

進化的画像処理の絵画風画像の 自動生成への応用

斎藤 翠^{1,a)} 長尾 智晴¹

受付日 2015年5月15日, 再受付日 2015年7月10日/2015年9月4日,
採録日 2015年9月6日

概要: 本論文では, 絵画風画像の自動生成に進化的画像処理を応用したシステムを提案する. 初めに, ユーザが指定した画家の絵画画像かそれ以外の画家の絵画画像かを分類する画像分類器を SVM (Support Vector Machine) を用いて作成する. 次に, 入力画像を木構造状画像処理フィルタによって絵画風画像に変換する. その際, 木構造状画像処理フィルタは進化計算法で最適化される. 世代交代において, 各個体は前述の SVM の出力と, 出力画像と入力画像の類似度その他の複数の観点を考慮した適応度関数によって評価される. 提案システムを用いて 3 人の画家の絵画を分類する分類器に沿った絵画風画像を自動生成する実験を行った結果, 出力画像にはそれぞれ異なる絵画の特徴が反映され, 提案手法の有効性を確認することができた.

キーワード: 画像処理, 進化計算法, Non-Photorealistic Rendering, 画像認識, SVM

Evolutionary Image Processing Application to Painting

MIDORI SAITO^{1,a)} TOMOHARU NAGAO¹

Received: May 15, 2015, Revised: July 10, 2015/September 4, 2015,
Accepted: September 6, 2015

Abstract: In this paper, an evolutionary image processing application to painting is proposed. First, the image classifier that analyzes characteristics of images drawn by a painter selected by a system user is constructed by using SVM (Support Vector Machine). Next, Input images are changed by a tree-structural image filter into the painting images. This filter is optimized by using Evolutionary Computation. In generation iterations, each individual is evaluated by the fitness function that considers the output of the pre-constructed SVM and similarities between input image and output image and all that. The effectiveness of proposed system was proved by the experiments generating three kinds of painting images corresponding to three different famous painters' image classifier.

Keywords: image processing, Evolutionary Computation, Non-Photorealistic Rendering, image recognition, Support Vector Machines

1. はじめに

筆者らの研究グループでは, 以前から画像処理・認識プロセスの最適化に進化計算法を用いる数理モデルとして進化的画像処理 [1] を提唱し, 産業用画像処理・医用画像処理などの分野での有効性を示してきた. 従来までの進化的画

像処理の主な目的は, 原画像中の疵などの特定領域の抽出処理 [2], [3], [4] や超解像処理 [5], 画像分類処理 [6], [7] などであった. 一方, 画像変換プロセスの自動構築のニーズはエンターテインメントコンピューティングの分野にも存在している. 近年, スマートフォンなどの普及にともなって画像処理が人々にとって以前より身近なものになり, 写真の加工や編集を行うニーズが高まってきている. 特に, 写真画像を絵画風画像へ変換する技法は, 自動作曲などの計算機を用いた芸術作品の自動生成とも関連があつて大いに注目されている.

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, Yokohama, Kanagawa 240–
8501, Japan

^{a)} saito-midori-js@ynu.jp

写真から絵画風画像を生成する研究は、コンピュータグラフィックスの分野ではノンフォトリアリスティックレンダリング (Non-Photorealistic rendering; NPR) と呼ばれ、これまでもさかんに研究が行われている。P. Haeberli は絵筆のタッチを表す小領域であるストロークを次々に仮想キャンバス画像に配置していく Stroke Based Rendering (SBR) の手法を提案した [8]。ストロークやサイズを変更することで様々な絵画風画像を生成することができる。また、現在、多くのフォトレタッチアプリケーションに、比較的単純な処理で原画像を油絵風や色鉛筆風などの絵画風画像に変換する機能がある。これらの方式は画材としてあらかじめ定義された作風を写真に反映させるものであり、ある絵画画像が持つ傾向を考慮するものではない。

一方、絵画風画像にユーザの好みの作風を反映させる手法として、テクスチャ合成を利用する方式が提案されている。B. Wang らは入力画像に対してあらかじめ用意した参照絵画画像をテクスチャとして反映させて絵画風画像を生成する手法を提案した [9]。この手法では、参照画像の中でテクスチャとして反映させたい部分をユーザが抜き出し、原画像に対して自然なテクスチャ合成を自動で行って出力画像を得る。また、中山らは同様な処理を白紙の画像が原画像に“進化”する過程を利用して実現する手法を開発した [10]。しかし、これらの手法では、原画像の雰囲気合った好みの絵画画像を、参照画像としてユーザが毎回用意しなければならなかった。

そこで本論文では、筆者らの研究グループが進めてきた進化的画像処理の考え方をを用いる。原画像の写真画像を用意し、ユーザが選択した画家の絵画画像かそれ以外の絵画画像かを分類する分類器の判定結果や原画像との類似度などを考慮して原画像を各画家の絵画特徴を反映した画像に変換する PAINT-IT (Painter-oriented Automatic and INTeractive Image Transformation) と称する方式を提案する。PAINT-IT は生成途中の出力画像を評価する画像評価部と、原画像を変換する画像変換部から構成されている。本論文では、2 章で PAINT-IT の処理の概要を示し、3 章で各処理の詳細について述べる。また、4 章で提案手法の有効性を確認するために行った 3 人の画家の絵画画像を指定した際の絵画風画像への変換実験について述べ、5 章で研究成果のまとめと今後の課題を示す。

2. PAINT-IT における画像変換と画像評価

本章では、提案する PAINT-IT を構成する画像変換部と、変換後の画質を定量的に評価する画像評価部の概要についてそれぞれ述べる。

2.1 PAINT-IT の画像変換部について

初めに PAINT-IT の画像変換部について述べる。PAINT-IT では、図 1 に示すように、あらかじめ用意

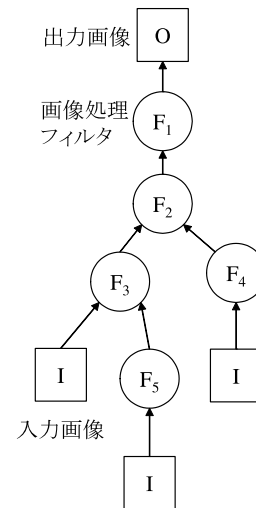


図 1 画像変換を行う木構造状画像処理フィルタ

Fig. 1 Tree-structural image filter used for image transformation.

