

局所テクスチャ特徴を考慮した画像処理フィルタ自動生成法の提案

中野 雄太^{†1} 長尾 智晴^{†1}

我々の研究グループでは複雑な画像処理をその画像処理の事例を与えるだけで、既存の画像処理フィルタを遺伝的プログラミングを用いて木構造状に組み上げ、自動的に目標とする処理を構築する画像変換自動構築法 ACTIT システムを先に提案した。これまでに ACTIT は様々な画像処理の問題に適用され、その有効性が示されている。しかし、これまでの実験において、用意された画像処理フィルタの組み合わせだけでは実現することが難しい問題も存在し、その場合、新たな画像処理フィルタを追加することで対応してきた。そのため、画像の特徴を捉え、自動的に画像処理フィルタを生成してくれる手法が望まれている。そこで画像の局所テクスチャ特徴を用いて画像処理フィルタを自動生成する手法を提案する。この提案手法によって、対象画像に応じた画像処理フィルタが自動的に生成されるため、より広範囲の分野へ画像変換自動構築法が適用可能となる。

Automatic Generation of Image Processing Filter using Local Texture Feature

YUTA NAKANO^{†1} and TOMOHARU NAGAO^{†1}

We previously proposed a method named “ACTIT; Automatic Construction of Tree-Structural Image Transformation”. This method constructs tree-structural image processing filter combined by prepared image processing filters using GP(Genetic Programming). Using this method, we succeeded in constructing various image processing. However, in some cases, it is difficult to be solved by combining prepared image processing filters. Therefore, we have solved it by adding some new image processing filters. In this paper, we propose a method “Automatic Generation of Image Processing Filter using Local Texture Feature”. This method automatically generates image processing filter using local feature of input image. We apply this method to ACTIT, and construct complex image processing.

1. まえがき

近年、様々な分野でデジタル画像を扱う機会が増え、画像処理技術に対する要求が高まってきている。その要求に応えるために、現在までに様々な画像処理アルゴリズムが提案され、その有効性が示されている。しかし、提案されている画像処理アルゴリズムは対象としている事例や画像に特化しているものが多く、対象の画像が変わると処理手順やパラメータの調整を行わなければならず、これには画像処理の知識と経験、対象画像の分野の専門的知識が必要である。

筆者らの研究グループでは画像処理アルゴリズムを進化計算法によって自動構築する進化的画像処理を提案している¹⁾。その中の一つである木構造状画像変換自動構築法 ACTIT (Automatic Construction of Tree-Structural Image Transformation)²⁾³⁾ は処理の対象となる原画像と期待する処理を画像で表した目

標画像の組を教師データとして与えるだけで、既存の1入力1出力、2入力1出力の画像処理フィルタを遺伝的プログラミング⁴⁾⁵⁾によって木構造状に組み上げる。画像処理を進化計算法による組み合わせ最適化問題としてとらえることで、画像処理に関する知識や履歴データベースを必要とせずにアルゴリズムを自動的に獲得することができる。この対象に依存しない画像変換自動構築法である ACTIT は、様々な画像処理の問題に適用され、その有効性を示してきた⁶⁾⁷⁾。

しかし、ACTIT に用意された画像処理フィルタは、画像全体から算出されるしきい値を用いた処理や近傍処理など単純なアルゴリズムからなるものが多く、特殊な画像を扱う際は、その画像の特徴を捉えた画像処理フィルタをその都度用意する必要があった。この問題を解決するためには、入力された画像の特徴を捉え、その特徴に応じた処理を行える画像処理フィルタが必要である。そこで本稿では、画像の局所テクスチャ特徴からフィルタを自動生成する手法を提案する。この局所テクスチャ特徴を考慮した画像処理フィルタの自動生成法を ACTIT に実装し、階調値の大きさなどから単純に決定することのできない各臓器・組織の分類

†1 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

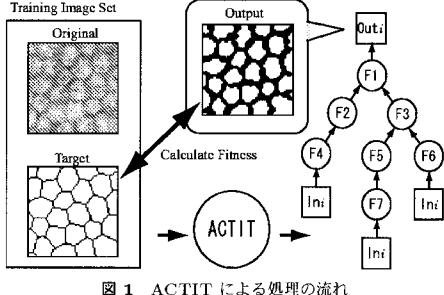


Fig. 1 Processing flow of ACTIT system.

