

# Genetic Image Network による画像変換の自動構築

白川 真一<sup>†</sup> 荻野 慎太郎<sup>††</sup> 長尾 智晴<sup>†</sup>

本論文では、進化計算を用いて画像処理フィルタをネットワーク構造状に組み上げることで、目的の画像変換を自動構築する手法である Genetic Image Network (GIN) の提案を行う。これまでに、遺伝的プログラミング (GP) を用いて木構造状に画像処理フィルタを自動構築する ACTIT システムが提案されており、画像変換の自動構築に関して有効性が示されている。ACTIT は木構造を扱うのに対して、GIN ではネットワーク構造を扱うため木構造を含めた表現が可能であり、構造的に表現能力が高いと考えられる。そのため、GIN では ACTIT で表現することができないフィードバックや処理画像の再利用、複数出力といった構造を表現することができるようになる。提案手法を画像変換の自動構築に適用し、ACTIT では表現することができない構造の獲得実験を行い、提案手法の有効性を示す。

## Automatic Construction of Image Transformation Using Genetic Image Network

SHINICHI SHIRAKAWA,<sup>†</sup> SHINTARO OGINO<sup>††</sup> and TOMOHARU NAGAO<sup>†</sup>

A new method for automatic construction of image transformation, Genetic Image Network (GIN), is proposed in this paper. We previously proposed the system named ACTIT (Automatic Construction of Tree structural Image Transformation). ACTIT constructs tree structured image processing filters using Genetic Programming (GP). Generally, network structure theoretically includes tree structure (i.e., network structure also represents tree structure.). Thus, the description ability of network representation is higher than that of tree structure. In this way, we construct complex image transformations which cannot be constructed by tree structure. We apply GIN to automatically constructing image transformation and compare GIN with ACTIT and show effectiveness of GIN.

### 1. はじめに

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA) や遺伝的プログラミング (Genetic Programming; GP)<sup>1),2)</sup> に代表される進化計算 (Evolutionary Computation; EC) は現在、様々な最適化問題に適用され、優れた成果をあげている。GA を用いてコンピュータプログラムを自動的に構築する GP では、一般的にプログラムの表現方法として木構造が用いられ、遺伝操作では部分木の交換による交叉やノードの突然変異などが用いられる。

これまでにプログラムの表現形式として木構造ではなく、ネットワーク構造を扱うことでプログラムの自

動生成を行う手法も研究されている。Parallel Algorithm Discovery and Orchestration (PADO)<sup>3)-5)</sup> はネットワーク構造であり、PADO のプログラムはいくつかのノードとスタック、インデックスメモリから構成される。PADO の各ノードはアクション部と分岐決定部から構成され、ループの表現が容易に実現できる。PADO のプログラムの実行は、スタートノードから開始し、各ノードをたどっていくことで処理を行い、ストップノードに達したらプログラムを終了する。他のネットワーク構造を扱う手法として Parallel Distributed Genetic Programming (PDGP)<sup>6)</sup> や Cartesian Genetic Programming (CGP)<sup>7),8)</sup> があげられる。これらの手法では、フィードフォワード型などに制限されたネットワーク構造を扱う。近年ではネットワーク構造をプログラムの表現形式として、自律エージェントの構造決定を行う研究がさかんである。Genetic Network Programming (GNP)<sup>9),10)</sup> や遺伝的オートマトン GAUGE<sup>11)</sup> などが代表的な例である。ネットワーク構造を採用することで、ノードの

<sup>†</sup> 横浜国立大学大学院環境情報学府

Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

<sup>††</sup> 横浜国立大学ベンチャービジネスラボラトリ

Venture Business Laboratory, Yokohama National University

再利用や自律エージェントの過去の情報を利用することが可能になる。これらの手法のようにプログラムの表現形式としてネットワーク構造を扱うメリットとして、木構造に比べて複雑な表現が可能であることやネットワーク上での時系列情報の保持が可能であることがあげられる。

一方、現在までに様々な画像処理アルゴリズムが提案され、それらの有効性が示されている。しかし画像処理は、その取り扱う画像に強く依存している場合が多く、対象画像に依存せずに有効な処理を行う汎用的な方法は確立されていない。そこで、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。まず、サンプル図形で与えた処理要求から、画像処理手順の自動獲得を行う例として、IMPRESS<sup>12),13)</sup>の例があげられる。これは、サンプル図形で与えられたその図形特徴に応じて、あらかじめ用意された考えるいくつかの具体的な処理手順の中から最も良い処理手順を求めるものである。また、与えられた原画像と目標画像から図形の処理手順をGAを用いて自動的に獲得する手法も提案されている<sup>14)</sup>。この処理手順には収縮処理、膨張処理とAND + NOT, ORの構造の組合せを用いている。さらに、進化計算を画像処理に適用した例として、実現したい未知の画像変換を、既知の単純な画像処理フィルタの組合せとして表現し、GAやGPを用いて自動構築を行う手法が提案され、有効性が示されている<sup>15) - 19)</sup>。画像処理フィルタの組合せを木構造として、ユーザから提供された教師画像（原画像、目標画像）を参照し、GPを用いて自動構築を行う Automatic Construction of Tree structural Image Transformation (ACTIT)<sup>16),17)</sup>では、複雑な画像処理を自動的に獲得することに成功している。木構造を用いる場合、葉ノードから画像を入力し、各ノードは子ノードが出力した画像を入力としてフィルタ処理を行い、親ノードへ処理画像を出力する。最終的に根ノードから処理結果が得られる。ACTITはこれまでにきず検出処理や医用画像処理など様々な画像処理の自動構築に適用され、有効性が示されている<sup>18),19)</sup>。