した画像処理フィルタ F_i (1 入力 1 出力または 2 入力 1 出力) をノードとする木構造によって画像変換を行う。葉ノード I に原画像を入力し、ノードを通過するごとに対応する画像処理フィルタを適用することで画像を変換し、根 O から最終的な変換画像を出力する。ここで、木をどのような構造にし、どのノードにどの画像処理フィルタを用いるかを進化計算法の一種である遺伝的プログラミング (Genetic Programming; GP) [15] を用いて最適化する。初めにランダムに選択した画像処理フィルタをランダムに組み合わせた木構造を一定数生成して初期個体群とし、GP に基づいて進化させ、最も望ましい出力画像を出力する木構造を構築する。この際の 1 つの個体 (木構造) の適応度関数 (評価関数) は外部から与える必要がある。これまでの進化的画像処理では、入力画像中の疵や患部などの特定の領域を抽出するような処理を扱うことが多く、そのような場合は入力画像に対する好ましい出力画像を手で作ることができるため、入力画像と人手で加工した理想的な出力画像 (目標画像) を学習用画像セットとして与えていた。そして、木による出力画像と目標画像を画素ごとに比較し、階調差が小さいほど優れた出力画像であると見なし、個体を評価していた。しかしながら、絵画風画像の生成では原画像に対する目標画像を作ることができないため、木の評価部分を新たに設計する必要がある。それが次に述べる PAINT-IT の画像評価部である。

2.2 PAINT-IT の画像評価部について

PAINT-IT による画像変換の目的は、ユーザが選択した画家の絵画の特徴を反映した画像を生成することであり、進化途中の木によって出力される画像を定量的に評価する適応度関数が必要である。適応度関数としては、指定した画家の画像であるか否かを SVM の分類結果だけでなく、

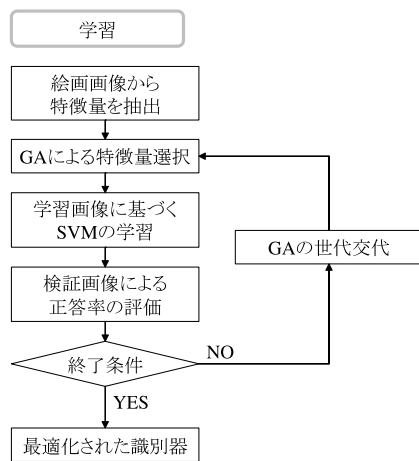


図2 絵画画像の解析の手法の流れ [11]

Fig. 2 Process flow of picture analysis method.

出力画像と原画像との類似度その他の複数の観点から出力画像を評価する関数を用いる。これにより、原画像から指定した分類器に沿った絵画風画像（最終出力画像）に至る変換の自動構築を試みる。適応度関数の詳細は 3.2 節で述べる。

中村らは先に画像特徴量を用いて絵画画像の解析を行った [11]。文献 [11] では、画像から各種色成分 (RGB, HSV, L^*a^*b) に関する統計量、エッジ画像における階調値の平均・分散、バイラテラルフィルタによる画像の変化、色成分の局所分散の平均を特徴量として原画像から抽出してサポートベクタマシン (Support Vector Machine; SVM) [13] を用いてモネの絵画画像であるか否かを判定している。

文献 [11] の手法の流れを図 2 に示す。初めに、対象とする画家の画像と対象以外の画家達の画像を、学習画像、検証画像、未知画像のセットとしてそれぞれ用意する。ここで、学習画像を SVM の作成に用いる。

その際、あらかじめ用意した特徴量の中から、SVM による未知画像に対する分類精度が高くなるような特徴量の組合せを遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA) [12] によって最適化する方法 [14] を用いている。一般に、すべての特徴量の中には識別に有効ではない特徴量も存在し、精度の低下を招く原因となる。ここで選択された特徴量に基づいて SVM の識別境界を決定する。GA の染色体は抽出した特徴量と同じビット長を持ち、1 つ 1 つの特徴量に対する使用の有無を 0 と 1 のビットで表現する。図 3 に染色体の構造を示す。

SVM ではどのような特徴量の組を用いても学習画像に対する認識率は 100% になるため、学習に用いなかった検証画像に適用したときの認識率によって特徴量の組を評価している。その後、最適化された特徴量の組と学習画像を用いて作成した SVM を未知画像に適用し、最適化された SVM の評価に用いる。

実験では、絵画に詳しくない学生の平均分類精度（約

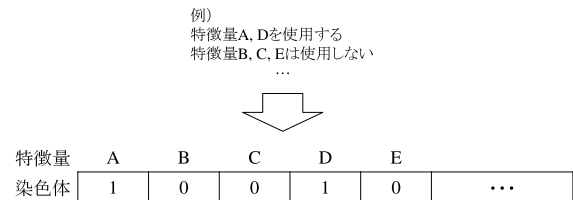


図3 染色体の構造 [14]

Fig. 3 Structure of chromosomes.

