木構造状画像変換の自動構築法 ACTIT

ACTIT: Automatic Construction of Tree-structural Image Transformations

青木 紳也[†], 正会員 長尾 智晴[†]

Shinya Aoki[†] and Tomoharu Nagao[†]

Abstract We previously proposed a method of automatically constructing image transformations which consist of a sequence of several given image filters. They are optimized to approximate the transformation from an original image to its target one using a genetic algorithm where the target image is an ideally processed one made manually. In this paper, we propose an extended method ACTIT. We put image filters having several inputs together into tree-structures. The leaf nodes of a tree are the original images and other nodes are the image filters. And the output of the root node means the output of a whole image transformation. To get good output images, the tree is optimized by genetic programming. In this way, we construct complex image transformations which cannot be constructed by a sequence of image filters. We applied ACTIT to medical image processing and proved that it is useful for automating the construction of image transformations.

キーワード: 画像処理, 自動構築, 進化的最適化, 遺伝的プログラミング

1. ま え が き

今日までに様々な画像処理アルゴリズムが提案されており, それらの有効性が示されている^{1)~3)}. しかし, 画像処理は取り扱う問題に強く依存している場合が多く, 対象に依存せずに有効な処理を行う汎用的な方法は現在までのところ存在していない. このため, ある特定の目的に対して画像処理を適用する場合, 膨大に存在するアルゴリズムの中から適当なものを選択し, 実際に適用した結果を見て, それらを組合せたり修正したりといった試行錯誤的な手順が必要となり, 大変な労力を要する.

そこで, 画像処理のカスタマイズあるいは画像処理の自動化, 省力化を目的とした画像処理エキスパートシステムに関する研究が行われている^{4)~6)}. これまでに提案されているシステムは, 特定の画像処理フィルタを実行して得られる画像を例示したり, 画像処理手順やパラメータをブロック図等を用いて視覚的にわかりやすく表示するものが多い. しかしながら, さらに省力化を図るためには, 原画像とそれに対する望ましい処理結果である目標画像を計算機に入力するだけで, 原画像に対して実行すべき処理が自動的に構築されることが望ましい.

これまでにも, 画像処理の実例からその画像処理を自

動構築しようとする試みがなされている⁶⁾. これは, あらかじめ用意した数種類の基本的な画像処理の組合せによって, 処理例と同様な結果を得ようとするものである. その際, 用意する画像処理の種類の増加に伴ってそれらの組合せの数が膨大になるため, 経験的に得られた知見などを元にして適用すべき画像処理の順序などに対して制限を与えるのが一般的である. しかしながら, 対象に依存しない広範囲な応用を目的とした場合, 用いる画像処理の順序などに対して何の制限も与えない汎用的な方法論が望まれる.

そこで筆者らは先に, 原画像と目標画像を計算機に与え, あらかじめ用意した数種類の画像処理フィルタを原画像に対して逐次適用することにより目的の処理を近似し, そのフィルタの適用順序および総数を遺伝的アルゴリズムを用いて最適化することによって, 目的の画像変換を自動的に構築する方法を提案した^{7)~10)}. この方法は用意するフィルタの種類や適用順序に関する制限を必要としないため, 専門家の知識やシステムとの対話を必要とせず, 画像処理の省力化に有効であると考えられる. しかし, 原画像に対する1次元的な処理の羅列のみでは実現できる処理に限界があり, また, 実験で用いたフィルタの種類が比較的単純な少数のフィルタに限られていた. そこで本論文ではこの方法を拡張し, フィルタの組合せ方を木構造状にし, より実際のフィルタを組み込むことによって, 複雑な画像変換を自動構築する新しい手法 ACTIT (Automatic Construction of Tree-structural Image Transformations) を提案する. そして医用画像

1998 年 11 月 12 日, 電子情報通信学会 PRMU 研究会で発表

1998 年 12 月 22 日受付, 1999 年 2 月 18 日再受付, 1999 年 4 月 5 日採録
[†] 東京工業大学 工学部 画像情報工学研究施設

(〒 226-8503 横浜市緑区長津田町 4259, TEL 045-924-5180)

[†] Imaging Science and Engineering Laboratory, Tokyo Institute of Technology

(4259 Nagatsuda-cho, Midori-ku, Yokohama 226-8503, Japan)

図 1 先に提案した手法によって構築する画像変換
An example of an image transformation constructed by the previously proposed method.