しかし、フィードバックの表現や同じ構造の再利用、過去の情報の蓄積といった点を考えると、ネットワーク構造は木構造よりも高い表現能力を持っているといえる。そこで本論文では、進化計算を用いて画像処理フィルタをネットワーク構造状に自動的に組み上げることで画像変換の自動構築を行う、Genetic Image Network (GIN)を提案する。GINではネットワーク構造を表現形式として扱うため、木構造を含む複雑な

構造の表現が可能である。さらに木構造では表現することができないフィードバックの表現や同じ構造の再利用、複数出力画像変換の自動構築が可能となる。提案手法を画像変換の自動構築に適用し、木構造では表現できない構造の獲得実験を行い、提案手法の有効性を示す。

本論文では、2章で提案手法である Genetic Image Network (GIN)について述べる。3章では提案手法を画像変換の自動構築に適用し従来手法との比較、解析を行う。

## 2. Genetic Image Network (GIN)

### 2.1 GINの構造

本論文で提案する Genetic Image Network (GIN)の構造例を図1に示す。GINでは、ネットワーク構造を扱うため、フィードバックの表現や複数出力などの任意の表現が可能である。各ノードは1入力または2入力の画像処理フィルタに対応しており、入力された画像に対して対応するフィルタ処理を行い、画像を出力する。本論文では画像処理フィルタを2入力までに限定したが、3入力以上の画像処理フィルタの取扱も原理的には可能である。

各ノードは同期的に画像の出力を行い、あらかじめ決められた回数の画像変換の後、出力部から画像を取り出す。本論文ではこの画像変換の回数を“ステップ数”と呼ぶこととする。画像変換の実行時に入力のないノードは出力を行わない。また2入力フィルタにおいて入力画像が一方からしか得られない場合は、画像変換を行わず一方から入力された画像をそのまま出力することとする。画像処理フィルタセットの中に、nop

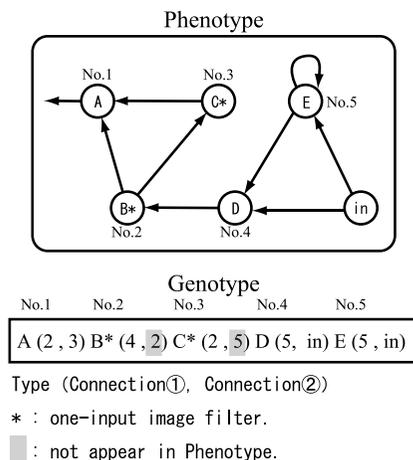


図1 Genetic Image Networkの構造例  
 Fig.1 A structure of Genetic Image Network.

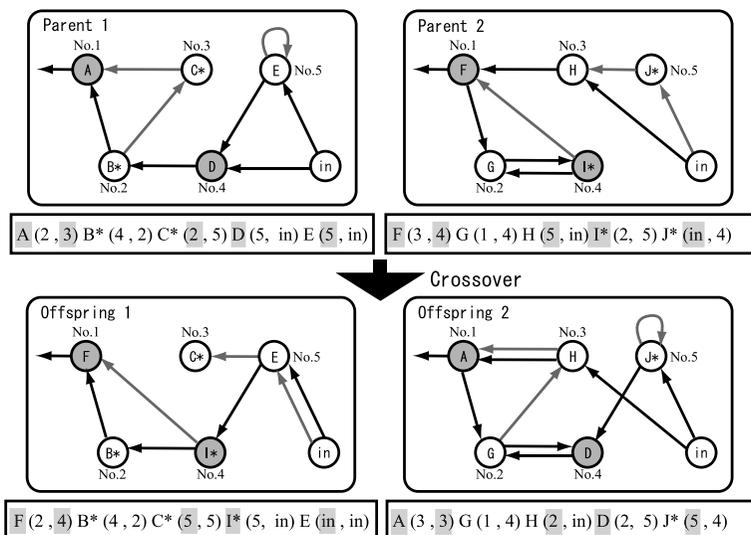


図 2 交叉の例  
Fig. 2 An example of crossover.

フィルタ（何もしない）を含めることで、ステップ数が多い場合でも実質の処理回数が少ない表現を実現可能である。本論文ではネットワークの実行方式として同期的な実行を採用したが、各ノードを順番に実行する方法なども考えられる。

図 1 のようなネットワーク構造を進化的な手法を用いて最適化を行う。染色体は各ノードに注目し、各ノードについて、フィルタの種類と入力元を記述していくことで表現される。対応するフィルタが 1 入力の場合は 2 つ目の接続は表現型には変換されない。ノード数は固定とするため、各個体の遺伝子型は固定長の文字列で表現される。初期個体は乱数によって生成されるが、遺伝操作を繰り返すことによって優れた個体が生成されることが期待される。

### 2.2 GIN における遺伝操作

GIN の各個体の遺伝子型は一次元の文字列として表現されるため、比較的簡単な遺伝操作を適用することが可能である。本論文では、遺伝操作として交叉と突然変異を用いた。

