

## 多様な絵画風画像を生成する画像変換の自動構築 Automatic Construction of Image Transformation for Creating Various Painting Images

中山 恵太† 長尾 智晴†  
Keita Nakayama Tomoharu Nagao

### 1. はじめに

近年、デジタルカメラやカメラ付携帯電話の普及などによって、デジタル画像を個人の PC で管理、加工することが身近になってきている。その中でも、写真画像を絵画風の画像に加工する手法の需要が高まってきている。これらの手法は Non-Photorealistic Rendering (NPR) と呼ばれ、これまでも多くの研究が行なわれている。しかし、従来研究の多くは油絵風、水彩画風などのようにある特定の画風を設定して、それに対する描画の過程をモデル化するものが多い。しかし、ユーザには、一つの画風だけではなく、いろいろな画風の絵画風画像を生成したいという希望がある。そこで本研究では、画像処理の事例を与えるだけで、さまざまな絵画風画像を生成することができる画像変換を自動構築する手法を提案する。

### 2. 木構造状画像変換自動構築法 ACTIT

筆者らの研究グループでは、画像処理を最適化問題として定式化したものを進化的計算法によって解くことで、その画像処理を自動構築する進化的画像処理<sup>\*)</sup>が研究されている。本研究では、その中でも、木構造状画像変換自動構築法 ACTIT (Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation) [1] を絵画風画像生成に用いることを提案する。ACTIT とは、教師画像セットと呼ばれる原画像と目標画像のペアを与えるだけで、その間の処理過程を画像処理フィルタの組み合わせで構築し、その構造を GP (Genetic Programming) [2] を用いて最適化する手法である。

### 3. ACTIT を用いた絵画風画像変換の自動構築法

提案手法では、教師画像セットの原画像として写真画像、目標画像として原画像をもとに手作業で作成した絵画風画像を用いる。しかし、従来の ACTIT は顕微鏡画像の処理、医用画像の異常部位の抽出、工場の製造ラインにおける工業製品のキズ検出などで用いられるような画像処理フィルタしか実装されていなかった。また、GP の適応度の評価方法に関して、全体的な階調値の情報を用いる従来の評価方法では、出力画像と目標画像でのオブジェクトの形状の違いによる座標のずれなど、絵画風画像における特有の問題によって適切に評価することが難しくなっている。これらの問題によって、従来の ACTIT では絵画風画像の生成処理を構築することが困難であると考えられる。そこで、ACTIT に次の2点の改良を行なう。

(1) 絵画風画像用フィルタの追加

(2) 適応度関数の改良

それぞれについて詳しい内容を次節以降に述べる。

#### 3.1 絵画風画像用フィルタの追加

従来の ACTIT は、主に抽出処理の構築に用いられており、絵画風画像生成などの生成処理の構築には用いられていなかった。このため、元の画像から形状を大幅に変化させるような効果を加えるようなフィルタは実装されていなかった。本研究では、ACTIT に対して絵画風画像を生成する画像変換を構築するために有効に働くと考えられるフィルタを追加した。次に、今回新しく提案した絵画風画像用フィルタの一例について示す。

##### ・エッジ描画フィルタ

2つの入力画像 A, B から1つの結果画像を出力するフィルタであり、入力画像 A に入力画像 B のエッジ部分と同じ座標の画素とその周辺の画素を特定の色で塗りつぶす処理を行なう。このフィルタの適用結果を入力画像 A, B とともに図1に示す。

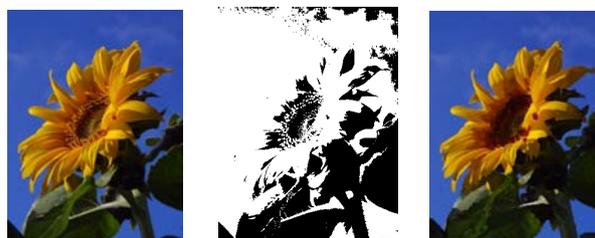


図1 エッジ描画フィルタの適用例

#### 3.2 適応度関数の改良

従来の ACTIT で使われている GP の適応度の評価方法は、出力画像と目標画像の同じ座標の画素における階調値の差分の合計値であり次の式で表される。

$$fitness = 1 - \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \{ |diff(i, j)| \} \quad (1)$$