を要求される医用画像処理に適用することで、その有効性を確認する。

2. 画像処理アルゴリズムの自動構築

2.1 ACTIT

木構造状画像変換自動生成法 ACTIT は進化計算法の一つである遺伝的プログラミング (Genetic Programming; GP) を画像処理に応用したシステムである。ユーザは処理の対象となる原画像と理想的な出力画像を（ペイントツールなどで）手動で作成した目標画像、必要であれば、画像中の各画素の重要度を階調値の大きさで表した重み画像からなる教師画像セットを用意する。この教師画像セットを ACTIT に入力すると、あらかじめ用意された 1 入力 1 出力、2 入力 1 出力の画像処理フィルタが GP によって木構造状に組み合わせられる。図 1 のように、原画像は全ての最終ノードから入力され、それぞれ画像変換が施される。そしてそれらは 2 入力フィルタで順次合成され、最終的に一つの出力画像を得る。この出力画像と目標画像を比較することで木を評価し、GP による世代交代を繰り返すことで、有効な木構造状フィルタを獲得する適応度評価のための評価関数を次に示す。

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

ここで n は n 番目の画像セットを表し、目標画像は t_{ij}^n 、木構造状画像処理フィルタによって出力された出力画像は o_{ij}^n 、画像中の重要度を表した重み画像は w_{ij}^n で示している。 $fitness$ は目標画像に類似していくと適応度は高い値をもつようになり、完全に一致すれば適応度は 1.0 になる。

ACTIT に用意された画像処理フィルタは、近傍処理フィルタ、平均階調値を用いた二値化フィルタ、エッジ検出フィルタなど、単純なアルゴリズムからなるものが多く、これら単純な処理の組み合わせで複雑な処

理を実現する。

2.2 ACTIT による実験からの考察

現在までに ACTIT は様々な画像処理の問題に適用され、有効性を示してきた。しかし、それら実験からいくつかの問題点が挙げられた。

- (1) 画像処理フィルタは予め用意しておかなければならぬ。
- (2) 階調特徴を考慮しない、形合わせのようなアルゴリズムを構築してしまう。

これらの問題点を解決するためには入力された画像の特徴を自動的に捉え、動的にフィルタを生成することや、原画像や変換中の画像データの階調値を常に考慮した画像変換からなるアルゴリズムの構築が必要になってくる。次章では、筆者らが提案した画像の特徴を捉え、フィルタを自動生成する手法について述べる。

3. 局所テクスチャ特徴を考慮した画像処理フィルタ自動生成法

本手法では、画像全体から一つのテクスチャ特微量を計算するのではなく、画素ごとにテクスチャ特微量を算出する。ある注目画素とその周辺の画素を含めたウインドウを画像内に走査させ、注目画素を一画素ずつずらしながらウインドウ内の特微量を計算する。図 2 に PET 断層像から局所テクスチャ特微量を算出し、画像化した例を示す。図 2 からわかるように、局所テクスチャ特徴によって、階調値の大きさだけではわからない、周辺領域を含めた階調特徴を捉えることができる。

このようにウインドウを用いて算出した特微量で画像変換を行う。画像変換の方法は算出された特微量の高低によって変換率を決定する。具体的には、図 2 下のように算出した特微量画像を原画像に重ね合わせ、同じ位置の特微量が高いほど、原画像の階調値を強める、または弱めるといった変換を行う。変換式を次に示す。

$$Output = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H I_{ij} (F_{ij} \cdot weight + offset) \quad (2)$$

ここで $Output$ は出力画像、 I_{ij} は入力画像、 F_{ij} は特微量を表す。 F_{ij} は 0.0～1.0 に正規化されており、変換率を上下させたい場合には $weight$ と $offset$ の値を変える。本章の実験では $weight = 1.0$ 、 $offset = 0.5$ に固定してある。つまり、特微量の値によって、0.5～1.5 の変換率が入力画像にかかることになる。

この方法によって、画像の位置、階調特徴によらず単純なルールで行っていた一つ一つの画像処理フィルタを、単純なアルゴリズムのまま、ウインドウ内で算出される特微量を用意するだけで、入力される画像に対して特徴を捉えた画像処理フィルタを自動生成することを可能にした。