- 交叉

交叉は一次元の文字列に対する一様交叉を採用した。一様交叉では確率  $P_c$  によってマスクパターンを生成し交叉点を決定する。GIN の交叉の例を図 2 に示す。網掛けの部分に確率  $P_c$  によって選択されたマスクパターンであり、親 2 個体の網掛け部を交換することで交叉が行われている。

- 突然変異

突然変異は突然変異率  $P_m$  によって遺伝子単位で

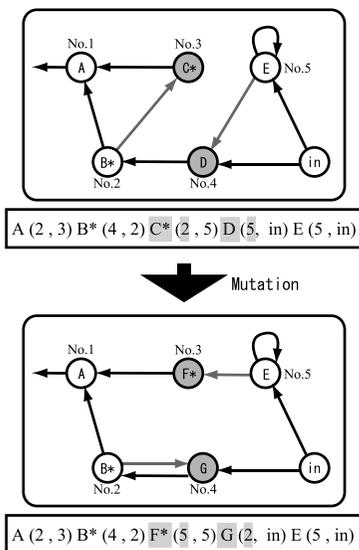


図 3 突然変異の例  
Fig. 3 An example of mutation.

発生するものとする。突然変異が起こるとその遺伝子の記号がランダムに変更される。GIN の突然変異の例を図 3 に示す。網掛けの部分に突然変異率  $P_m$  によって選択された遺伝子であり、ランダムに記号が変更されている。

### 2.3 従来手法との相違点

ここでは GIN と従来手法との相違点を述べる。まず、木構造を扱う ACTIT とは画像処理の表現形式の点で異なり、構造的に GIN は ACTIT を包含する表現が可能である。GIN ではノード間の接続に制限がな

いため、ある程度構造を制限している PDGP や CGP よりも複雑な表現が可能である。また、GIN は同期的に各ノードを実行し出力部から処理画像を取り出すため、PADO や GNP、GAUGE といった手法と実行方法において異なる。さらに、表現型から遺伝子型への変換を行うことによって遺伝操作を遺伝子型に対して行うため、GP に潜在的に存在するプロートなどの問題を回避できると考えられる。ここで、プロートとは GP において世代交代を繰り返しているうちに木が大きくなりすぎることである。

### 3. 画像変換の自動構築への適用

#### 3.1 実験の設定

今回の実験で使用したパラメータ値を表 1 に示す。GIN の実行時のステップ数は 5, 10, 15, 20 の 4 パターンを用いてそれぞれ実験を行った。実験に使用した画像処理フィルタを付録に示す。本実験では 1 入力 1 出力フィルタ 27 種類, 2 入力 1 出力フィルタ 11 種類を用意した。これらは画像処理における基礎的かつ重要なフィルタとして筆者らが選択した。

各個体の評価関数には式 (1) を用いた。この評価関数は原画像を変換して得られた出力画像と、原画像に対して手動などの手段によってあらかじめ作成した目標画像との差分を算出するものである。

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

ここで、 $o_{ij}^n$  は出力画像の画素値、 $t_{ij}^n$  は目標画像の画素値、 $w_{ij}^n$  は重み画像の画素値であり、 $i, j$  方向の画素数を  $W, H$  とする。 $N$  は教師画像セット数、 $V_{max}$  は最大階調値である。重み画像は画素ごとの重要度を示すもので、最大を 1.0、最小を 0.0 として目標画像にあわせて用意する。なお、重み画像を用いな

いことも可能であり、その場合は全画素を均一に扱う ( $w_{ij} = 1$ )。式 (1) から個体の評価値である適応度が算出される。適応度は  $[0.0, 1.0]$  の範囲で与えられ、1.0 に近いほど優良な画像変換だといえる。

#### 3.2 細胞壁の抽出処理の自動構築

本実験では図 5 に示す 2 種類の教師画像セット (原画像, 目標画像, 重み画像) を用いて、ACTIT と GIN によって画像変換の自動構築実験をそれぞれ行った。実験は表 1 のパラメータ値を用いて同一の条件で、GIN の各ステップ数と ACTIT についてそれぞれ 10 回ずつ行った。画像変換の目的は画像中の細胞壁の部分抽出することである。画素数は  $128 \times 128$  pixel、 $V_{max} = 255$  である。

図 4 は 10 回試行の平均適応度の推移を示したものである。両手法とも世代数を重ねるにつれて適応度が上昇しているのが分かる。ACTIT に比べて GIN は初期段階における適応度の上昇が小さいが、これは ACTIT より GIN のほうが表現できる構造が多いため探索空間が大きいことによるためと考えられる。両手法で獲得した最も良い適応度は、それぞれ 0.9327 (ACTIT), 0.9331 (GIN) でほぼ同等であり、このときの GIN のステップ数は 15 であった。ACTIT と GIN によって変換された出力画像を図 5 に示す。両手法とも細胞壁の抽出処理という画像変換を自動的に獲得できていることを確認することができる。

次に実験によって得られた木構造状あるいはネットワーク構造状の画像処理フィルタを、教師画像に類似した未知画像に対して適用した結果を検証する。未知画像とそれに対する ACTIT と GIN の処理結果を図 6 に示す。ACTIT, GIN とともに良好な画像変換が行われていることが分かる。つまり、両手法とも細胞壁の抽出処理という画像変換を自動的に構築することができたといえる。

表 1 実験に用いた各パラメータ値  
Table 1 Parameters used in experiments.