80%) より高い約 90% の分類精度を得ている。

以上の研究成果をふまえて、PAINT-IT においても、木の出力画像が指定した分類器に沿った絵画風画像といえるか否かに関する部分では、文献 [11] の手法と同様に、あらかじめ指定した絵画画像进行分类する SVM を作り、SVM による分類結果を利用する。

3. 提案する PAINT-IT の処理手順

3.1 処理の流れ

提案する PAINT-IT の処理の流れを図 4 に示す。まず初めにユーザは原画像とする写真画像と、好みの分類器を選択する。次に、あらかじめ用意した複数種の 1 入力 1 出力、2 入力 1 出力の画像処理フィルタを木構造状に組み合わせた画像変換部を GP で最適化し、絵画風画像を生成する処理を自動構築する。進化計算の世代交代において、各個体（木構造）はあらかじめ指定された画像用に作られた SVM を利用する画像変換部によって評価される。世代交代を繰り返すことで、ユーザが選択した分類器に沿った絵画風画像へと変換される。

3.2 PAINT-IT における適応度関数

最適化に用いる適応度関数を式 (1) に示す。この適応度関数を用いることで、原画像からかけ離れた出力画像にならないように制限しつつ、指定した分類器に沿った絵画風画像を生成する。

$$\text{fitness} = w_{\text{nonreal}} f_{\text{nonreal}} + w_{\text{artist}} f_{\text{artist}} + w_{\text{HSV}} f_{\text{HSV}} + w_{\text{hist}} f_{\text{hist}} \quad (1)$$

ここで、 f_{nonreal} は原画像と変換画像の Canny エッジが一致しているほど値が低くなる関数であり、原画像が写真の場合は値が低くなるほど写真に似た変換画像が出力される。写真と似た画像が出力されないような淘汰圧をかけるための関数である。 f_{artist} は SVM の識別面からの距離を誤差関数を用いて (0,1) に写像した関数である。この関数を用いることでユーザが選択した分類器にそった画像を生成することができたかどうかを評価する。また、 f_{HSV} は変換画像と原画像の HSV の値をブロックごとに比較し、しきい値以上に離れた値の場合に値が低くなる関数であり、 f_{hist} は出力画像と原画像のヒストグラムを比較し、しきい値以上に離れた値の場合に値が低くなる関数である。こ

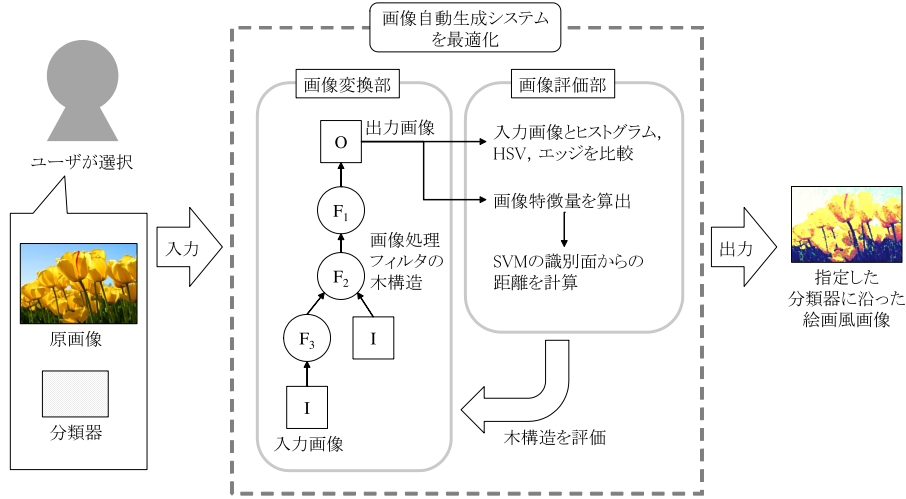


図 4 本論文で提案する PAINT-IT の処理の流れ

Fig. 4 Flow of PAINT-IT processing.

れら 2 つの関数は原画像とかけ離れた色の変換画像が出力されないように淘汰圧をかけるための関数である。適応度関数の各パラメータは得たい出力画像に対してどの部分に重きを置くかというユーザの好みに応じて実行時に設定する。 w_{nonreal} , w_{artist} , w_{HSV} , w_{hist} はそれぞれの関数を重み付けする値であり, $w_{\text{nonreal}} + w_{\text{artist}} + w_{\text{HSV}} + w_{\text{hist}} = 1$ である。 f_{nonreal} , f_{artist} , f_{HSV} , f_{hist} を式 (2), (3), (4), (7) に示す。

$$f_{\text{nonreal}} = \begin{cases} \frac{1 - \frac{N_{\text{out}}}{N_{\text{in+out}}}}{1 - t} & \frac{N_{\text{out}}}{N_{\text{in+out}}} > t \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ここで, t はしきい値, N_{out} は原画像, 変換画像どちらもエッジである画素の数, $N_{\text{in+out}}$ は原画像または変換画像がエッジである画素の数である。

$$f_{\text{artist}} = \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{d}{\sqrt{2}\sigma^2} \right) \right) \quad (3)$$

