サンプル画像を用いた画像変換プロセスの自動構築

榎 永 慎 哉[†], 正会員 長 尾 智 晴[†]

Automatic Construction of Image Transformation Processes from Sample Images

Shinya Masunaga[†] and Tomoharu Nagao[†]

Abstract This paper describes a method for automatically approximating an unknown image transformation from an original image to its target image by the use of a sequence of several known image filters, where the target image is an ideally processed image made manually. This automatic construction problem is regarded as a combinatorial optimization problem for the ordering of image filters and a genetic algorithm is employed to solve it. A population of individuals whose chromosomes represent sequences of image filters is evolved. In generation iterations, each individual is evaluated based on the difference between the target image and the image processed according to the filter sequence defined by its chromosome. This method can deal with arbitrary image transformations, and it can be applied to expert systems for image processing.

1. ま え が き

現在までにさまざま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⁾。しかしながら、画像処理は扱う問題に大きく依存している場合が多く、処理対象によらずに有効な汎用的な方法論は今のところ存在しない。このため、実務レベルのある特定の目的に対して画像処理を適用する際、従来の方法をそのまま用いるだけで十分な場合は稀であり、従来の方法をプログラマが試行錯誤によって修正し、目的に合ったものに変更する必要がある。また、

医用画像からの患部の検出や印刷物の微妙な色調整など、専門知識を持っている者や熟練者には実行できても、その画像処理の記述が困難で一般の人には容易に扱えない場合もある。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^{2)~5)}。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、画像処理の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

キーワード：画像変換、フィルタリング、遺伝的アルゴリズム

1997年1月16日、第2回'97-th International Workshop on New Video Media Technologyにて発表

1997年2月3日受付

[†] 東京工業大学 工学部 像情報工学研究施設 (〒226 横浜市緑区長津田町4259, TEL 045-924-5180)

[†] Imaging Science and Engineering Laboratory, Tokyo Institute of Technology (4259 Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama 226, Japan)

とそれに対する処理後の画像の組(サンプル画像)を計算機に入力するだけで、原画像に対して実行すべき画像処理を自動構築することが望ましい。これは実例から処理の本質を学習する一種の逆問題⁶⁾であり一般に非常に難解であるが、扱う処理に制限を加えることによってある程度可能になる場合がある。これまでも、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⁵⁾。これは、あらかじめ用意した何種類かの基本的な画像処理の組合せにより、処理例と同様な結果を得ようとするものである。その際、考慮に入れる画像処理の種類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、広範囲な応用を目的にした場合、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。そこで本論文では、膨大な数の組合せの中から有望な画像処理手順を効率良く探索する方法として遺伝的アルゴリズム(GA)を用いることによって、扱う画像処理に対する制限を設けない方法について述べる。これまでもGAを膨張・収縮処理の手順の最適化に適用した例が報告されており、その有効性が示されている⁷⁾。本論文では、最小値フィルタ、反転フィルタなど、画像に対するより一般的なフィルタを用いて、特に原画像から特定の性質を持った図形を抽出する画像変換処理を自動構築した結果について述べる。

2. 画像変換の自動構築法

2.1 本手法の原理

本手法の概要を図1に示す。本研究では、初めに原画像とそれに対する理想的な処理画像である目標画像が与えられたと仮定する。このとき、原画像から目標

図1 提案手法の原理
Principle of the proposed method.

画像を得るために必要な画像変換 L は未知であるとし、目標画像は専門家などが経験的な知見をもとに対話的な手段等によって手動で作成するものとする。本手法の目的は、未知画像変換 L を、あらかじめ用意した複数の既知の画像フィルタを組合せることによって作成した既知画像変換 L^* によって近似することである。ここで、用いる画像フィルタとしては、入力および出力が所定の範囲内の画素値を持つよう正規化されたものであれば、平滑化フィルタや微分フィルタなどの一般的なフィルタを含めて任意のフィルタを用いることができる。図1では、既知画像フィルタ F_1, F_2, F_3, F_4, F_5 を用いて合成された画像変換 $L^* = F_1 F_2 F_3 F_4 F_5$ によって未知画像変換 L を近似した例が示されている。