世代交代モデル	MGG*
世代数	5,000
個体数	150
MGG 子個体数	50
交叉率 ( $P_c$ )	0.9
突然変異率 ( $P_m$ )	0.03
ノード数	20
ステップ数	5, 10, 15, 20

\* Minimal Generation Gap<sup>20)</sup>

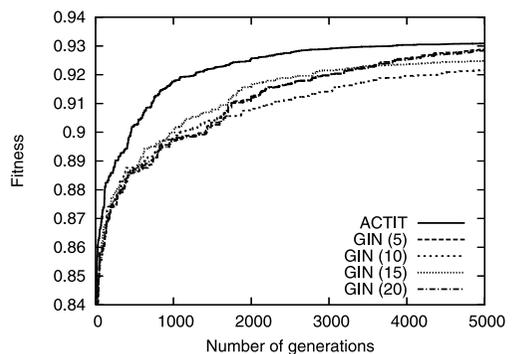


図 4 適応度の推移 (細胞画像)

Fig. 4 Transition of fitness (cell images).

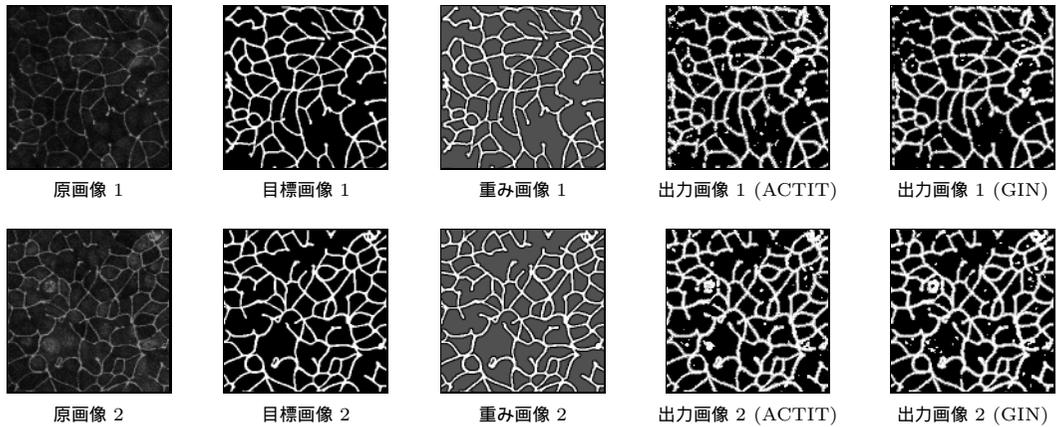


図 5 実験で用いた教師画像セット(細胞画像)と ACTIT と GIN による出力画像  
 Fig. 5 “Training Image Set” (cell images) used in the experiments and output images using ACTIT and GIN.

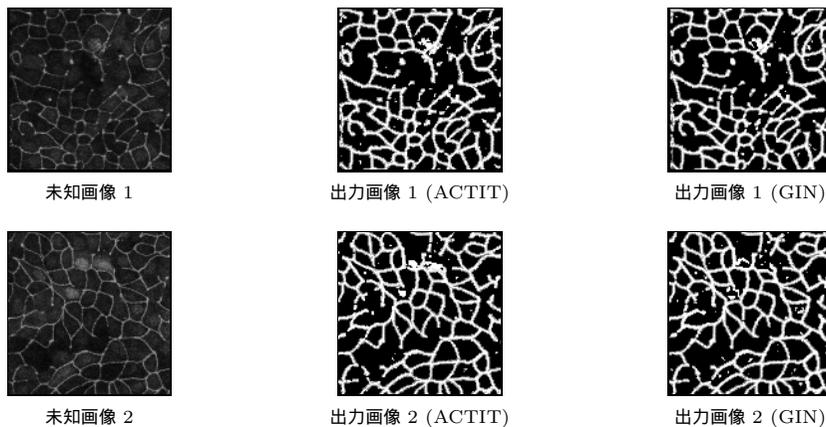


図 6 未知画像に対する ACTIT と GIN の出力画像(細胞画像)  
 Fig. 6 Output images for unknown images using ACTIT and GIN (cell images).

### 3.3 複数出力画像変換の自動構築

本節では提案手法である GIN を用いて複数出力画像変換の自動構築を行う。GIN ではネットワーク構造を表現形式としているため複数出力の表現が可能である。複数出力表現は木構造を扱う ACTIT では表現することはできないため、GIN の大きな利点の 1 つである。本実験で用いた教師画像セットを図 8 に示す。画素数は  $64 \times 64$  pixel,  $V_{max} = 255$  である。画像処理の目的は、手書き文字と印刷文字からなる画像から、“手書き文字除去”という処理と“印刷文字除去”という 2 つの処理を 1 つのネットワークで同時に自動獲得することである。この画像では文字除去の部分が比較的明瞭であるため、重み画像は用いなかった。GIN の実行時のステップ数は 10, 15, 20 を用いて、それぞれ 10 回の試行を行った。各種パラメータ値は表 1 に

示したものを示した。

図 7 は 10 回試行の平均適応度の推移を示したものである。GIN が獲得した処理の教師画像に対する出力画像の一例を図 8 に示す。このときの適応度は 0.9968, ステップ数は 10 である。“手書き文字除去”という処理と“印刷文字除去”という 2 つの処理を実現できていることを確認することができる。

次に実験によって得られたネットワーク構造状の画像処理フィルタを、教師画像に類似した未知画像に対して適用した結果を検証する。未知画像とそれに対する GIN の処理結果を図 9 に示す。GIN の画像変換は 2 つの処理に対して良好な結果を示しているが、一部の残すべき文字が消えている結果となった。