ただし, $\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\pi} \int_0^x e^{-t^2} dt$, σ^2 は定数であり, d は SVM の識別面からの距離である。

$$f_{\text{HSV}} = w_H f^{(H)} + w_S f^{(S)} + w_V f^{(V)} \quad (4)$$

ここで, $f^{(k)}$ は式 (5) に示す $k \in \{H, S, V\}$ についての関数, w_k は要素の重みであり, $w_H + w_S + w_V = 1$ である。

$$f^{(k)} = \frac{1}{w_B h_B} \sum_{m=1}^{w_B} \sum_{n=1}^{h_B} f_{m,n}^{(k)} \quad (5)$$

$$f_{m,n}^{(k)} = \begin{cases} 1 - \frac{|\overline{O_{m,n}^{(k)}} - \overline{I_{m,n}^{(k)}}| - t_k}{C_k - t_k} & |\overline{O_{m,n}^{(k)}} - \overline{I_{m,n}^{(k)}}| > t_k \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

ここで, w_B は横方向のブロック数, h_B は縦方向のブロック数であり, $\overline{I_{m,n}^{(k)}}$, $\overline{O_{m,n}^{(k)}}$ は原画像, 変換画像のそれぞれ (m, n) 番目のブロックの k の平均値である。また, $C_H = 180$,

$C_S = 255$, $C_V = 255$ である。 t_k はしきい値である。色相の定義域は $0 \sim 359$ であり, 色相差は $0 \sim 180$ の範囲で表す。

$$f_{\text{hist}} = \frac{1}{8} \sum_{n=1}^8 f'_n \quad (7)$$

$$f'_n = \begin{cases} \frac{1}{8} & |\text{hist}_{\text{out}_n} - \text{hist}_{\text{in}_n}| < t_{\text{hist}} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

ここで, t_{hist} はしきい値であり, $\text{hist}_{\text{out}_n}$ は変換画像のグレースケール 8 階調ヒストグラムの n 階調目の値, $\text{hist}_{\text{in}_n}$ は原画像のグレースケール 8 階調ヒストグラムの n 階調目の値である。

3.3 PAINT-IT における画像処理フィルタ

従来の進化的画像処理は, 工業製品の疵検出などに用いる濃淡画像の一部分を検出する画像処理に主に用いられており, 用いられていた画像処理フィルタとしては, 階調補正, エッジ検出, ノイズ除去, ラベリングに基づく処理などの一般的な画像処理フィルタばかりであった。しかしながら PAINT-IT の処理の目的は絵画風画像の生成であり, 原画像の色調を大きく変化させたり, 変形させたりする画像加工の目的の画像処理フィルタを導入する必要がある。そこで, 従来までの進化的画像処理で利用されているフィルタに加え, 絵画風画像生成に効果的であると考えられるフィルタを追加実装する。本論文で追加したフィルタの内容と適用例を次に示す。

• 画素入れ替えフィルタ (RP1)

– フィルタの概要

ランダムに画素を入れ替えて, 絵画風の効果を得る 1 入力フィルタである。

– 処理内容

画像からランダムに選んだ画素の色を $n_1 \times n_1$ 画素の近傍内の 1 画素の色と交換する処理を (総画素数)/ n_2



図 5 画素入れ替えフィルタの適用例

Fig. 5 A result of pixel swap filter.



図 6 色相変更フィルタ (+) の適用結果

Fig. 6 A result of color shift(+) filter.



図 7 色相変更フィルタ (-) の適用結果

Fig. 7 A result of color shift(-) filter.

回繰り返す。

入力画像と適用結果を図 5 に示す。

● 色相変更フィルタ (+) (CSP)

– フィルタの概要

画像の色相の値に k を加えて色相を変更する 1 入力フィルタである。

– 処理内容

画像の全画素において、HSV 色空間の H の値に k を加える。

入力画像と適用結果を図 6 に示す。

● 色相変更フィルタ (-) (CSM)

– フィルタの概要

画像の色相の値から k を引いて色相を変更する 1 入力フィルタである。

– 処理内容

画像の全画素において、HSV 色空間の H の値から k を引く。

入力画像と適用結果を図 7 に示す。

4. 絵画風画像生成実験

本章では、PAINT-IT を用いてユーザが選択した分類器に沿った絵画風画像を自動生成する実験を行う。また、得

表 1 使用した画像の枚数

Table 1 The numbers of the used images.

	フリードリヒ			セザンヌ		
	対象	非対象	合計	対象	非対象	合計
学習画像	25 枚	60 枚	85 枚	22 枚	91 枚	113 枚
検証画像	25 枚	60 枚	85 枚	22 枚	91 枚	113 枚
未知画像	25 枚	60 枚	85 枚	22 枚	91 枚	113 枚

表 2 GA の設定

Table 2 Configuration of GA.

個体数	50
交叉率	1.00
突然変異率	0.05
世代交代モデル	MGG
MGG 子生成数	5
MGG 選択方法	エリート 1 個体, トーナメント選択 1 個体
トーナメントサイズ	2
交叉方法	一様交叉
適応度の評価方法	GA 評価用画像セットに対する正答率, SVM マージンの大きさ
終了条件	エリート個体が 10,000 世代不変

表 3 SVM の設定

Table 3 Configuration of SVM.

