメンテーション

要約処理の前半である、融合的セグメンテーションの手法について述べる。目的は、図形 B に含まれている、できるだけ長いセグメントの集合で図形 A を分割することである。本研究では、処理の実現のために、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms; GA) を用いた。

3.1 セグメント形状の相違評価コスト

セグメントの形状の相違を評価するために式(1)を用いる。

$$A_i = \frac{1}{l_i} \sum_{j=1}^{l_i} d_j \quad (1)$$

l_i : セグメント長
 d_j : 頂点間の距離

評価は図 2 のように、端点間距離を 100 ピクセルに正規化した上で求める。

こうすることで、形状の差違をセグメント長に影響されずに純粹に評価することが可能となる。

100ピクセルというのは、実験に用いた輪郭図形の頂点数のオーダーに合わせたものである。この値が小さいほど形状の違いが小さいということになる。

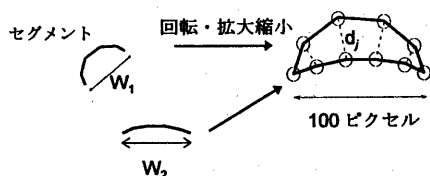


図2 セグメントのコスト1

3.2 相対的大きさの相違評価コスト

正規化する前の元のセグメント長を用いて、比較するセグメントの相対的な大きさの差違を評価する。評価は、式(2)によって行う。

$$B_i = \frac{|w_x - w_y|}{\max(w_x, w_y)} \quad (2)$$

w_x : セグメントXの端点間距離
 w_y : セグメントYの端点間距離

この評価値は、形状の差違が同じであった場合に、その相対的な大きさが近いものを優遇するためのもので、同じ大きさのセグメントの比較において最小となるようにした。

3.3 セグメントの分類とコスト計算

セグメント*i*について、このセグメントに関するコストをつぎの場合に分けて計算する。

- ①点および点列に場合分けする。
- ②点列はさらに、端点間の距離が0のものとしてそれ以外のものに分ける。
- ③端点間距離が存在するものはさらに、ある閾値よりも大きな頂点数のものとそうでないものに分ける。

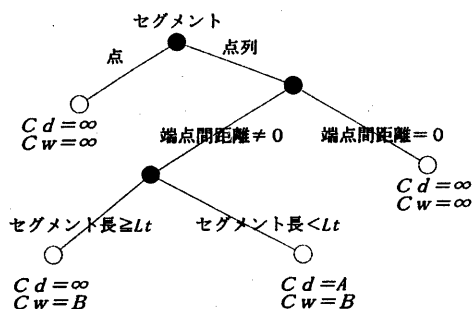
セグメントの分類は、部分形状の評価という研究の方針と、設定不能であるという点から行った。

無限大(∞)というコストは、後述する適合度の計算上で例外扱いをするための便宜上のシンボルである。

Cd は、形状の相違を評価するもので、式(2)で定めるAを用いる。 Cw は、相対的な大きさの相違を評価するためのもので、式(3)で定めるBを用いる。

Lt は、評価可能なセグメントの長さを示し、輪郭図形の周囲長と一致した場合の評価を避けるために導入した例外条件である。現実の問題として、輪郭図形に一致することは希である。

実験では $Lt=0.3$ とした。



Cd : 形状の相違コスト Lt : セグメント長の上限
 Cw : 大きさの相違コスト

図3 セグメントのコスト2

3.4 遺伝的アルゴリズムの概要

GAは、Darwinの進化論にもとづく探索手法で、多点探索を行うことが他の手法との大きな相違点である。GAでは、解の一つを染色体(個体)に対応づける。染色体は通常、1次元のビット文字列(例 01001100)で表現される。さらに、集団とよばれる、染色体の集合を作成する。集団に含まれる染色体の個数(集団サイズ)が大きいほど、解への収束を促す効果がある。GAでは、解の改良は集団内の染色体の競合によって行う。染色体の優劣を決めるために、目的関数を用い、その関数値を元に適合度を計算する。適合度は、染色体の次世代への生き残りの機会の度合いを表し、適合度に比例した確率で染色体を選択し、次世代の集団に加える。染色体を次世代に伝えと同時に解の改善のために、繁殖を行う。繁殖は3つのオペレータからなる。

3.4.1 選択

次世代の親となる染色体を決めることを選択と呼ぶ。選択の手法として、ルーレット・ホイールが用いられることが多い。この手法は、ルーレットのスロットの数を適合度に比例した割合で染色体に割り振るものである。このオペレータは、適合度の高い染色体、つまり、解に近い染色体を優遇するのが目的である。