GIN によって構築されたネットワーク構造を図 10 に示す。各ノードの記号は付録のフィルタの記号と対

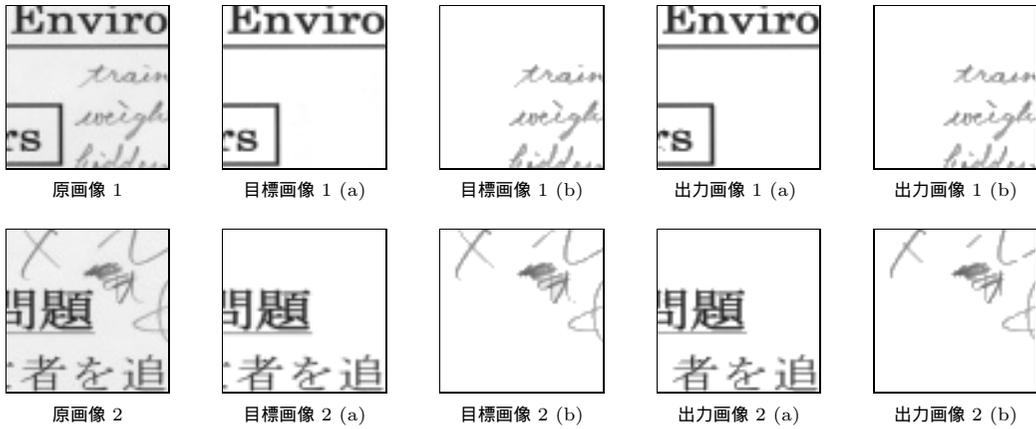


図 8 実験で用いた教師画像セット (文字除去) と GIN による出力画像  
 Fig. 8 “Training Image Set” (removal of characters) used in the experiments and output images using GIN.

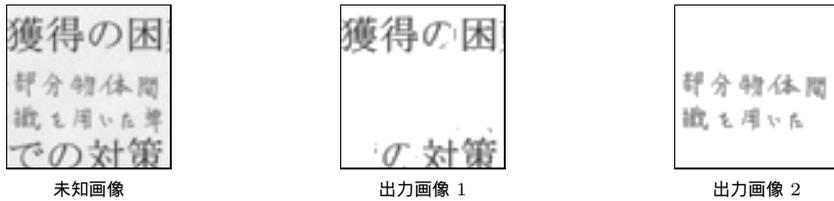


図 9 未知画像に対する GIN の出力画像 (文字除去).  
 Fig. 9 Output images for unknown images using GIN (removal of characters)

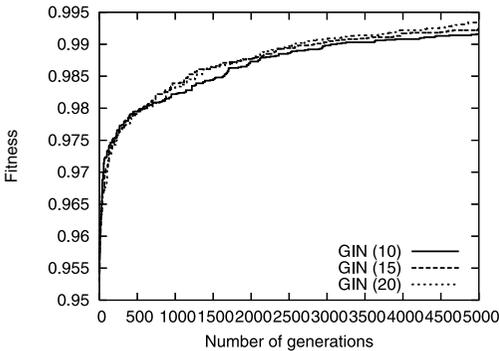


図 7 適応度の推移 (文字除去)  
 Fig. 7 Transition of fitness (removal of characters).

応している。構築された構造を見ると、フィードバック構造や多出力のノードが現れていることが分かる。これによって処理された画像を再利用する構造となっている。また、同一のネットワーク上に 2 つの出力ノードがあり、処理された画像を両処理において利用している。このことから表現上は非常にコンパクトでありながら、各処理の実際の処理内容はきわめて複雑なものとなっていることが分かる。このようなネット

ワーク構造を用いた表現は従来手法の ACTIT では獲得することはできない。

ACTIT で今回構築した処理を実現しようとした場合、木を 2 つ構築しなければならない。そこで、図 10 のネットワーク構造で行われている処理をステップ数 10 ということを考慮して木構造で表現すると、図 11 のような 2 つの木構造で表すことができる。ここで、図 10 の “s” から “U” へのフィードバック結合はステップ数 10 では処理に影響を与えないため、木構造には現れていない。図 11 から、ネットワーク内で行われている処理が非常に複雑なものであることが分かる。

次に、GIN が自動構築した画像変換についての考察を行う。図 11 には各画像を入力したときの処理の中間画像が示されている。まず “手書き文字除去” では、“最小値フィルタ”、“2 値化”、“小さい領域の削除”、“収縮処理”などの処理を行うことで印刷文字の部分だけを覆うようなマスク画像を作成し、原画像に近い画像と論理和をとることで目的の処理を実現している。その際、未知画像に対しては、右側の処理系列において印刷文字の一部が削除されてしまったため、結果の出力画像においても一部分が消えたしまったと

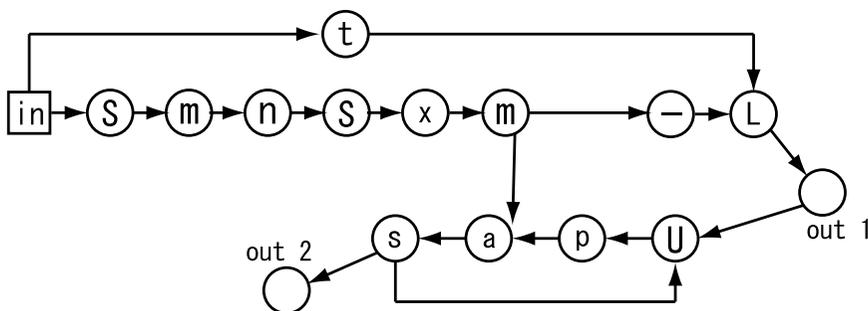


図 10 GIN によって自動的に構築された構造

Fig. 10 A structure constructed automatically by GIN.