近似に用いる既知画像フィルタの数の増加に伴い、それらの組合せの場合の数は膨大になる。あるフィルタが1つのフィルタ列の中に複数回現れるような画像変換も考慮すれば、例えば5種のフィルタを用いただけでも、20個のフィルタの並びの場合の数 N は、 $N = 5^{20}$ という膨大な数になり、総当たりの探索では実用時間内に実用解を見出すことは事実上不可能であることがわかる。そこで本手法では、この画像フィルタの並びの最適化に遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA)^{8)~11)} を用いる。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の原理に基づく淘汰・増殖をくり返すことによって実用解を得る探索手法である。これまでにGAを画像処理¹²⁾¹³⁾や神経回路網の設計¹⁴⁾に適用した例などが多数報告され、その有効性が示されている。本研究においては、未知画像変換を近似するための既知画像フィルタの並びが解に相当するため、図1に示したように、フィルタの識別子を並べたものを個体の染色体とみなしてGAを適用する。

2.2 個体の染色体の定義

2.1節で述べたように、用いるフィルタの識別子を並べたものを個体 $I_i (i=1, 2, \dots, N)$ の染色体 C_i として定義する。すなわち、図1中の例である画像フィルタ列 $F_1 F_2 F_3 F_4 F_5$ に対応する染色体 C_1 は次式で表される。

$$C_1 = \{12345\} \quad (1)$$

本論文では、画像フィルタ列に含まれるフィルタの総数も含めてフィルタ列を最適化するものとする。すなわち個体の染色体は可変長であり、例えば、次に示す C_2 や C_3 はいずれもフィルタ $F_1 \sim F_5$ を考慮に入れた画像変換に対応する個体の染色体であるとみなす。

$$C_2 = \{324\} \quad (2)$$

$$C_3 = \{445534235321123\} \quad (3)$$

上記の C_2 においてフィルタ F_1 と F_5 が使用されていないが、個体の評価においてそのことは考慮しない。すなわち、本手法では“あらかじめ用意した画像フィルタの中から重複を許して任意のフィルタを任意の個数だけ任意の順に適用する画像変換を最適化する”。

適用において1個以上の数値パラメータが必要なフィルタについては、一般的なパラメータの組をあらかじめ用意し、それらに対する識別子をフィルタの識別子に付随させるものとする。次に具体例を示す。

$$C_4 = \{1334a5b\} \quad (4)$$

4a: F_4 , パラメータセットa; 100

5b: F_5 , パラメータセットb; (50, 150)

本論文では、本手法の基本的な性能を確かめることを目的としており、パラメータセットを1文字程度の長さの識別子で表すことができず、パラメータの詳細な調整が必要であるようなフィルタは今回は考慮しないことにする。もしもこのようなフィルタを必要とする場合は、パラメータセットの識別子に割り当てる文字数あるいはビット数を増やし、パラメータに対する数値最適化をフィルタ列の順序最適化と並行して行う必要があり、両者の探索効率を低下させないような最適化の方法について検討する必要がある。

2.3 個体の適応度の定義

本研究において各個体は既知画像フィルタ列であり、各個体 $I_i (i=1, 2, \dots, N)$ の優秀さを表す値である適応度 f_i は、自分自身の染色体 C_i によって定義される画像フィルタ列によって原画像 $org(x, y)$ を変換して得た変換後の画像 $p(x, y)$ と、目標画像 $target(x, y)$ との違いを反映したものとして定義する必要がある。2つの画像間の距離の定義としては、これまでもさまざまなものが提案されているが、本論文では最も基本的と考えられる次式によって定義される各画素の階調値の差分の絶対値の総和を用いることにする。すなわち個体 I_i の適応度 f_i を次式で定義する。

$$f_i = 1 - \frac{\sum_{x=1}^{W_x} \sum_{y=1}^{W_y} |target(x, y) - p(x, y)|}{range \cdot W_x \cdot W_y} \quad (5)$$