3.4.2 交叉

選択によって得られた2染色体をカップルとして、次の操作を行うことを交叉と呼ぶ。

- ① 染色体の複製を作成する。
- ② ビット文字列上の位置をランダムに選択する。
- ③ その位置に従いビット文字列を交換する。

GAにおいて交叉は、探索行為に相当するため、比較的高い確率で行われるのが普通である。

3.4.3 突然変異

交叉を行った染色体に対し任意のビット文字を反転することを突然変異という。これは、局所解への望ましくない収束からの脱出に有効な手段である。突然変異の確率は、交叉確率に比べ低く設定するのが普通である。

3.5 提案する手法

本研究で用いるGAの処理について述べる。

3.5.1 遺染色体の表現

染色体は、一次元のビット文字列の循環リストとして表現する。これは、対象が輪郭図形であることに対応した表現である。図形のセグメントのひとつを染色体の遺伝子ひとつで表現する。

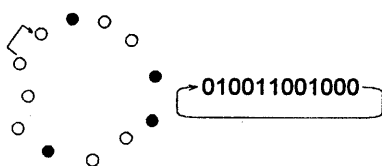


図4 一次元循環染色体表現

3.5.2 適合度

3.3節で定めたコストCd、Cwに従い適合度を計算する。染色体の適合度Fを式(3)によって定める。

$$F = \frac{1}{N} \left(1 + \sum_{i=1}^N V_i \right) \quad (3)$$

Nは、染色体上のセグメント数で、ビット文字列上では、“1”の個数に相当する。V_iは、次の式(4)~(6)で定めるもので、セグメント単体の評価値である。

$$V_i = D_i + W_i \quad (4)$$

$$D_i = \frac{1}{1 + \alpha C d_i} \quad (5)$$

$$W_i = \frac{1}{1 + \beta C w_i} \quad (6)$$

この評価値は、形状の微小変形を行う際のセグメントの選択に用いられる。

式(5)および、(6)は、前述したセグメントの形状の相違と相対的な大きさの相違を評価するコストを適合度として正規化したもので、 $0 \leq D, W \leq 1$ となる。この値はそれぞれ1に近いほどセグメントとしての評価が高くなる。式(5)、(6)において α 、 β

は、調整用のパラメータで、両者とも0.1とした。

3.5.3 交叉

通常、単純GAでは、一点交叉が行われる。これは、図5(a)のように、交叉位置を任意に決め、文字列を互いに交換することで行う。この操作で交換されるのは、交叉位置からデータ構造上の終わりまでであるのが普通である。

しかし、今回用いた染色体は、ビット文字列の循環リスト表現であるため、図5(b)のような二点交叉が合理的な手法であると考えられる。

一般に、交叉点数が増加すると、問題空間の探索を広く行うということになり、局所解への落ち込みを防ぐ効果が期待される。しかし、交叉は、解の破壊も意味するので、徒に交叉点数を増やすことは、解の安定的な推移が期待できないことになる。

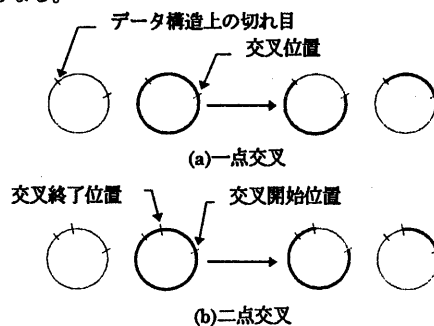


図5 交叉

交叉は、確率的に行われるが、実験では0.6の確率で交叉を行うかどうかを決めることにした。

3.5.4 突然変異

ビット文字列上の任意のビットを反転することで行う。つまり、 $0 \rightarrow 1$ 、 $1 \rightarrow 0$ というように行う。このことを図形という観点から考えると、 $0 \rightarrow 1$ は、セグメントの切断に相当し、 $1 \rightarrow 0$ の変化は、セグメントの併合に相当する。

突然変異は、文字列上の各ビットそれぞれについてランダムに実行される。この確率は0.03とした。

3.5.5 エリート戦略

現在の集団で最良の染色体を次世代にそのまま伝えることをエリート戦略と呼ぶ。

単純GA（最も基本的なGA）において、ある染色体の次世代への生き残りは、適合度の大きさに比例はするが確率的に行われ、さらに、交叉が加えられることになる。十分に集団サイズが大きく、交叉が適度に行われるならば、全く問題がないと