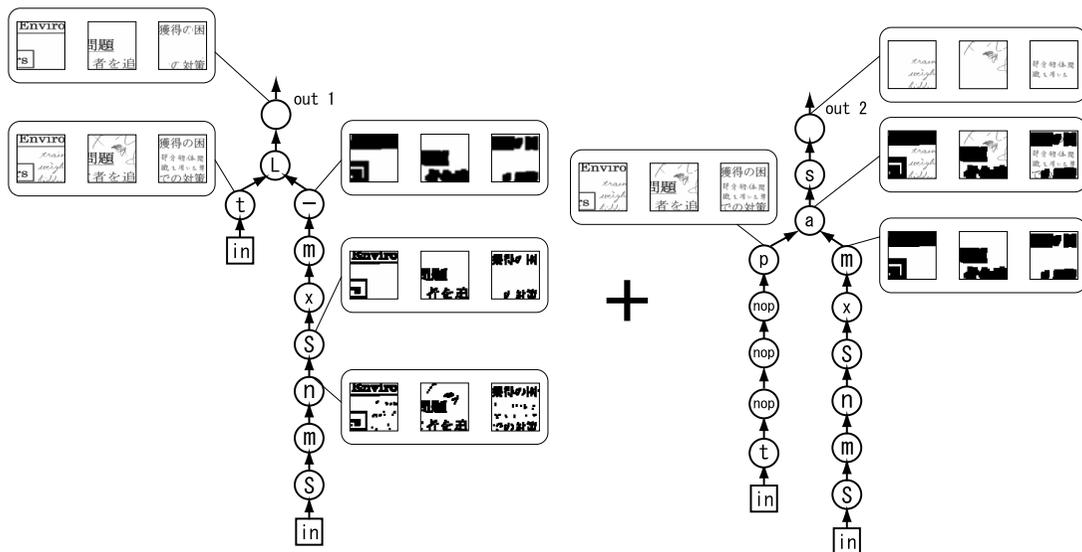


図 11 図 10 の木構造による表現

Fig. 11 Tree expression of Figure 10.

考えられる．“印刷文字除去”においても，印刷文字だけを覆うようなマスク画像を使用して，“代数積”，“大きい領域の削除”という処理を施すことで“印刷文字除去”という処理を実現している．

ネットワーク構造で表現されたコンパクトな構造は，共通の処理プロセスを生成しやすいため，自動構築された画像処理アルゴリズムの構造の理解や汎用化にメリットがあると考えられる．また，フィードバックや変換画像の再利用によって同じ処理系列が繰り返して現れやすいということも GIN の特徴の 1 つである．

### 3.4 評価関数による画像変換の評価

本節では GIN によって獲得した画像変換の定量的な評価を式 (1) を用いて行う．まず細胞画像の実験において，図 5 に示した教師画像セットについて，目標画像と重み画像，出力画像から式 (1) によって評価値を算出する．これを“教師画像セットに対する評価値”

とする．さらに，図 6 の未知画像 1, 2 についても評価値を算出するために，図 5 に示した目標画像と重み画像の作成と同じ手順で教師画像セットを作成した．図 6 の未知画像 1, 2 に対する目標画像と重み画像を図 12 に示す．図 12 に示した目標画像と重み画像を用いて，図 6 の未知画像に対する出力画像の評価値を算出し，これを“未知画像に対する評価値”とする．次に，図 6 の未知画像 1, 2 とその目標画像，重み画像が既知であると想定して，これらを教師画像セットとして GIN による画像変換の自動構築を行った．各パラメータは先の実験と同様に表 1 に示したのものを用い，同一パラメータで 10 回の試行を行った．ステップ数は 3.2 節の実験で最も良い結果を示した 15 とした．その結果，得られた画像変換の評価値を“未知画像を教師画像とした場合の評価値”とする．以上のような方法で求めた各評価値を表 2 に示す．表 2 から，

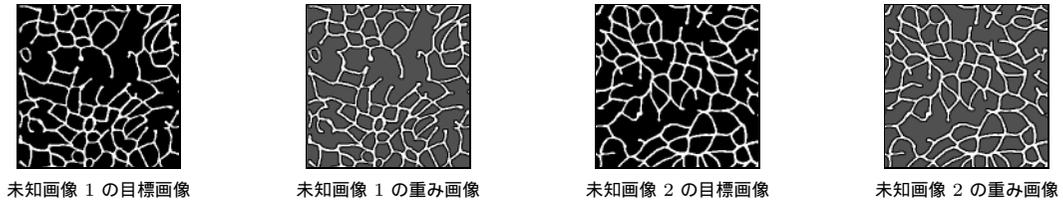


図 12 図 6 の未知画像 1, 2 に対する目標画像と重み画像 (細胞画像)

Fig. 12 Target images and weight images for unknown images 1, 2 in Figure 6 (cell images).