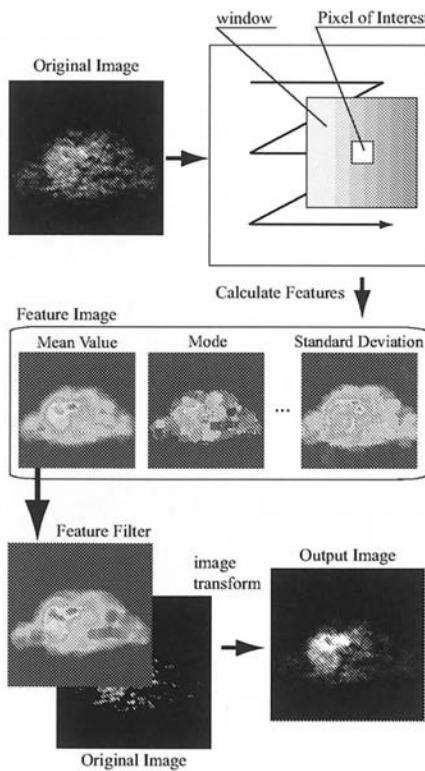


図 2 局所テクスチャ特徴量の算出
Fig. 2 Calculation of local texture features.

本実験で用意した特徴量フィルタを表 1 に示す。それぞれの特徴量について、「強める」・「弱める」の 2 種類のフィルタを用意した。「強める」フィルタは算出した特徴量を正規化し、その値を式(2)の F_{ij} として変換に反映させる。「弱める」フィルタは算出した特徴量を正規化後、反転させてから変換を行う。つまり「弱める」フィルタでは、特徴値の低いところほど階調値が強調される。記号の最初の文字「w」が大文字であれば「強める」フィルタ、小文字であれば「弱める」フィルタを表す。また、特徴量算出の際のウインドウサイズは経験的に 9×9 , 13×13 pixel の 2 種類を用意した。記号の最後の数字が「1」であればウインドウサイズは 9×9 pixel, 「2」であれば 13×13 pixel を表す。つまり、一つの特徴量から 4 種類のフィルタを用意した。このフィルタを用いて、PET 画像から肺領域を抽出し、従来の ACTIT と比較を行う。

4. 実験

PET 断層像からの肺領域抽出実験を行う。図 3 に本実験で用いた教師画像セットを示す。本実験で用いた

表 1 特徴量を考慮した画像処理フィルタ
Table 1 Proposal image processing filters.

1 入力 1 出力フィルタ				
9×9		13×13		フィルタ名
W-1	w-1	W-2	w-2	平均値
WM1	wM1	WM2	wM2	最大値
Wm1	wm1	Wm2	wm2	最小値
WS1	wS1	WS2	wS2	標準偏差
WT1	wT1	WT2	wT2	最大値 - 最小値
WI1	wI1	WI2	wI2	1σ 内確率
WO1	wO1	WO2	wO2	3σ 外確率
WF1	wF1	WF2	wF2	第 1 四分位
WD1	wD1	WD2	wD2	中央値
WQ1	wQ1	WQ2	wQ2	第 3 四分位
Wd1	wd1	Wd2	wd2	最頻値
Wk1	wk1	Wk2	wk2	歪度
WL1	wL1	WL2	wL2	尖度

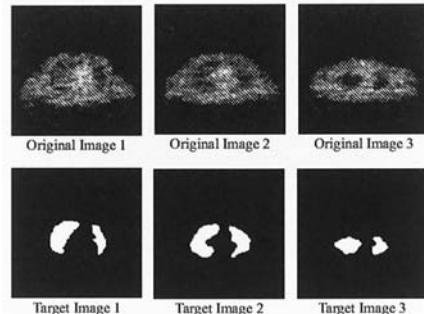


図 3 教師画像セット
Fig. 3 Training image set.

PET 画像の解像度は 128×128 pixel である。図 3 からわかるように、目標画像は肺領域だけを白で、他の領域を黒で塗りつぶしている。この教師画像セットを提案手法を実装した ACTIT に入力し、木構造状フィルタ構築実験を行った。

実験で構築された木構造状フィルタと変換途中の結果画像、および最終的な出力画像を図 4 に示す。図 4 の木構造を下から見ていくと、激烈な「DrS1」によって人体マスクを作成し、原画像との差分から背景のノイズを除去し、人体内だけを階調データとして残している。木構造の中盤からは提案手法である特徴量によって生成された画像処理フィルタを用いている。木構造の後半では、第 1 四分位「wF2」や中央値「WD2」などを流れてくる画像データから算出することで、特に肺領域を強調した画像処理フィルタが生成されていることがわかる。特徴量から生成された画像処理フィルタで少しずつ階調変換が行われ、最終的には肺領域だけが高い階調値をもった画像が出力されている。二値化後の出力画像を見ると、従来の ACTIT による実験同様、目標画像に非常に近い結果が得られた。