図 2 ACTIT によって構築する画像変換
An example of an image transformation constructed by ACTIT.

処理に適用した実験例により、ACTIT の持つ画像処理能力を示す。

2. ACTIT の原理

2.1 概要

先に提案した手法^{7)~10)}では、原画像とそれに対して現在考慮している処理目的に応じて適切に処理された画像である目標画像の組を入力として与える。次に、原画像から目標画像に至る画像変換を、図 1 に示すように既知の画像処理フィルタ $F_1 \sim F_n$ を直列に接続することによって近似する。目的は、入力画像 I に原画像を与えたときの出力画像 O が目標画像と同様になるようにフィルタの並びを最適化することである。このようにして一度構築された画像変換は、原画像と同様な画像が入力されたときには目標画像が与えられなくても即座に目的とする処理を実行してくれることが期待される。近似に用いるフィルタの種類および並びの総数の増加に伴い、それらの組合せの数は膨大になり、場当たりの探索では実用的な組合せを発見することは事実上不可能となる。そこで、この手法ではフィルタの組合せと総数の最適化に遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA)^{11)~13)}を用いている。この手法によって単純なフィルタの組合せにより地形図から文字領域を切り出す画像変換などの構築に良好な結果が得られている。

しかし、一般的な画像処理の過程を考慮した場合、原画像を逐次的に変換するだけで目的の処理を実現できることはまれで、原画像を処理の対象毎に複数の領域に分割し、目的に応じて複数の系列に分け、各々適切な処理を施し、それらの結果を適宜合成するといった複雑な手順を必要とする。

そこで本論文で提案する手法 ACTIT では、先に提案した手法を拡張し、図 2 に示すように複数入力を持つ画像処理フィルタを任意の形の木構造状に組合せることによって目的の画像変換を構築する。複数の処理系列に入力された画像は、各々異なった処理を受ける。そして各

系列の出力は順次合成されていき、最終的に 1 つの画像となって出力される。これによって、領域や目的毎に異なった処理を施し、それらの結果を適宜合成するような、一般的な画像処理の手順により近い画像変換を構築することができる。したがって、すべてのフィルタが 1 入力である場合の、先に提案した手法で構築可能な画像変換はもちろん、より複雑な画像変換も構築可能になると考えられる。

フィルタの組合せの最適化には、遺伝的アルゴリズムを木構造の最適化が行えるように拡張した、遺伝的プログラミング (Genetic Programming; GP)^{14)~16)}を用いた。

2.2 使用した画像処理フィルタ

ひとくちに画像処理といっても、様々な目的が存在し、それに応じて多くの画像処理フィルタが提案されている。ACTIT では 1 つ以上の画像を入力し、1 つの画像を出力する任意の変換を既知フィルタとして用いることができるが、ここでは一般的な画像処理の過程は平滑化、エッジ抽出、セグメンテーション、画像合成の組合せからなると考え、これらの目的に有用であると思われる以下に示すフィルタを既知フィルタとして用意した。ただし、各フィルタは 1 入力の場合は画像 $F = \{f_{ij}\}$ を、2 入力の場合は $F_1 = \{f_{1ij}\}$ と $F_2 = \{f_{2ij}\}$ を入力し、 $G = \{g_{ij}\}$ を出力する変換として定義され、各画素は 0 から V_{max} までの整数値をとるものとする。すなわち、256 階調の画像であれば $V_{max} = 255$ である。また、それぞれ g_{ij} が 0 未満になるときは 0、 V_{max} を越える場合には V_{max} とする。

(a) Mean

$$g_{ij} = \frac{1}{9} \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 f_{i+m,j+n} \quad (1)$$