図 13 図 9 の未知画像に対する目標画像 (文字除去)

Fig. 13 Target images for unknown image in Figure 9 (removal of characters).

表 2 細胞画像の実験における各評価値の比較

Table 2 Comparisons of each fitness value in the experiment of cell image.

教師画像セットに対する評価値	0.9331
未知画像に対する評価値	0.9303
未知画像を教師画像とした場合の評価値	0.9359

表 3 複数出力画像変換 (文字除去) の実験における各評価値の比較

Table 3 Comparisons of each fitness value in the experiment of plural output image transformation (removal of characters).

教師画像セットに対する評価値	0.9968
未知画像に対する評価値	0.9907
未知画像を教師画像とした場合の評価値	0.9959

いずれの評価値も同程度であり GIN によって自動構築された画像変換に汎用性があることを確認することができる。

3.3 節で行った“複数出力画像変換の自動構築”においても、同様の手順で各評価値の算出を行った。未知画像の評価値を算出するために用いた目標画像を図 13 に示す。図 9 の未知画像と図 13 の目標画像を用いて、GIN による画像変換の自動構築を行い、“未知画像を教師画像とした場合の評価値”を算出した。それぞれの評価値をまとめたものを表 3 に示す。表 3 から、“未知画像に対する評価値”が他の 2 つの評価値に比べてやや低いが、いずれの評価値も 0.99 を超えており高い値を示した。

本節では、GIN によって自動構築した画像変換を式 (1) の評価式を用いて評価を行った。先に行った両実

験について、“教師画像セットに対する評価値”、“未知画像に対する評価値”、“未知画像を教師画像とした場合の評価値”のいずれも同程度の高い評価値を示していることから、本手法で獲得した画像変換には汎用性があると考えられる。

#### 4. まとめ

本論文では画像処理フィルタをネットワーク構造状に自動構築する GIN を提案し有効性を検証した。従来手法である ACTIT と比較して、1 出力画像変換の自動構築においては同程度の性能を持つことを示した。また GIN ではネットワーク構造を採用していることから、木構造よりも自由度の高い表現が可能である。そこで GIN を従来の木構造では表現することができない 2 出力画像変換の自動構築への適用を行い、ACTIT では獲得することができない複数出力の画像変換の自動構築が可能であることを示した。GIN によって構築された構造はフィードバックなどを含むネットワーク特有のものであり、共通のプロセスを含むユニークな構造であった。

また、本論文で用いた画像処理フィルタはグレースケールに対するものだけであったため、対象はグレースケール画像に限定されていた。しかし、カラー画像対応の画像処理フィルタを用意することや、原画像を色相、彩度、明度成分などに分割し、入力画像として使用する方法などを採用することで、本手法を用いてカラー画像処理の自動構築が可能になると考えられる。

今後はより複雑な画像変換の自動構築への適用を行

う予定である。ネットワーク構造という特性上、過去の情報をネットワーク内に蓄積することが可能である。そのため、入力画像を時系列に沿って変化されることで、動画像に対して過去の情報も考慮した画像変換が表現できる。この特性を利用して、動画像への適用についても実験中である。

### 参 考 文 献

- 1) Koza, J.R.: *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, MIT Press (1992).
- 2) Koza, J.R.: *Genetic Programming II: Automatic Discovery of Reusable Programs*, MIT Press (1994).
- 3) Teller, A. and Veloso, M.: PADO: A New Learning Architecture for Object Recognition, *Symbolic Visual Learning*, Ikeuchi, K. and Veloso, M. (Eds.), pp.81–116, Oxford University Press (1996).
- 4) Teller, A. and Veloso, M.: Program Evolution for Data Mining, *The International Journal of Expert Systems*, Vol.8, No.3, pp.216–236 (1995).
- 5) Teller, A. and Veloso, M.: Algorithm Evolution for Face Recognition: What Makes a Picture Difficult, *Proc. International Conference on Evolutionary Computation*, pp.608–613, IEEE Press (1995).
- 6) Poli, R.: Evolution of Graph-like Programs with Parallel Distributed Genetic Programming, *Proc. 7th International Conference on Genetic Algorithms*, pp.346–353, Morgan Kaufmann (1997).
- 7) Miller, J.F. and Thomson, P.: Cartesian Genetic Programming, *Proc. EuroGP'2000*, LNCS, Vol.1802, pp.121–132, Springer-Verlag (2000).
- 8) Miller, J.F. and Smith, S.L.: Redundancy and Computational Efficiency in Cartesian Genetic Programming, *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, Vol.10, No.2, pp.167–174 (2006).
- 9) Katagiri, H., Hirasawa, K., Hu, J. and Murata, J.: Network Structure Oriented Evolutionary Model-Genetic Network Programming and its Comparison with Genetic Programming, *Proc. Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2001) Late Breaking Papers*, pp.219–226 (2001).
- 10) 平澤宏太郎, 大久保雅文, 片桐広伸, 古月敬之, 村田純一: 蟻の行動進化における Genetic Network Programming と Genetic Programming の性能比較, *電気学会論文誌 C*, Vol.121, No.6, pp.1001–1009 (2001).
- 11) 片岡寛明, 原 章, 長尾智晴: 遺伝的オートマトン GAUGE, *情報処理学会論文誌*, Vol.44, No.12, pp.3232–3241 (2003).
- 12) 長谷川純一, 久保田浩明, 鳥脇純一郎: サンプル図形呈示方法による画像処理エキスパートシステム IMPRESS, *電子情報通信学会論文誌 D*, Vol.J70-D, No.11, pp.2147–2153 (1987).
- 13) 濱田敏弘, 清水昭伸, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: ビジョンエキスパートシステム IMPRESS における画像処理手順の逐次的集約法とその性能評価, *電子情報通信学会論文誌 D-II*, Vol.J82-D-II, No.11, pp.1982–1989 (1999).
- 14) 依田育士, 山本和彦, 山田博三: GA による構造的モルフォロジー手順の獲得, *電子情報通信学会論文誌 D-II*, Vol.J78-D-II, No.12, pp.1758–1766 (1995).
- 15) 長尾智晴: 進化的画像処理, 昭晃堂 (2002).
- 16) 青木紳也, 長尾智晴: 木構造状画像変換の自動構築法 ACTIT, *映像情報メディア学会誌*, Vol.53, No.6, pp.888–894 (1999).
- 17) 藤嶋 航, 長尾智晴: GP による構造最適化と GA による数値最適化を併用した画像処理自動生成法 PT-ACTIT, *映像情報メディア学会誌*, Vol.59, No.11, pp.1689–1693 (2005).
- 18) Nakano, Y. and Nagao, T.: 3D medical image processing using 3D-ACTIT; Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation, *Proc. International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT-2004)*, pp.529–533 (2004).
- 19) Nakano, Y. and Nagao, T.: Automatic extraction of internal organs region from 3D PET image data using 3D-ACTIT, *Proc. International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT-2006)* (2006).
- 20) 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, *人工知能学会誌*, Vol.12, No.5, pp.734–744 (1997).