カーネル関数	ガウスクーネル
カーネル関数の定数	$\delta = 0.6$
学習回数	3,000

られた画像と構築された木構造についての考察を行う。

4.1 絵画画像を識別する実験

PAINT-IT でユーザが選択した画像の分類器に沿うような特徴を反映させるためには、その絵画画像を識別する SVM を作成する必要がある。今回は、点描画のような細かい筆遣いが特徴であるモネ、モノクロ調の絵画が多いフリードリヒ、鮮やかで平坦な質感表現が特徴であるセザンヌ、という典型的な絵画の特徴が表れている有名な画家 3 名の絵画を用いる。モネについては先行研究 [11] で構築した SVM を用いることとし、新たにフリードリヒ、セザンヌの絵画画像をそれぞれ他の画家の絵画画像と識別する実験を行った。セザンヌ、フリードリヒのそれぞれに対する画像枚数の詳細を表 1 に示す。また、特徴量選択に用いた GA と、SVM に関する各種パラメータの詳細を表 2 と表 3 にそれぞれ示す。また、使用した画像の特徴量を表 4 に示す。実験は 5 回の試行を行い、最良の個体を用いた。実験結果を表 5、表 6 に示す。5 試行中で最良の個体で、未知画像に対してフリードリヒでは 91.2%、セザンヌでは 78.8% の識別率を得ることができた。セザンヌと比較してフリードリヒの識別率が上がったことから、画家によって識別のしやすさが異なるということが分かる。ここで作

表 4 使用した特徴量 (計 68 種類)

Table 4 The sixty four features used in the experiments.

モード メディア 尖度 歪度	×色成分 8 種類 (R, G, B, Saturation, Brightness, L*, a*, b*)
平均 分散	×色成分, エッジ特徴量 8 種類 (R, G, B, Saturation, Brightness, L*, a*, b*, 垂直 Sobel, 水平 Sobel, ラプラシアン)
局所分散の平均 ($n \times n$) $n = 5, 10, 30, 80$	×色成分 3 種類 (Saturation, Brightness, L*a*b*)
バイラテラル後との相関 Hue モード	

表 5 最良の個体における識別結果 (フリードリヒ)

Table 5 The best result of Friedrich images identification.

		SVM 出力		合計	正答率
		対象	非対象		
正解	対象	16	6	22	72.7%
	非対象	4	87	91	95.6%
識別率		80.0%	93.5%	113	91.2%

表 6 最良の個体における識別結果 (セザンヌ)

Table 6 The best result of Cezanne images identification.

		SVM 出力		合計	正答率
		対象	非対象		
正解	対象	13	12	25	52.0%
	非対象	6	54	60	90.0%
識別率		68.4%	81.8%	85	78.8%

表 7 モネの絵画の識別に使用した画像枚数

Table 7 The number of images used for identifying Monet images.

	対象	非対象	合計
学習画像	69 枚	113 枚	204 枚
検証画像	69 枚	113 枚	204 枚
未知画像	69 枚	113 枚	204 枚

成した SVM を次節 4.2 で用いる。

4.2 ユーザが選択した分類器に沿った絵画風画像を自動生成する実験

ユーザが選択した分類器に沿った絵画風画像の自動生成を行う。3 枚の入力画像のそれぞれに対して、モネ、フリードリヒ、セザンヌの絵画を分類する分類器に沿った絵画風画像への変換を行う。なお、モネの絵画の分類に用いた SVM は、文献 [11] のモネの絵画を識別する実験において作成されたものである。その際の実験で用いられた画像枚数を表 7、識別結果を表 8 に示す。その他の実験設定は 4.1 節と同様である。また、フリードリヒ、セザンヌの絵画の分類に用いた SVM は 4.1 節で得られたものであ

表 8 最良の個体における識別結果 (モネ)

Table 8 The best result of Monet images identification.

		SVM 出力		合計	正答率
		対象	非対象		
正解	対象	58	11	69	84.1%
	非対象	11	124	135	91.9%
識別率		84.1%	91.9%	204	89.2%

表 9 GP の設定

Table 9 Configuration of GP.

個体数	50
最大フィルタ数	20
選択方法	トーナメント選択
世代交代モデル	MGG

表 10 実験に使用したフィルタ

Table 10 The image filters used in the experiments.

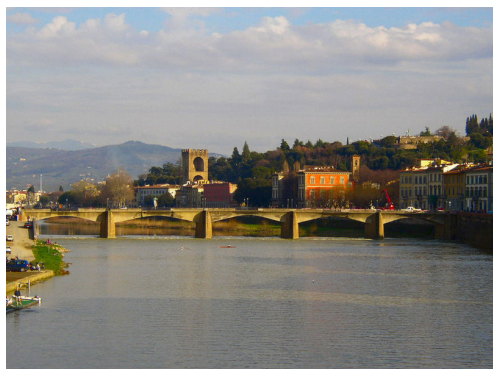
フィルタ名	記号
Gaussian フィルタ	Gau
鮮鋭化フィルタ	Viv
ヒストグラム線形変換	LTr
ガンマ補正フィルタ	Gam
2 乗変換フィルタ	Squ
鮮やかさを上げるフィルタ	Aza
鮮やかさを下げるフィルタ	Aka
バイラテラルフィルタ	Bil
アンシャープマスク	Uns
ポスタリザーション 16step	Po3
画素入れ替えフィルタ	RP1
色相変更フィルタ (+)	CSP
色相変更フィルタ (-)	CSM
論理積	LoP
論理和	LoS
代数積	AIP
代数和	AIS
オーバレイ	OLy

表 11 適応度関数の各パラメータ

Table 11 Each parameter of the fitness function.

fitness の各関数の重み	$w_{\text{nonreal}} : w_{\text{artist}} : w_{\text{HSV}} : w_{\text{hist}} = 1 : 5 : 3 : 1$
f_{nonreal} のしきい値	$t = 0.12$
f_{artist} の定数	$\sigma^2 = 0.2$
f_{HSV} の各関数の重み	$w_H : w_S : w_V = 3 : 3 : 4$
f_{HSV} のしきい値	$t_H = 60, t_S = 100, t_V = 100$
f_{hist} のしきい値	$t_{\text{hist}} = (\text{全画素数})/16$