(b) Min, Max

$$g_{ij} = \min\{f_{i+m,j+n} | m, n = -1, 0, 1\} \quad (2)$$

$$g_{ij} = \max\{f_{i+m,j+n} | m, n = -1, 0, 1\} \quad (3)$$

(c) Sobel

$$g_{ij} = \sqrt{(g_{Hij})^2 + (g_{Vij})^2} \quad (4)$$

ここで、

$$g_{Hij} = \frac{1}{4} \{-f_{i-1,j-1} + f_{i+1,j-1} - 2f_{i-1,j} + 2f_{i+1,j} - f_{i-1,j+1} + f_{i+1,j+1}\} \quad (5)$$

$$g_{Vij} = \frac{1}{4} \{-f_{i-1,j-1} - 2f_{i,j-1} - f_{i+1,j-1} + f_{i-1,j+1} + 2f_{i,j+1} + f_{i+1,j+1}\} \quad (6)$$

(d) LightEdge, DarkEdge

$$g_{ij} = g_{Lij} \quad (7)$$

$$g_{ij} = g_{Lij} + V_{max} \quad (8)$$

ここで、 g_{Lij} はラプラシアンフィルタの出力で、

$$g_{Lij} = \frac{1}{3} \{-f_{i-1,j-1} - f_{i,j-1} - f_{i+1,j-1}$$

$$\begin{aligned} & -f_{i-1,j} + 8f_{ij} - f_{i+1,j} \\ & -f_{i-1,j+1} - f_{i,j+1} - f_{i+1,j+1} \} (9) \end{aligned}$$

である。

(e) LightPixel, DarkPixel

$$g_{ij} = \begin{cases} 0 & f_{ij} < t \\ f_{ij} & f_{ij} \geq t \end{cases} \quad (10)$$

$$g_{ij} = \begin{cases} f_{ij} & f_{ij} < t \\ V_{max} & f_{ij} \geq t \end{cases} \quad (11)$$

ここで、閾値 t は $0 < f_{ij} < V_{max}$ である f_{ij} の平均値である。

(f) LargeArea, SmallArea

$$g_{ij} = \begin{cases} V_{max} & s_{ij} < t \\ f_{ij} & s_{ij} \geq t \end{cases} \quad (12)$$

$$g_{ij} = \begin{cases} f_{ij} & s_{ij} < t \\ V_{max} & s_{ij} \geq t \end{cases} \quad (13)$$

ここで、 s_{ij} は画素 (i, j) と 4 連結である V_{max} 未満の画素数を表し、閾値 t は V_{max} 未満の画素を 4 連結で結んだ画素数の平均値である。

(g) HighPass, LowPass

F に離散コサイン変換 (DCT) を適用し、それぞれ直流成分を除く各成分の振幅の総和を 2 分する周波数未満、以上の成分を 0 にし、逆離散コサイン変換を適用した結果を G とする。

(h) Inversion

$$g_{ij} = V_{max} - f_{ij} \quad (14)$$

(i) LogicalSum, LogicalProd

$$g_{ij} = \max\{f_{1ij}, f_{2ij}\} \quad (15)$$

$$g_{ij} = \min\{f_{1ij}, f_{2ij}\} \quad (16)$$

(j) AlgebraicSum, AlgebraicProd

$$g_{ij} = f_{1ij} + f_{2ij} - \frac{f_{1ij} \cdot f_{2ij}}{V_{max}} \quad (17)$$

$$g_{ij} = \frac{f_{1ij} \cdot f_{2ij}}{V_{max}} \quad (18)$$

(k) BoundedSum, BoundedProd

$$g_{ij} = f_{1ij} + f_{2ij} \quad (19)$$

$$g_{ij} = f_{1ij} + f_{2ij} - V_{max} \quad (20)$$

3. 進化的手法による木構造の最適化

3.1 遺伝的プログラミング

遺伝的アルゴリズム (GA) は、最適化問題の解を個体の染色体としてコード化し、初期個体集団に対して適者生存に基づく選択・増殖を繰り返すことによって実用解を得る探索手法であり、遺伝的プログラミング (GP) は GA では 1 次元の配列を成す遺伝子コードを木構造状にすることによって、プログラムなどの最適化を行えるように拡張した手法である。GA・GP の基本的な処理の流れは以下の通りである。