## 付録 実験に用いた画像処理フィルタ

記号	処理内容
<b>1 入力 1 出力フィルタ</b>	
-	平均値フィルタ
M	最大値フィルタ
m	最小値フィルタ
d	ソーベルフィルタ
E	白エッジ強調
e	黒エッジ強調
T	しきい値 (平均階調値) 以下の画素を黒にする
t	しきい値 (平均階調値) 以下の画素を白にする
S	分割領域面積平均値よりも小さい領域を白にする
s	分割領域面積平均値よりも大きい領域を白にする
i	反転フィルタ
K	分散フィルタ
G	ガンマ補正フィルタ ( $\gamma = 2$ )
x	収縮フィルタ
X	膨張フィルタ
z	Prewitt フィルタ
g	ラブラシアンフィルタ
P	外接矩形に対する充填率が高い (90%以上) 孤立領域を残す
p	外接矩形に対する充填率が低い (90%未満) 孤立領域を残す
R	外接矩形の縦横比が 1.0 に近い (0.9~1.1) 孤立領域を残す
r	外接矩形の縦横比が 1.0 に近い (0.9~1.1) 孤立領域を消す
C	外接矩形に対する孤立領域面積の真円度が 1.0 に近い (0.95~1.05) 孤立領域を残す
c	外接矩形に対する孤立領域面積の真円度が 1.0 に近い (0.95~1.05) 孤立領域を消す
H	線形変換フィルタ
N	2 値化フィルタ (平均階調値)
n	2 値化フィルタ (判別分析法)
nop	nop フィルタ (何もしない)
<b>2 入力 1 出力フィルタ (<math>f_1</math>: 入力画像 1, <math>f_2</math>: 入力画像 2)</b>	
L	論理和 ( $\max(f_1, f_2)$ )
l	論理積 ( $\min(f_1, f_2)$ )
A	代数和 ( $f_1 + f_2 - (f_1 \times f_2 \div V_{max})$ )
a	代数積 ( $f_1 \times f_2 \div V_{max}$ )
B	限界和 ( $f_1 + f_2$ )
b	限界積 ( $f_1 + f_2 - V_{max}$ )
u	激烈和 ( $f_1 = 0 \rightarrow f_2, f_2 = 0 \rightarrow f_1, f_1, f_2 \neq 0 \rightarrow V_{max}$ )
U	激烈積 ( $f_1 = V_{max} \rightarrow f_2, f_2 = V_{max} \rightarrow f_1, f_1, f_2 \neq V_{max} \rightarrow 0$ )
D	差分フィルタ ( $\text{abs}(f_1, f_2)$ )
nop1	$f_1$ を出力
nop2	$f_2$ を出力

(平成 19 年 1 月 31 日受付)  
 (平成 19 年 3 月 19 日再受付)  
 (平成 19 年 5 月 2 日再々受付)  
 (平成 19 年 7 月 25 日採録)



白川 真一 (学生会員)

1983 年生。2005 年横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業。2007 年同大学大学院環境情報学府情報メディア環境学専攻博士前期課程修了。現在、同博士後期課程在学中。進化計算法、画像処理等の研究に従事。



荻野慎太郎

1975 年生。2005 年横浜国立大学大学院環境情報学府情報メディア環境学専攻博士後期課程修了。進化計算法、進化経済学、マルチエージェントシステム等の研究に従事。同年同大学ベンチャービジネスラボラトリ講師 (有) プロジェクトラボ代表取締役。



長尾 智晴 (正会員)

1959 年生。1985 年東京工業大学大学院博士後期課程中退。同年同大学工学部附属像情報工学研究施設助手。同大学工学部助教授を経て、2001 年横浜国立大学大学院環境情報研究院教授、現在に至る。工学博士。画像処理、進化計算法、神経回路網、マルチエージェント、進化経済学等に関する研究に従事。