

Genetic Image Networkによる画像変換の自動構築

白川 真一[†] 荻野 慎太郎^{††} 長尾 智晴[†]

本報告では、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,[†] SHINTARO OGINO^{††} and TOMOHARU NAGAO[†]

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 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)¹⁾ 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、優れた成果を挙げている。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)²⁾ 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、各ノードを辿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。

一方、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^{3),4)}。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)⁴⁾ 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。

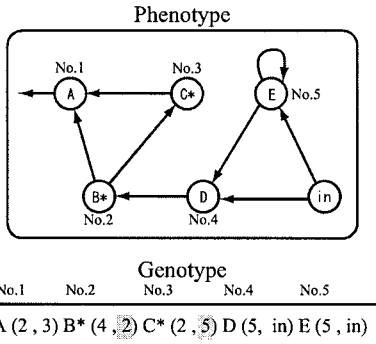
しかし、フィードバックの表現や同じ構造の再利用、過去の情報の蓄積といった点を考えると、ネットワー

[†] 横浜国立大学大学院環境情報学部

Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

^{††} 横浜国立大学ベンチャービジネスラボラトリー

Venture Business Laboratory, Yokohama National University



Type (Connection①, Connection②)

* : one-input image filter.

⊛ : not appear in Phenotype.

図1 Genetic Image Network の構造例

Fig.1 A structure of Genetic Image Network.

ク構造は木構造よりも高い表現能力をもっているといえる。そこで本報告では、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。

2. Genetic Image Network (GIN)

2.1 GIN の構造

本報告で提案する 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。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。本報告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 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。図1のようなネットワーク構

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	5000
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	10, 15, 20

* Minimal Generation Gap⁵⁾

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。

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。本報告では、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。

• 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。

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10, 15, 20の4パターンを用いてそれぞれ実験を行った。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

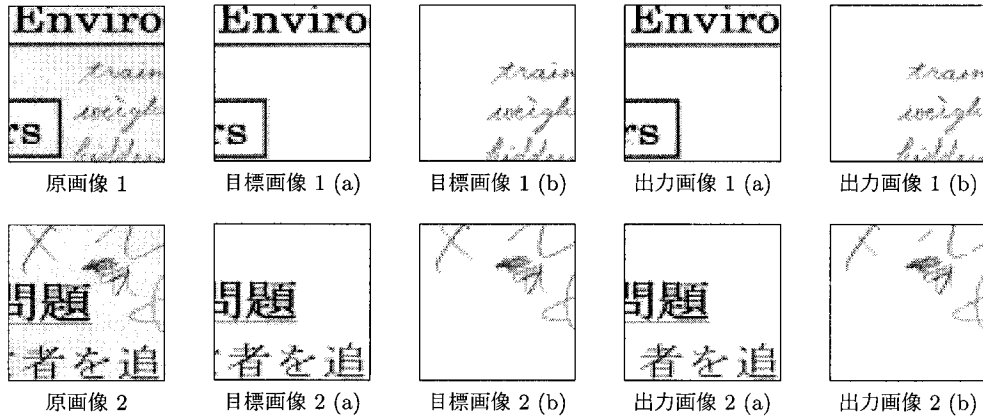


図 2 実験で用いた教師画像セット (文字除去) と GIN による出力画像.
 Fig. 2 "Training Image Set" (removal of characters) used in experiments and output images using GIN.



図 3 未知画像に対する GIN の出力画像 (文字除去).
 Fig. 3 Output images for unknown images using GIN (removal of characters).

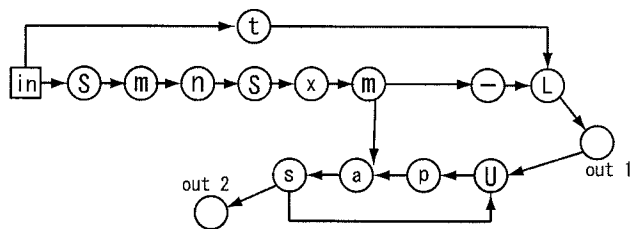


図 4 GIN によって自動的に構築された構造
 Fig. 4 A structure constructed automatically by GIN.

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 として目標画像に併せて用意する. 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 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 2 に示す. 画素数は 64×64 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に示したものをを用いた。

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2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3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。

GINによって構築されたネットワーク構造を図4に示す。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わかる。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わかる。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。図4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ということを考えて木構造で表現すると、図5のような2つの木構造で表すことができる。図5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わかる。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。

4. まとめ

本報告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。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。

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

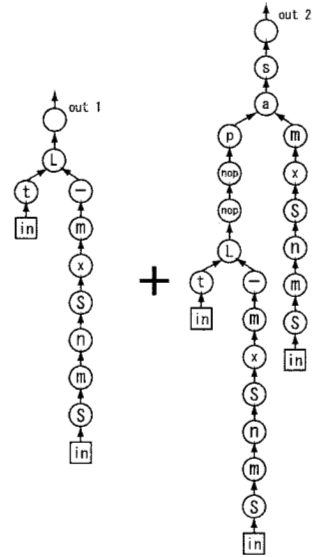


図5 図4の木構造による表現
Fig. 5 Tree expression of Figure 4.

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, Cambridge, MA, USA (1992).
- 2) Teller, A. and Veloso, M.: PADO: A New Learning Architecture for Object Recognition, *Symbolic Visual Learning* (Ikeuchi, K. and Veloso, M., eds.), Oxford University Press, pp. 81-116 (1996).
- 3) 長尾智晴: 進化的画像処理, 昭晃堂 (2002).
- 4) 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).
- 5) 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.1-10 (1997).