- (1) 初期の個体集団をランダムに生成し、各個体の適応度を評価する。
- (2) 個体の複製のために親集合を選択する。

(3) 親集合から交叉、突然変異によって子集合を生成し、適応度を評価する。

(4) 親集合と子集合より生存する個体を選択し、次世代の個体集団とする。

(5) (2)~(4) を繰り返す。

現在までに (2), (4) における複製・生存選択の方法に特徴がある様々な世代交代モデルが提案されている。基本的な処理の流れとしては GA・GP 共同様であるが、GP では木構造の最適化を効果的に行うため、交叉、突然変異の方法に工夫がなされている。以下、GP の一般的な約束に従い、木構造の表現には LISP の S 式を用い、S 式の関数、アトムに相当するものをそれぞれ非終端記号、終端記号と呼ぶことにする。

3.2 個体の染色体の定義および初期個体の生成規則

用意した入力画像を終端記号、フィルタを非終端記号とし、木構造状に配置したものを個体の染色体として定義する。図 2 で示した構造を持つ染色体は以下のように表される。

$$(F_5(F_3(F_2I(F_1I)))(F_4I)) \quad (21)$$

初期個体の生成は以下の規則に基づいて行う。ルートには必ず非終端記号を生成し、それ以降は各ノードが終端記号である確率を p_t 、非終端記号である確率を $1 - p_t$ として確率的に生成する。フィルタが 1 入力である確率を p_1 、2 入力である確率を $1 - p_1$ とし、1 個体あたりのフィルタの総数の期待値を n とすると、1 個体あたりの終端記号の総数の期待値 n_t は

$$n_t = 1 + n(1 - p_1) \quad (22)$$

となり、終端記号の生成確率は

$$p_t = \frac{n_t}{n - 1 + n_t} \quad (23)$$

となる。ただし、フィルタ数がある指定した値 n_{max} に達した場合には無条件で終端記号を生成する。

3.3 個体の適応度の定義

個体の適応度の定義には次式を用いた。

$$fitness = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left\{ 1 - \frac{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |o_{ij}^k - t_{ij}^k|}{W \cdot H \cdot V_{max}} \right\} \quad (24)$$

ここで、 $\{o_{ij}^k\}$ は原画像を個体の染色体が表す画像変換によって変換して得た出力画像、 $\{t_{ij}^k\}$ は目標画像とし、 i, j 方向の画素数を W, H とする。原画像・目標画像の組は複数用意することができ、そのセット数を K とする。適応度は出力画像と目標画像との距離を正規化した値、即ち出力画像と目標画像とのマッチング率であり、それを画像のセット毎に求めて平均をとっている。適応

度は0から1までの値をとり、出力画像が目標画像に類似しているほど大きな値をとり、完全に一致すれば1になる。

適応度計算の際に重視したい領域とそうでない領域を区別したい場合には、原画像・目標画像の各組毎に重み画像を用意することができる。この場合、出力画像と目標画像との距離は画素毎に重み付けされ、適応度は次式のようになる。

$$fitness = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left\{ 1 - \frac{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H w_{ij}^k |o_{ij}^k - t_{ij}^k|}{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H w_{ij}^k V_{max}} \right\} \quad (25)$$

ここで、 $\{w_{ij}^k\}$ は重み画像である。出力画像が目標画像と一致することが強く求められる領域では重み画像上で大きな値を設定し、逆に重み画像上で小さな値をとる領域では、出力画像が目標画像と大きく異なってもあまり適応度を低下させる要因とはならない。

ただし、これらの定義のみでは、目標画像が原画像に類似している場合に、原画像と全く等しい画像を出力画像とするような単純な処理をする個体が高い適応度を得てしまい、探索効率を低下させる原因となる。そこで、出力画像が原画像と全画素で等しい場合には適応度を0とする。同様に出力画像が全画素で0あるいは V_{max} である場合にも適応度を0とする。

3.4 交叉と突然変異

交叉は図3に示すように、両親のすべてのノードからランダムに1つずつ選択し、それぞれのノード以下の部分木を交換することによって行う。このとき、いずれかの個体のフィルタ数が0になるか n_{max} を越えた場合には、もう一度交叉をやり直す。