る。GP の設定を表 9、実験に用いたフィルタの名前と出力される木構造で表示される記号を表 10 にそれぞれ示す。画素入れ替えフィルタの定数 n_1, n_2 、色相変更フィルタ (+), (-) の定数 k は今回は事前実験によってそれぞれ 5, 16, 10 と設定した。同様に事前実験によって設定した PAINT-IT の適応度関数の各パラメータを表 11 に示す。



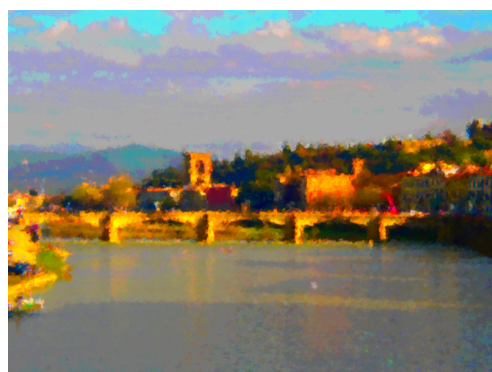
(a) 入力画像 A



(b) モネの画像の分類器による絵画風画像 A-1



(c) フリードリヒの画像の分類器による絵画風画像 A-2



(d) セザンヌの画像の分類器による絵画風画像 A-3

図 8 入力画像 A に対する実験結果

Fig. 8 Experimental results of input image A.



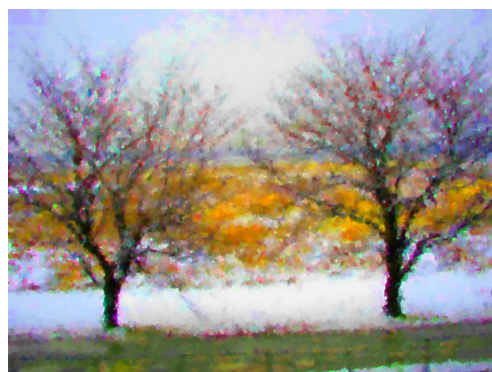
(a) 入力画像 B



(b) モネの画像の分類器による絵画風画像 B-1



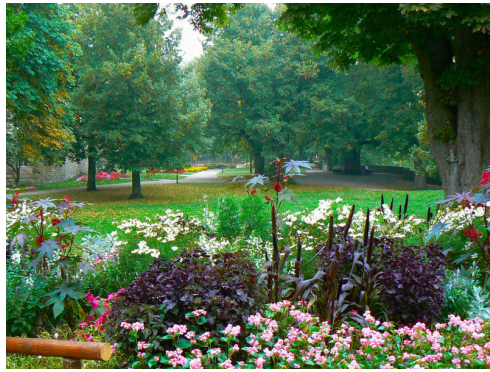
(c) フリードリヒの画像の分類器による絵画風画像 B-2



(d) セザンヌの画像の分類器による絵画風画像 B-3

図 9 入力画像 B に対する実験結果

Fig. 9 Experimental results of input image B.



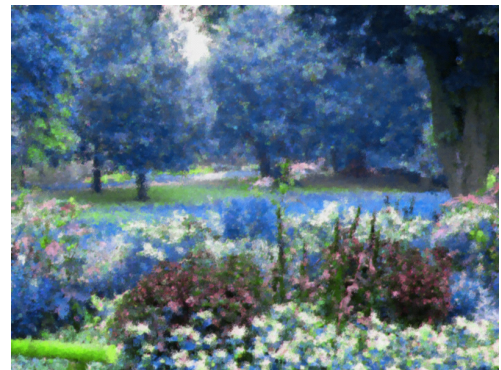
(a) 入力画像 C



(b) モネの画像の分類器による絵画風画像 C-1



(c) フリードリヒの画像の分類器による絵画風画像 C-2



(d) セザンヌの画像の分類器による絵画風画像 C-3

図 10 入力画像 C に対する実験結果

Fig. 10 Experimental results of input image C.

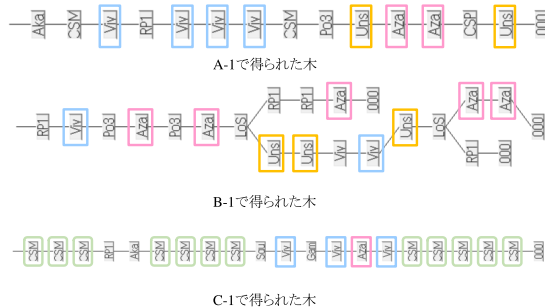


図 11 自動構築された木構造 (モネ)

Fig. 11 Automatically generated tree structures for Monet.

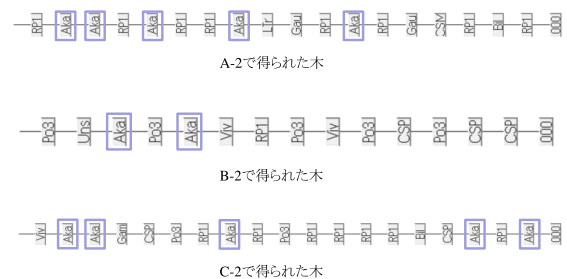


図 12 自動構築された木構造 (フリードリヒ)

Fig. 12 Automatically generated tree structures for Friedrich.

入力画像 A, B, C それぞれに対する各分類器を用いて生成した出力画像を図 8, 図 9, 図 10 に示す. また, それぞれの画像に対して構築された画像処理フィルタの木構造を図 11, 図 12, 図 13 に示す.