ただし、 W_x, W_y は画像の横方向および縦方向の画素数、 $range$ は画像の階調数であり、本論文では $range=256$ である。この定義は、画像全体を均等に評価するものであり、画素の持つ重要性が画像中の位置に依存して異なるような場合には必ずしも適切な定義とはいえないが、今回の実験例では良好な結果を与えた。

2.4 淘汰・増殖規則

GA については、これまでに多数の改良手法が提案されており、親から子孫への形質遺伝や個体集団中の多様性の維持に関する改良が行われてきている¹⁵⁾。本論文の目的は、画像変換の自動化にGAを用いることの有効性を確認することであり、ここで扱う問題に最も適したGAの形式を探すことではない。このため、本論文ではルーレットルールとエリート保存戦略を併用する最も基本的なGAを用いた場合について述べる。ルーレットルールとは、次世代の個体をその適応度に比例した生存確率で重複を許して現世代の個体から選ぶ淘汰規則であり、エリート保存戦略とは現世代での最良個体を必ず次世代中に残す戦略である。これらにより、個体集団はその平均適応度が増加するよう“進化”し、個体集団中の最大適応度の値は世代交代とともに単調増加する。なお、本手法における初期個体集団は、一定範囲内の長さのフィルタ列をランダムに発生させることによって生成する。

次世代の個体を選択した後、ランダムに2つの個体を選んでそれらの染色体を交叉させる処理を行う。選んだ個体が交叉するか否かは交叉率によって決定される。本手法では染色体長が可変であるため、図2に示すような変形1点交叉法を用いた。同図において、 P_1, P_2 が選ばれた2つの親個体の染色体であり、 O_1, O_2 がそれらの交叉によって生成された子孫の個体の染色体の例である。各親の染色体のランダムな位置に交叉点をそれぞれ1つずつ設定し、各交叉点以降の部分フィルタ列を入れ替えることによって子孫の個体の染色体を生成する。ここで、パラメータセットを伴うフィルタの識別子が交叉によって分断されることを避けるため、交叉点は常にフィルタの識別子の境界部に設定されるという条件を付加する。この交叉によ

図2 変形1点交叉
A modified one-point crossover.

before mutation : 1 1 **2** 3 5 1 4 3
 after mutation : 1 1 **4** 3 5 1 4 3

図 3 突然変異の例
An example of mutation.

て、2つの親個体の染色体から親から受け継いだ形質が異なるさまざまな長さの染色体を持つ子孫が生成される。

染色体の交叉後、各個体の各遺伝子に対して1%程度の小さい生起確率で突然変異を実行する。本手法では、図3に例示するように、染色体中のフィルタの識別子を、他のフィルタの識別子にランダムに変更する処理である。

突然変異後の個体集団を評価し、終了条件を満たしていれば世代交代を終了し、満たしていない場合は淘汰のプロセスに戻って上記の過程をくり返す。本手法においては、個体集団中の最大適応度が、あらかじめ決めた閾値よりも大きくなることを終了条件とし、そのときの最大適応度を持つ個体の染色体に対応するフィルタ列を、画像変換の自動近似結果であるとみなす。

3. 画像自動変換の実験例

3.1 実験結果 1

本手法による画像自動変換の有効性を検証するために行った実験例について述べる。ここでは、次に示す5つの画像フィルタを既知フィルタとして用いた。ただし、各フィルタは画像 $f_1(x, y)$ から $f_2(x, y)$ への変換として定義されるものとし、 T を閾値、 $Nf_1(x, y)$ を $f_1(x, y)$ の 3×3 近傍、原画像を $org(x, y)$ とする。

(1) F_1 : 2 値化フィルタ

$$f_2(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{for } f_1(x, y) \geq T \\ 0 & \text{for } f_1(x, y) < T \end{cases} \quad (6)$$

(2) F_2 : 最小値フィルタ

$$f_2(x, y) = \min \{Nf_1(x, y)\} \quad (7)$$

(3) F_3 : 最大値フィルタ

$$f_2(x, y) = \max \{Nf_1(x, y)\} \quad (8)$$

(4) F_4 : 反転フィルタ

(a) 原画像 1

(b) 目標画像

図 4 原画像 1 とその目標画像
Original image No. 1 and its target image.