交叉後に各個体を突然変異率 P_{mut} の確率で突然変異させる。突然変異は個体のすべてのノードからランダムに1つを選択し、次の3つの方法のうち1つを等確率で選択し行う。図4に例を示す。ここで黒いノードは選択されたノードを表す。

(1) 書き換え

ノードを新しい記号に置き換える。ただし、ルートを書き換える場合は必ず非終端記号にする。この際、そのノードの入力数が増える場合には新しい部分木を生成し、減る場合には消滅させる。

(2) 挿入

ノードの上に新しい非終端記号を挿入する。挿入する非終端記号が2入力フィルタである場合には一方の入力に新しい部分木を生成する。

(3) 削除

ノードを削除する。ただし、終端記号に対しては行わない。削除するノードが2入力フィルタの場合には一方の部分木を消滅させる。

突然変異の結果、個体のフィルタ数が0になるか n_{max} を越えた場合には、もう一度突然変異をやり直す。

3.5 世代交代モデル

世代交代モデルの代表例として Simple GA (SGA) が挙げられる。SGA ではまず、適応度に比例した選択確率を用いたルーレットによって、個体集団と同数の個体を重複を許して選択する。次に、この集団から2個体ずつの組を親として、交叉、突然変異を行い、生成された子集団を次世代の個体集団とする。しかし、SGA のように適応度を用いたルーレット選択を行うだけの方法では、

(a) 交叉前

(b) 交叉後

図3 交叉の例

An example of the crossover operation.

(a) 突然変異前

(b) 書き換え

(c) 挿入

(d) 削除

図4 突然変異の例

Examples of the mutation operation.

探索の初期に適応度が高い個体に収束してしまい、十分な解が得られないまま探索が進まなくなってしまう現象が多く観察される。

SGA のこのような問題を克服するために提案された世代交代モデルのひとつに Minimal Generation Gap (MGG) がある¹⁷⁾。このモデルは、適応度を無視して、集団からランダムに2個体を重複を許さずを選択する。次に、この2個体から子を複数生成し、親を含めた家族から最良1個体およびルーレット選択によって選ばれた1個体を次世代に残す。この方法は、SGA に比べて多様性の維持に優れ、初期収束が起りにくいとされている。ACTIT は多数のフィルタを木構造状に組合せるといふ膨大な探索空間を扱うため、できるだけ多様な個体集団を保ちながら探索が行われることが望まれる。そこで ACTIT では、世代交代モデルに MGG を使用した。

4. ACTIT の適用例

4.1 文書画像から印刷文字を抽出

ACTIT による画像変換自動構築の有効性を検証するために、2.2 節で示したフィルタのうち (b), (d), (e), (h)~(k) だけを既知フィルタとして用いて行った実験例について述べる。プリンタで印刷された文書の余白に鉛筆で文字を書込み、スキャナで計算機に入力した画像を原画像とし、原画像から印刷文字だけを対話的な描画ソフトウェアを用いて手動で切り出した画像を目標画像として設定した。図5に原画像、図6に目標画像を示す。重み画像は用いていない。画素数は 267×178 , $V_{max} = 255$, 即ち 256 階調であり、図で輝度の高い画素ほど値は大きくなっている。これらの画像を ACTIT に与え、個体数 20, 1 個体あたりのフィルタ数の期待値 $n = 10$, 最大値 $n_{max} = 20$, フィルタが 1 入力である確率 $p_1 = 0.5$, 突然変異率 $P_{mut} = 0.9$ とし、1 世代に生成する子の数を 10 とし、1000 世代の世代交代を行った結果、654 世代目で得られた最良個体の染色体を図8に示す。図8で I で表される入力画像に原画像を入力したときの出力画像を図7に示す。背景と手書き文字の大部分が消え、印刷文字の抽出に良好な結果が得られていることがわかる。

次に、得られた画像変換の構造の分析を行った。図8に示した画像変換は冗長な部分を含んでいるため、それらを省略し必要な部分だけを取り出すと図9の構造が得られた。この構造に解釈を与えるとすれば以下のようになるであろう。

- (1) 2 入力共に原画像をとる BoundedSum で印刷部分と手書き部分の濃度差を大きくする。(図9(a))
- (2) (1) の出力に Min を繰り返し適用することによって、印刷・手書き各領域を拡大する。(図9(b))
- (3) (2) の出力に LightPixel を適用し、印刷領域の

図5 原画像
The original image.