入力画像 A, B, C ともに分類器ごとに異なる画像特徴が反映されたことを確認することができた. また構築された木構造から, 分類器ごとに使われるフィルタに特徴が表れたことが分かる.

4.3 モネの画像の分類器による絵画風画像に対する考察

モネの画像の分類器による絵画風画像 A-1, B-1, C-1 では, モネの絵画の特徴である細かい筆遣いや, 原色に近い

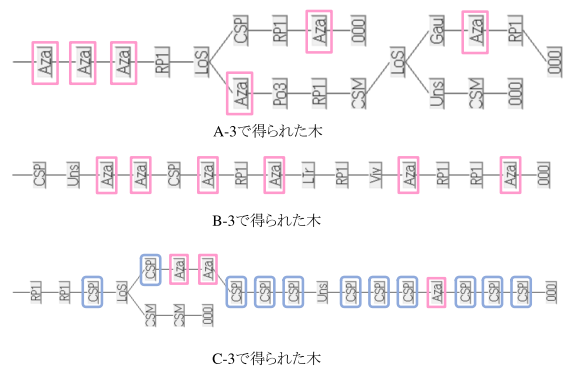


図 13 自動構築された木構造 (セザンヌ)

Fig. 13 Automatically generated tree structures for Cezanne.

色を並置して混色を行う筆触分割のような技法が表現された。画像処理フィルタの木構造を見ると、入力画像 C と比べて彩度が低い入力画像 A, B に対応する A-1, B-1 を生成する木構造においては、先鋭化フィルタ、アンシャープマスク、鮮やかさを上げるフィルタが多く使われた。A-1, B-1 はこれらのフィルタによってエッジ部分の色を強調してから、画素入れ替えフィルタによって色を辺りに散らすことで、筆触分割を表現していると考えられる。また、彩度が高い入力画像 C に対する C-1 の生成で構築された木構造では、A-1, B-1 と比べると色を強調するフィルタはあまり使われなかった。このことから、入力画像に対応して適切なフィルタが選択されていると考えられる。また、色相変更フィルタ (−) が多く使われた。これは、モネは全体的に赤成分が強い絵画が多いということによると考えられる。

4.4 フリードリヒの画像の分類器による絵画風画像に対する考察

フリードリヒの画像の分類器による絵画風画像 A-2, B-2, C-2 では、入力画像と比較すると落ち着いた色合いの絵画風画像となった。画像処理フィルタの木構造は、他の画家のフィルタと比べると鮮やかさを下げるフィルタが多く使われた。このフィルタを繰り返し適用することで明度、彩度を大きく変更することがフリードリヒの絵画が持つ特徴の反映に影響していると考えられる。元々彩度が低い入力画像 B に対する B-2 の生成で構築された木構造では、A-2, C-2 と比べて鮮やかさを下げるフィルタが少ない結果となった。これもモネの木構造と同じく、入力画像に対して適切にフィルタが選択されたことが表れていると考えられる。

4.5 セザンヌの画像の分類器による絵画風画像に対する考察

また、セザンヌの画像の分類器による絵画風画像 A-3, B-3, C-3 では、大きな筆遣いで鮮やかな色使いという画像の傾向が表現された。画像処理フィルタの木構造は、他の画家のフィルタと比べると鮮やかさを上げるフィルタが多く使われた。これはセザンヌの絵画に色鮮やかな絵画が多いことが影響したためと考えられる。また、彩度が高い入力画像 C に対する C-3 の生成で得られた木構造では色相変更フィルタ (+) が多く使われ、入力画像と比べて青い絵画風画像が生成された。セザンヌが青い色を多用するという傾向を反映することができたと考えられる。

4.6 実験結果画像の SVM 識別結果

4.2 節で生成した 9 枚の絵画風画像について、文献 [11] で作成された SVM と 4.1 節で作成した SVM を用いて識別を行った。各 SVM に使用した未知画像と、9 枚の絵画

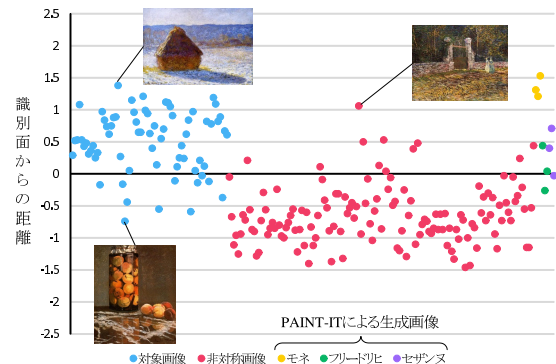


図 14 モネの絵画を識別する SVM からの距離

Fig. 14 Distance from hyperplane of SVM for Monet.

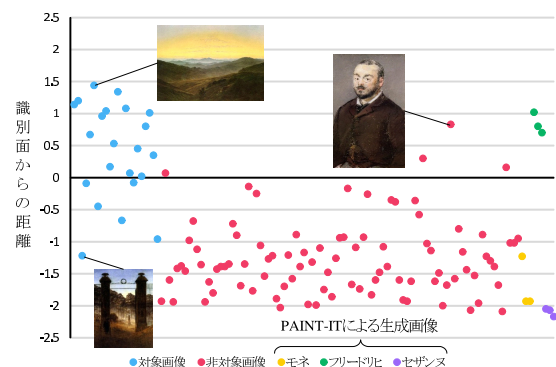


図 15 フリードリヒの絵画を識別する SVM からの距離

Fig. 15 Distance from hyperplane of SVM for Friedrich.