W: 画像の横幅 H: 画像の縦幅  
diff: 目標画像と出力画像との階調値の差分

しかし、絵画風画像生成処理の自動構築では、先に述べたような座標のずれの問題が考えられる。そこで、特に座標のずれが起りやすいと考えられるエッジ部分に注目し、

† 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

目標画像のエッジ部分の注目画素とその8近傍の画素の階調値との分散を重点的に比較する。改良した適応度関数を次の式に示す。

$$fitness = 1 - \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \{diff(i, j)\} - \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \{var(i, j)\} \quad (2)$$

$W$ : 画像の横幅  $H$ : 画像の縦幅

$diff$ : 目標画像と出力画像との階調値の差分

$var$ : 目標画像と出力画像とのエッジ部の

注目画素とその8近傍の画素との分散の差分

#### 4. 実験と結果

二種類の画風を表現した絵画風画像変換を自動構築する実験を行なった。実験で用いた教師画像セットを図2, 3の(a), (b)にそれぞれ示す。図2の(b)は、絵の具と筆を用いて描いたような油絵風の目標画像である。図3の(b)は、白い紙に墨で描いたような水墨画風の目標画像である。

##### 4.1 原画像に対する適用結果

構築した画像変換を教師画像セットの原画像に適用したときの、出力画像を図2, 3の(c)にそれぞれ示す。図2では原画像から目標画像のように形状が変化した出力画像が得られ、図3では目標画像のように白と黒を基調とした墨で描かれたような出力画像が得られた。これらより、それぞれの教師画像セットから絵画風画像変換が適切に構築されていることがわかる。



(a) 原画像 (b) 目標画像 (c) 出力画像

図2 教師画像セットと出力画像(油絵風)



(a) 原画像 (b) 目標画像 (c) 出力画像

図3 教師画像セットと出力画像(水墨画風)

##### 4.2 未知画像に対する適用結果

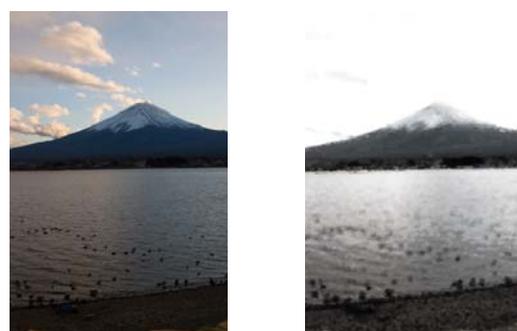
構築した画像変換を原画像と似たようなモチーフをもつ未知画像に適用した結果を図4, 5に示す。それぞれの未知画像に対して油絵風, 水墨画風に変換されていることが分かる。これらから、構築した絵画風画像変換が未知画像に対しても有効に働いていることが分かる。



(a) 未知画像

(b) 適用結果

図4 未知画像に対する適用結果(油絵風)



(a) 未知画像

(b) 適用結果

図5 未知画像に対する適用結果(水墨画風)

#### 5. まとめ

本研究では、ACTIT を用いて多様な絵画風画像を生成する手法を提案し、そのために必要と考えられる改良を行なった。そして、実験では二種類の教師画像セットを用いて、それぞれの画風を表現することができる絵画風画像変換の自動構築を行なった。そして、構築した画像変換を原画像や未知画像に対して適用した結果、それぞれの画風をもった適用結果が得られた。これらの実験から本手法が多様な画風の絵画風画像変換を構築することができることがわかった。

しかし、実装したフィルタを用いて可能な絵画風の表現には限界があり、教師画像セットによっては構築できない処理も存在すると考えられる。また、これを解決するために大量のフィルタを実装すると、フィルタを選択する組み合わせの数が膨大になり、処理時間が増加し、画像変換の構築が難しくなることが考えられる。このため、今後は、より多様な画風をもった絵画風画像変換を自動構築できるように、画像変換を構築する段階で、同時にフィルタを適応的に作成するなどの改良を行なう予定である。

#### 参考文献

- [1] 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)
- [2] John.R.Koza., "Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection", MIT Press, (1992)