いえる。

しかし、今回は、二点交叉を行うために解が破壊される可能性が高い。また世代交代の終了時点で最良解が得られることを保証するためにもエリート戦略を行うことにした。

4 ミニマックス原理に基づく選択的変形

図 6 のように幾何学的に平均のセグメントに変形する方法で行う。

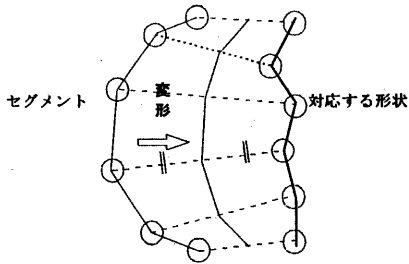


図 6 ミニマックス原理にもとづく選択的変形

3章で述べた融合的セグメンテーションを行った結果得られた、最大の適合度（エリート）の染色体を染色体表現から図形に戻す。得られた図形は、最大限、図形 B の部分的な形状を含んでいる図形となるはずである。選択的変形は、この融合的セグメンテーションされた図形のセグメントの中で最も、差違の大きい（3.5.2 節の V_i の小さい）セグメントを選択してこれに変形を加える。このようなセグメントが複数存在する場合はセグメント長の最も短いものを選択する。

3.3 節では、セグメントの分類、特に例外の扱いについて述べたが、セグメントとして評価不能なものとして次の 3 つをあげた。

- ① 1 点のセグメント
- ② ループ上に閉じているもの
- ③ 輪郭図形そのもの

最後の例外は、ループ上に閉じているという例外の特別なものとして考えられるが、②、③の例外は、図形全体の評価を考慮しなければならず現状では評価不能としたものである。

ここで問題となるのは、これらの例外が最良の分割の状態にある染色体中の最も評価の低いものとなる場合で、このとき図形は変形されずに次の近似処理に持ち込まれるのではないかとということである。処理上では、これらの例外を避けて、評価可能なセグメントの中で選択することにした。また、これら例外が最終世代の最良の染色体中に現れることは希であることも予備実験から分かつ

ている。

5 実験例

図 7 は、三つの図形 A、B、C に対して要約を 1 段階行った結果を示している。図形 A は、B、C それぞれの部分的な形状を含んでいるような図形である。A(B) について視察すれば、B にはあり、C には無いような円弧状の部分的な形状が、セグメントとして抽出されているのがわかる。A(C) の結果は、逆に右下の切り欠きが A(B) に比べると長いセグメントとして抽出されているのが分かる。他の要約結果もほぼ同様の抽出が行われている。

これらのことから、今回用いた手法により、ペアの相方が含んでいるセグメントを比較的長い状態で取り出せるということが確認された。

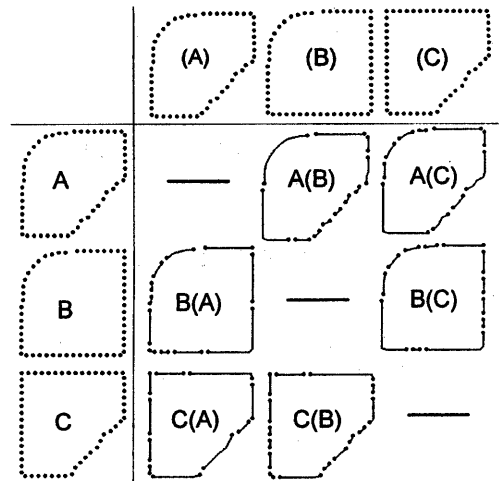


図 7 三図形に対する要約の結果

図 8 は、要約の繰返しの結果図形がどのように変化するかを示したものである。例として、図形 A の B による要約を三段階繰返した結果を示した。左から順に、図形 A の元図形、融合的セグメンテーションを行った結果の図形、つづいて、選択的変形を行った結果の図形（要約図形）、最も右が、要約のペアの図形 B の元図形である。A(B) ~ A(B)³ というように縦方向に追えば、セグメントが併合され、変形が徐々に加えられる様子が観察できる。変形されている右下の切り欠き状の部分的な形状は、（見た目と異なり）実際は、図形 B の左上の円弧状の部分と対応して変形が行われている。