図6 目標画像
The target image.

図7 変換画像
The transformed image.

(BoundedSum (DarkPixel (I)) (LogicalProd (DarkPixel (LightPixel (Min (Min (Min (Min (Min (Min (Min (BoundedSum (Min (Min (I))) (I)))))))))) (Min (AlgebraicSum (BoundedSum (I) (I) (AlgebraicProd (I) (DarkPixel (I)))))))

図8 ACTIT によって得られた画像変換
An image transformation constructed by ACTIT.

画素値を 0 にする。(図9(c))

- (4) 原画像に DarkPixel を適用し、背景の画素値を V_{max} にする。(図9(d))
- (5) BoundedSum で (3), (4) の出力の和をとり、図9(e) の画像を得る。

得られた構造は、試行錯誤的に構築できないほど複雑なものではないが、人が理解できるような構造が全く知識を与えられずに自動的に構築されたことは興味深い点である。また、このような構造の分析が従来考えられなかった画像処理手順の発見に結びつく可能性もあると考えられる。

4.2 顕微鏡画像から細胞の境界を抽出

次に、より実的な問題として、人の角膜内皮細胞の

図 9 得られた画像変換の構造
The structure of the obtained image transformation.

顕微鏡画像から細胞の境界部分を抽出する問題^{18)~20)}に対して、2.2節で示したフィルタすべてを既知フィルタとして用いて行った実験の結果を示す。原画像、目標画像、重み画像の組を図10~12に示す。画素数は 64×64 , $V_{max} = 255$ である。抽出する境界線の太さは適応度に影響しないように、重み画像では境界線の周囲に画素値0の領域を設けている。また、細胞内にノイズが残らないようにすることよりも、境界を確実に抽出することを重視するために、細胞内部の重みを境界部分の1/3にしている。これらの画像をACTITに与え、個体数100, $n = 25$, $n_{max} = 50$, $p_1 = 0.8$, $P_{mut} = 0.9$ とし、1世代に生成する子の数を100として3000世代の世代交代を行った結果、2927世代目で得られた最良個体の染色体を図14に、この染色体が表す画像変換で原画像を変換して得た出力画像を図13に示す。細胞の境界部分の抽出に良好な結果が得られていることがわかる。

ACTITによって得られた画像変換の汎化能力を確かめるために、図14に示した画像変換に、未知の画像を入力した結果を図15, 16に示す。画素数は 128×128 である。画像変換の最適化に用いていない未知の画像に対しても目的とする処理を実現できていることがわかる。これはACTITによって構築された画像変換が、原画像

図 10 原画像
The original images.

図 11 目標画像
The target images.

図 12 重み画像
The weight images.

図 13 変換画像
The transformed images.

と目標画像の少数の実例からその変換の本質を獲得したことを意味している。

ここで示した実験例は、原画像が様々な照明条件の画像を含み、ノイズが多く、また、コントラストも低い場合、今までに専門家の試行錯誤によって設計した手法でも非常に困難な処理として知られている。これに対してわずかな実例のみで目的とする処理を自動的に構築できたことによって、ACTITの持つ画像処理能力の高さを確認することができた。

5. む す び

複数入力を持つ画像処理フィルタを複数用意し、これらを進化的手法を用いて木構造状に組み立てることによって、原画像から目標画像への画像変換の近似を自動構築する手法ACTITを提案した。実験により、細胞の境界抽出問題という医用画像処理の分野で実際に必要とされている処理に対して十分な結果が得られたことに

図 14 ACTIT によって得られた画像変換
An image transformation constructed by ACTIT.