33322251324

(a) 得られた画像フィルタ列

(b) 変換画像

図 5 得られた画像フィルタ列と変換画像
Obtained image filter sequence and processed image by it.

$$f_2(x, y) = 255 - f_1(x, y) \quad (9)$$

(5) F_5 : (原画像との) 差分フィルタ

$$f_2(x, y) = |org(x, y) - f_1(x, y)| \quad (10)$$

ただし F_1 の 2 値化フィルタにおける閾値 $T=128$ とした。また、GA のパラメータとしては次の値を用いた。個体集団中の個体総数=100、交叉率=70%、突然変異率=1%。これらはパラメータを決定するための予備実験において、平均的に良い結果を与えるパラメータとして採用されたものである。

図4(a)に原画像の例を示す。これは小冊子の表紙をスキャナによって階調画像として計算機に入力した画像であり、 256×256 画素、256階調である。図4(b)は原画像中の特定の図形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であり、これを目標画像として本手法を適用した。図5(a)が本手法によって得られた画像フィルタの適用順序列であり、同図(b)がこれによって原画像を変換して得られた画像である。若干のノイズ等の相違部分があるが、変換後の画像は目標画像によく一致していることがわかる。原画像中には目標画像中の図形以外にも孤立図

3225533223223551

(a) 原画像 2

(b) 目標画像

図 6 原画像 2 とその目標画像
Original image No. 2 and its target image.

形があり、実験開始前には用意した 5 種のフィルタを用いるだけでは原画像から目標画像への変換の近似が困難であると予想されたが、本手法によって近似解が与えられたことは興味深いと考えられる。

3.2 実験結果 2

3.1 節で述べた実験では、原画像から目標画像への変換に特定の目的が存在しなかった。ここでは、本手法による画像変換の近似の一般性を確認するため、画像変換に対して特定の目的を設定した場合について述べる。用いたフィルタ、GA の設定は 3.1 節と同一である。

ここでは 2 万 5 千分の 1 地形図中の地名などの文字列候補の自動抽出問題¹⁶⁾を扱う。すなわち、原画像として地形図を与え、その文字領域を手動で切り出した画像を目標画像として与えることにより、地形図から文字領域を切り出す画像変換の構築を試みる。図 6 (a) および (b) に原画像と目標画像をそれぞれ示す。また、本手法によって得られた画像変換およびそれを原画像に適用した処理後の画像を図 7 (a) および (b) にそれぞれ示す。この場合も目標画像の近似画像が得られていることがわかる。ここで得られた図 7 (a) に示

(a) 得られた画像フィルタ列

(b) 変換画像

図 7 得られた画像フィルタ列と変換画像
Obtained image filter sequence and processed image by it.

(a) 新しい画像 1

(b) 変換画像

図 8 新しい画像 1 とその変換画像
New image No. 1 and its processed image.

(a) 新しい画像 2

(b) 変換画像

図 9 新しい画像 2 とその変換画像
New image No. 2 and its processed image.