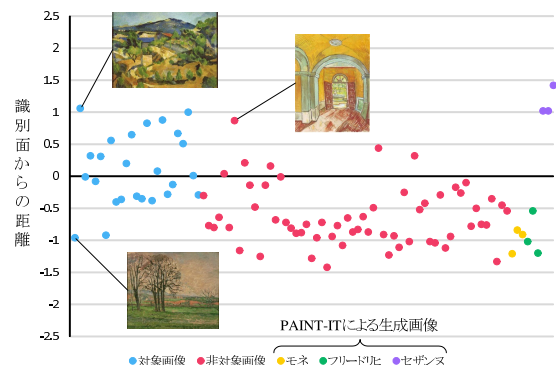


図 16 セザンヌの絵画を識別する SVM からの距離

Fig. 16 Distance from hyperplane of SVM for Cezanne.

風画像に対する SVM の識別面からの距離の分布のグラフを図 14, 図 15, 図 16 に示す。

正の値をとる点が対象画像と識別された画像、負の値をとる点が非対象画像と識別された画像である。また、対象、非対象画像の中で識別面からの距離が離れているものを例として示した。PAINT-IT によって各画家の分類器に沿った絵画風画像が生成することができたことが分かる。

5. まとめ

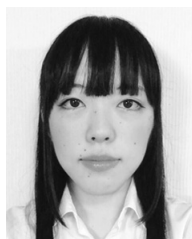
本論文では、筆者らの研究グループで行ってきている進化的画像処理の芸術領域への応用として、ユーザが選択し

た絵画画像を分類する分類器に沿った画像を生成するシステム PAINT-IT を提案した。木構造状画像処理フィルタの適応度関数に SVM の識別面からの距離を用いることで、分類器に沿った絵画風画像へ変換する画像処理フィルタの木構造の最適化を行った。また、複数の原画像に対して異なる分類器に沿った画像を生成する実験を行い、絵画風画像を自動生成する画像変換処理を自動構築することができた。

今後の課題としては、絵画画像を識別する精度を向上させることで、選択した絵画の傾向をより明確に反映することや、より効果的に絵画画像をとらえることができる特徴量について検討することなどがある。また、本論文ではモネ、フリードリヒ、セザンヌの絵画を分類する分類器を用いたが、他の画家を対象とした実験を行い、分類器に沿った画像を生成できるかどうか検討する必要がある。さらに、絵画の厚み方向の凹凸を同時に生成することについても検討する必要があると考えられる。

参考文献

- [1] 長尾智晴：進化的画像処理，昭晃堂，pp.1–180 (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，53 巻，6 号，pp.888–894 (1999).
- [3] 白川真一，荻野慎太郎，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：数理モデル化と応用 (TOM 19)，Vol.48，No.SIG 19，pp.117–126 (2007).
- [4] 安藤 淳，矢田紀子，長尾智晴：アンサンブル学習を用いた木構造状画像変換の高精度化，情報処理学会論文誌：数理モデル化と応用 (TOM)，Vol.3，No.2，pp.65–73 (2010).
- [5] 夏井裕介，長尾智晴：Cartesian Genetic Programming を用いたシングルフレーム超解像処理の自動構築，電子情報通信学会論文誌，Vol.J97-D，No.11，pp.1641–1650 (2014).
- [6] 大平良司，矢田紀子，長尾智晴：単純な図形の組み合わせによる分類アルゴリズム，情報処理学会論文誌：数理モデル化と応用 (TOM)，Vol.3，No.3，pp.36–43 (2010).
- [7] 中山史朗，穂積知佐，矢田紀子，長尾智晴：進化的条件判断ネットワーク EDEN による画像分類，映像情報メディア学会誌，Vol.67，No.7，pp.278–285 (2013).
- [8] Haeberli, P.: Paint by Numbers: Abstract Image Representations, *SIGGRAPH 1990*, Vol.24, pp.207–214, ACM Press (1990).
- [9] Wang, B., Wang, W., Yang, H. and Sun, J.: Efficient Example-Based Painting and Synthesis of 2D Directional Texture, *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, Vol.10, No.13, pp.266–277 (2004).
- [10] 中山恵太，白川真一，矢田紀子，長尾智晴：既存の絵画画像を用いた絵画風画像の進化的生成，進化計算学会論文誌，Vol.3，No.2，pp.12–21 (2012).
- [11] 中村 哲，長尾智晴：画像特徴量を用いた絵画画像の解析，電子情報通信学会総合大会 (2008).
- [12] Holland, J.H.: *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, The Univ. Michigan Press (1975).
- [13] Vapnik, V.N.: *Statistical Learning Theory*, John Wiley & Sons Press (1998).
- [14] 余部治昭，長尾智晴：特徴量選択型 SVM を用いた欠陥画像分類，FIT2006 第 5 回情報科学フォーラム，I-033 (2006).
- [15] Koza, J.R.: *Genetic programming on the programming of computers by means of natural selection*, MIT Press (1992).



斎藤 翠

1993 年生。2015 年横浜国立大学理工学部数物・電子情報系学科情報工学 EP を飛び級のため退学。現在，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課程前期在学中。画像処理の研究に従事。電子情報

通信学会会員。



長尾 智晴 (正会員)

1959 年生。1985 年東京工業大学大学院総合理工学研究科博士課程後期中退。同年同大助手。同大助教授を経て 2001 年横浜国立大学大学院環境情報研究院教授。工学博士。画像処理，進化計算法等の知能情報学の研究に従事。電子情報通信学会，人工知能学会，電気学会，進化計算学会，IEEE 等会員。

事。電子情報通信学会，人工知能学会，電気学会，進化計算学会，IEEE 等会員。