(a) 入力画像

(b) 変換画像

よって、ACTIT が実用的な画像変換の自動構築に有効であることが示された。また、得られた構造を分析することによって、従来考えられなかった画像処理手順の発見に役立つ可能性もあることを示唆した。

今後は、ACTIT をさらに多くの問題に適用すること

本研究を進めるにあたり、実験のための医用画像を提供して頂き、貴重なご助言を頂いた東京工業大学工学部
像情報工学研究施設長谷川玲助教授に謝意を表します。

- 1) 安居院猛, 長尾智晴: “画像の処理と認識”, 昭晃堂 (1992)
- 2) 安居院猛, 中嶋正之: “画像工学の基礎”, 昭晃堂 (1986)
- 3) 鳥脇純一郎: “画像理解のためのデジタル画像処理 [I]”, 昭晃堂 (1988)
- 4) 松山隆司, 尾崎正治: “LIVE: トップダウン・セグメンテーションのための画像処理エキスパートシステム”, 情処学論, **27**, 2, pp.191-204 (1986)
- 5) 田村秀行, 佐藤宏明, 坂上勝彦, 久保文雄: “DIA-Expert システムとその知識表現方法”, 情処学論, **29**, 2, pp.199-208 (1988)
- 6) 長谷川純一, 久保田浩明, 鳥脇純一郎: “サンプル図形提示方式による画像処理エキスパートシステム IMPRESS”, 信学論, **J70-D**, 11 pp.2147-2153 (1987)
- 7) T. Nagao and S. Masunaga: “Automatic Construction of Image Transformation Processes Using Genetic Algorithm”, Proc. of ICIP'96, **3**, pp.731-734 (1996)
- 8) S. Masunaga and T. Nagao: “Automatic Generalization of Image Transformation Processes Using a Genetic Algorithm”, Proc. of IWNVMT-97, pp.101-106 (1997)
- 9) 榎永慎哉, 長尾智晴: “サンプル画像を用いた画像変換プロセスの自動構築”, 映情学誌, **51**, 8, pp.1278-1283 (1997)
- 10) 石田伯仁, 長尾智晴: “GA による画像処理フィルタの自動合成”, 信学技報, HCS97-11, pp.29-36 (1997)
- 11) J.H. Holland: “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, the Univ. Michigan Press (1975), MIT Press (1992)
- 12) D.E. Goldberg: “Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning”, Addison Wesley (1989)
- 13) 安居院猛, 長尾智晴: “ジェネティックアルゴリズム”, 昭晃堂 (1993)
- 14) J.R. Koza: “Genetic Programming on the Programming of Computers by Means of Natural Selection”, MIT Press (1992)
- 15) 伊庭斉志: “遺伝的アルゴリズムの基礎—GA の謎を解く—”, オーム社 (1994)
- 16) 伊庭斉志: “遺伝的プログラミング”, 東京電機大学出版局 (1996)
- 17) 佐藤浩, 小野功, 小林重信: “遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価”, 人工知能学誌, **12**, 5, pp.734-744 (1997)
- 18) W. Zhang, A. Hasegawa, K. Itoh, and Y. Ichioka: “Image Processing of Human Corneal Endothelium Based on a Learning Network”, Applied Optics, **30**, 29, pp.4211-4217 (1991)
- 19) A. Hasegawa, K. Itoh, and Y. Ichioka: “Detection of Cell Membranes in Human Corneal Endothelial Micrograms Using Mathematical Morphology”, Jpn. J. Appl. Phys. **31**, Pt.1, 3, pp.798-804 (1992)
- 20) A. Hasegawa, K. Itoh, and Y. Ichioka: “Generalization of Shift Invariant Neural Networks: Image Processing of Corneal Endothelium”, Neural Networks, **9**, 2, pp.345-356 (1996)

あおき しんや
青木 紳也 1998 年、上智大学理工学部電気・電子
工学科卒業。現在、東京工業大学大学院総合理工学研究科
物理情報工学専攻修士課程在学中。進化的手法を用いた画
像処理に関する研究に従事。

ながお ともはる
長尾 智晴 1985 年，東京工業大学大学院博士課程
中退。同年，同大学助手。1995 年，同大学工学部情報工
学研究施設助教授。画像処理，進化的計算法，神経回路網，
マルチエージェント，進化経済学など，人工知能に関連する
研究に従事。工学博士，正会員。