一段目の要約の結果において途切れていたセグメントが、二段目では、併合されていることが示されている。この併合によって、図形 B には明ら

かに含まれていない形状が現れることが示されている。これは、一段目で行われた要約により、この程度の差違ならば吸収が可能となったということを示している。

この結果から、階層的に要約することで、図形の差違を徐々に吸収することができるということが示された。

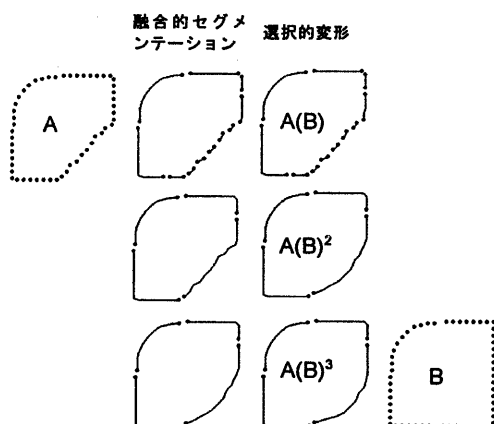


図 8 図形 A に対する要約の繰返し

図 9は、GA の適合度の推移を示したもので、図形 A を B によって融合的セグメンテーションしたときのものである。

まず、GA のパフォーマンスを反映しやすい平均適合度をみてみると、適合度の推移は、初期集団から単調増加していることが示されている。これは、アルゴリズムがよく働いた結果を示している。しかし、少なからず乱調であるように見受けられる。これは、多くの場合、解の破壊が行われているのが原因であると考えられる。本研究では、二点交叉を用いているが、このことが一因であると思われる。しかし、本研究では、エリート戦略を用いて、最大の適合度の染色体を生き残らせるようにしている。その結果、17 世代での平均適合度および最小適合度の落ち込みにもかかわらず、適合度の最大値の推移が確実に上昇していることが示されている。この結果から、エリート戦略が有効であったということが示された。

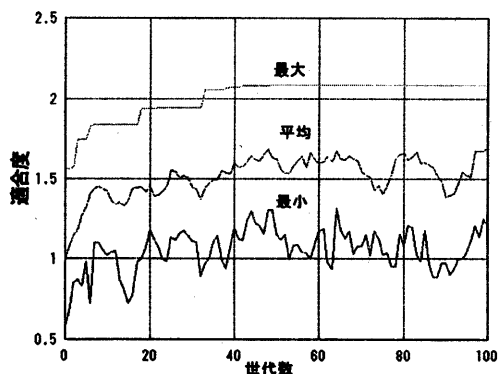


図 9 適合度の推移

図 10は、図形 A の B による要約の一段目(A(B))、二段目(A(B)²)、三段目(A(B)³)の最大適合度の変化を示したものである。一段目の GA による融合的セグメンテーションの後、二段目の開始時点で、選択的変形を行っているが、この効果により、適合度の不連続的な上昇が現れている。

一段目および二段目の適合度が上昇しているのに対し、三段目の推移がフラットになっていることが示されている。エリート戦略は解の破壊を防ぐためには有効であるが、局所解への吸い込みを助長するという側面を持っている。本研究の手法上、GA 後の選択的変形が、これをさらに加速させることになってしまう。そのため、後段の要約においては、局所解からの脱出が事実上不可能になってしまっているように思われる。

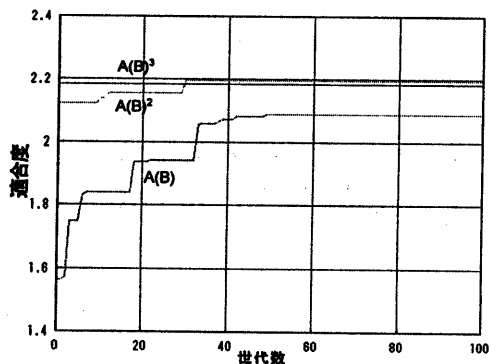


図 10 最大適合度の段階の違いによる変化

6 結論

本稿では、輪郭図形の形状特徴を帰納的に学習・抽出するための「要約」と呼ぶ新しい枠組みを提案した。また、その枠組みを実現するための「融合的セグメンテーション」および「選択的(セグメントの)変形」と呼ぶ新たな2手法を提案し、実験例を示すことで、手法の有効性を示すことができた。

今後の課題として、要約によって得られた形状を利用して、図形形状の特徴抽出を実現したい。

なお、本研究の一部は科学研究費補助金(06808034)の援助によるものである。

[参考文献]

- [1]長尾：画像認識論，コロナ社，1983.
- [2]村瀬，金子，本多：遺伝的アルゴリズムによる帰納的特徴抽出，情報処理学会第48回全国大会，1993.
- [3]村瀬，金子，本多：輪郭図形の形状学習アルゴリズム，情報処理学会第49回全国大会，1993.
- [4]土井，安藤：画像処理論，昭晃堂，1975.
- [5]平塚，大西，杉江：群化を用いたグローバルな構造の抽出，電子情報通信学会論文誌D-II，Vol.J76-D-II No.1，pp.74-83，1993.
- [6]長尾，安居院，長橋：遺伝的アルゴリズムを用いたパターンマッチング法，PRU91-92，pp.33-40，1993.
- [7]氏福，野村，藤井：画素データレベルでのアフィン変換画像マッチング，電子情報通信学会論文誌D-II，Vol.J76-D-II No.8，pp.1581-1586，1993.
- [8]ボードン，須佐見，大塚：図形パターンの学習と眼球運動の変化：信学技法IE93-92(1994-01)，pp.23-30，1994.
- [9]David E. Goldberg：Genetic Algorithms in search, optimization & machine learning, Addison-Wesley, 1989.
- [10]David Marr：Vision, Freeman, 1982.