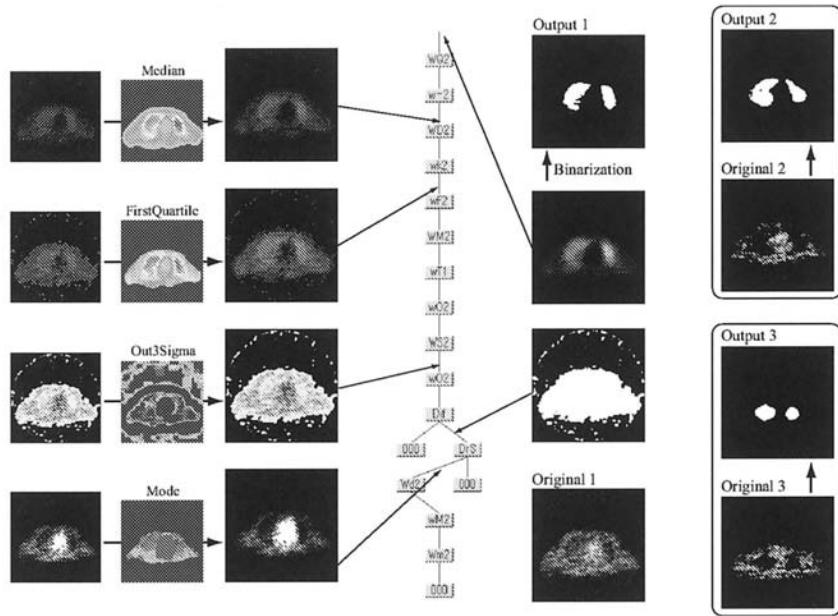


図4 提案手法を用いた ACTIT による実験結果
Fig. 4 Experimental result of proposal method.

5. まとめ

ACTITなどの画像処理フィルタ組み合わせ法においては、フィルタセットを予め用意しなければならないことや目標画像との形合わせのようなアルゴリズムを構築してしまうなど、幾つかの問題点が挙げられていた。しかし、画像中の局所特徴量を考慮した画像処理フィルタ自動生成法を用いることで、入力画像からテクスチャパターンなどの階調特徴を捉えた画像処理フィルタを自動生成することができ、これらの問題点が解決できたと言える。

今後は近年提案されている、ACTIT の木構造状フィルタよりも表現能力の高い、ネットワーク構造状フィルタを構築する進化的画像処理手法 GIN (Genetic Image Network)⁸⁾⁹⁾ や、構造の他に各ノードのパラメータも同時に最適化する手法に、この画像処理フィルタ自動生成法を実装し、さらに高度な画像処理を構築していくきたい。

参 考 文 献

- 1) 長尾智晴, “進化的画像処理”, 昭晃堂, 2002
 - 2) 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
 - 3) S. Aoki, T. Nagao, “Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation Using Genetic Programming” International Con-

ference of Image Processing, Kobe, Japan, pp.529-533, 1999

- 4) J.R.Koza: "Genetic Programming: on the Programming of Computers by Means of Natural Selection", MIT Press, 1992
 - 5) 伊庭齊志, "遺伝的プログラミング" 東京電気大学出版局, 1996
 - 6) 中野雄太, 長尾智晴, 竹林茂生, "3D-ACTITによる拡散強調像からの異常信号領域の抽出", 日本医用画像工学誌, Vol.25, No.5, pp.362-370, 2007
 - 7) Yuta Nakano, Tomoharu Nagao, "Automatic Construction of Moving Object Segmentation from Video Image using 3D-ACTIT", Proc. of The 2007 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC 2007), pp.1153-1158, October 7-10, 2007
 - 8) 白川真一, 萩野慎太郎, 長尾智晴, "Genetic Image Network による画像変換の自動構築", 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.SIG 19, pp.117-126, 2007
 - 9) S.Shirakawa, T.Nagao, "Feed Forward Genetic Image Network: Toward Efficient Automatic Construction of Image Processing Algorithm", International Symposium on Visual Computing (ISCV 2007), Lake Tahoe, USA, pp.287-297, 2007