す画像変換を、新しい画像に対して適用した結果を、図8と図9に示す。それぞれの図において(a)が原画像、(b)が変換後の画像である。これらの結果から、若干のノイズを含んではいるものの、地形図からの文字候補領域の抽出の画像変換が本手法によって比較的良好に構築されていることがわかる。

3.3 実験結果の考察と今後の課題

3.1節および3.2節に示した実験結果から、原画像とその目標画像が与えられたとき、原画像から目標画像への画像変換が、本手法によって既知の画像フィルタの組合せとして比較的良好に近似できることがわかる。本手法は確率的な手法であり、同一のサンプルを用いた場合でも、同一の実用解すなわち画像フィルタ列が得られるとは限らない。また、今回は生成する画像フィルタ列の長さを各個体の適応度評価に入れていないため、得られる解が表すフィルタ列中のフィルタの総数も一定ではない。できるだけコンパクトな画像変換フィルタを生成する必要がある場合は、同程度の誤差の変換画像を与えるフィルタ列の中でも、短いもののほど適応度が高いという評価を行う必要がある。

本研究で扱ったサンプル画像からの画像変換の一般化は、前述のように変換に関する逆問題であり、本手法は理論的に厳密な意味での近似法とはいえないが、画像処理を実務に運用する場合に有効なツールであると考えることができる。本論文では本手法の基本的な性能評価を扱ったが、今後さらに高度な処理内容を含む画像変換の自動化に対して本手法を適用するためには、近似に必要な原画像と目標画像の組の数の問題、扱う画像フィルタを増やした場合の処理の安定性の問題などについて、今後充分検討する必要がある。

4. む す び

本論文では、任意の原画像とその理想的な処理画像である目標画像の組が与えられたとき、原画像から目標画像を得るための未知の画像変換を、あらかじめ用意した複数個の既知の画像フィルタの合成によって近似的に求める手法について述べた。本手法では、この画像変換の自動近似問題を既知画像フィルタ列の組合せ最適化問題ととらえて遺伝的アルゴリズムを適用し、本手法の有効性を実験により確認した。今後は、本手法をさらに高度な処理内容の画像変換に適用するために改良するとともに、本手法の汎化能力について

も検討を行う予定である。

〔参 考 文 献〕

- 1) 尾上守夫編：“画像処理ハンドブック”，昭晃堂（1986）
- 2) 特集「画像処理エキスパートシステム」，情報処理学会誌，**29**，2（1988）
- 3) 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）
- 4) 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）
- 5) 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）
- 6) 小川英光：“信号と画像の復元[I]～[IV]”，信学誌，**71**，5，pp. 491-497；6，pp. 593-601；7，pp. 739-748；8，pp. 828-835（1988）
- 7) 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”，信学論，**J78-D-II**，12，pp. 1758-1766（1995）
- 8) J. H. Holland：“Adaptation in Natural and Artificial Systems”，the Univ. Michigan Press（1975），MIT Press（1992）
- 9) David E. Goldberg：“Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning”，Addison Wesley（1989）
- 10) 北野宏明編：“遺伝的アルゴリズム”，産業図書（1989）
- 11) 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）
- 12) 長尾智晴，安居院猛，長橋宏：“遺伝的手法を用いた2値図形のパターンマッチング”，信学論，**J76-D-II**，3，pp. 557-565（1993）
- 13) 白川英隆，長尾智晴：“遺伝的アルゴリズムを用いた画像中の左右対称領域の自動抽出”，テレビ誌，**50**，8，pp. 1150-1155（1996）
- 14) T. Nagao, T. Agui and H. Nagahashi：“Structural Evolution of Neural Networks having Arbitrary Connections by a Genetic Method”，Trans. of the IEICE，**E76-D**，6，pp. 689-697（1993）
- 15) 小林重信：“遺伝的アルゴリズムによる探索と学習”，日本ロボット学会誌，**13**，1，pp. 57-62（1995）
- 16) 長尾智晴，安居院猛，中嶋正之：“塊状図形分離とキーキャラクタ探索による2万5千分の1地形図からの文字列抽出”，テレビ誌，**44**，8，pp. 1044-1052（1990）

ますなが しんや
榎 永 慎哉 1996年，東京工業大学工学部情報工学科卒業。現在，同大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻修士課程在学中。進化的計算法に関する研究に従事。

なが お ともひろ
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。コンピュータビジョン，進化的計算法，神経回路網などに関する研究に従事。工学博士。正会員。