2008－CG－130 (22)
2008／2／19

実写中の特徴的な線を用いた線画生成に関する研究

岡村 光展　Andre Alexis　張英夏　齋藤 豪　中嶋 正之
東京工業大学 大学院 情報理工学研究科

1 はじめに

絵画を描く際に，重要な要素として線があり，線には輪郭線やテクスチャエッジなどといったように，その特徴によって区別され，描き分けられることが多い．

そこで本稿では，実写画像を入力として線の持つ様々な特徴を計算し，それらに基づいた線の分類を行って特徴的な線を抽出し，それらをもとに，非写実的画像の生成を行うことを目的とする．本研究において，他の線と類似度の著しく低い線を孤立線と呼び，テクスチャを構成する線を特徴的な線と呼ぶこととする．まず始めに，線の周囲のガボールエネルギーおよび線の形状の類似度を求め，それらの情報を基に線の分類を行い，孤立線を抽出する．次に，上述の類似度に加えて線の周囲の色および線間距離を適切に組み合わせて，テクスチャを構成する線を分類する．最後に抽出された特徴的な線を利用した線画の生成を行う．

2 従来研究

簡略化や強調が施された画像は，実写画像よりもより効果的にその内容を伝えることができる．ペンとインクによる表現を再現したイラスト風画像の生成に関する研究 [1] や線積分畳み込み法（LIC: Line Integral Convolution）を利用する事により鉛筆画を生成する研究 [2][3] など線画生成に関する研究は多く存在する．LIC 法は，与えられた 2 次元の流れ場を視覚化するために利用される手法であるが，これはテクスチャを動的に生成するため，ストロークテクスチャを利用していた場合とは異なりテクスチャに多様性が生じる．

しかし，画像中の線を特徴によって区別し，区別された線の特徴を適切に描き分けることは実現されていない．

一方，岡本らは，実写中の線の分類に基づいて線画生成を行った [4]．その過程で，岡本らは線間距離および沿線領域の色差を用いて線の類似度を計算し，その類似度の近い線同士を階層的クラスタリングの手法 [8] を用いた．

しかし，[4] の研究における類似度のみでは，重要な線を抽出するために検出するエッジの数を抑えるために，テクスチャの表現力が落ちてしまう，輪郭線などの重要度の高い線が抽出されない，線の多い画像や色の変化の少ない入力画像に対して，重要な線が重要でない線と同じグループに分類されるという問題があった．

そこで本稿では，岡本らの手法のおける類似に変更を加え，それらに基づき線の分類を行い，さらに新たに孤立線を利用した描画法を提案する．

3 線の分類に用いる類似度

本節では，特徴的な線を抽出する際に行う線の分類で用いる類似度について述べる．

3.1 線の形状を用いた類似度

式 (2) 表される Hasudorff 距離は集合 A を形成する点で最も集合 B から遠い点までの距離を表す [6]．一般に h(A,B) と h(B,A) は異なる．

$$h(A,B) = max_{a\in A} min_{b\in B} \parallel a-b \parallel \quad (1)$$

$$H(A,B) = max(h(A,B), h(B,A)) \quad (2)$$

Hasudorff 距離は集合 A と B の違いを測ることができる．Helmut ら [7] はこの性質を利用して，幾何的な形状の違いを式 (5) で定義した．

$$D(x,y) = min_{(bx,by)\in B} \parallel x-bx, y-by \parallel$$
$$D'(x,y) = min_{(ax,ay)\in A} \parallel ax-x, ay-y \parallel \quad (3)$$

ただし，$\parallel x,y \parallel = \sqrt{x^2+y^2}$

$$H(A, B\oplus t) = max(max_{(ax,ay)\in A} D(ax-tx, ay-ty),$$
$$max_{(bx,by)\in B} D'(bx+tx, by+ty)) \quad (4)$$

ここで $B\oplus t$ は集合 B の各要素に t だけ増やすことを意味する．B は今，線の構成画素の座標の集合であるので，ベクトル $t=(tx,ty)$ だけ線 B を平行移動させることを意味する．式 (4) を用いて形状の違いを距離で定義した．

$$min_t H(A, B\oplus t) \quad (5)$$

Line art generation from characteristic lines in a picture

Mitsuhiro OKAMURA , Alexis ANDRE , Chang YOUNGHA , Suguru SAITO , and Masayuki NAKAJIMA
Graduate School of Information Science & Engineering, Tokyo Institute of Technology

ここで m,n を線の画素の集合と定義する．式 (5) を用いて線の形状の類似度 $S_{shape}(m,n)$ を以下のように定義する．

$$S_{shape}(m,n) = min_t H(A, B \oplus t) \quad (6)$$

入力画像 (図 1) の丸で囲んだ線に対して，形状による類似度を濃淡値で置き換えた結果を図 2 に示す．図 1 における赤色の線に相当する図 2 の線と類似度が高い程，濃い色で描画されている．同じ形状の線が類似度が高いことが示されている．

図 1　入力画像

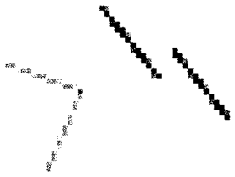

図 2　線の形状による類似度の濃淡表現

3.2　沿線領域のテクスチャ情報による類似度

本節では，線の両側のテクスチャ情報を用いた類似度を定義する．

この類似度の定義には，沿線領域のガボールエネルギを用いる．ガボールエネルギを計算するために必要なガボール関数は以下のように定義される．

$$g_{\lambda,\theta,\phi,\sigma,\gamma}(x,y) = exp(-\frac{x'^2+\gamma^2 y'^2}{2\sigma^2})cos(2\pi\frac{x'}{\lambda}+\phi) \quad (7)$$

ここで $x' = xcos\theta + ysin\theta$, $y' = -xsin\theta + ycos\theta$ とする．この θ の回転によってフィルタの方向が変化する．γ はフィルタの楕円率を表す．また，σ は以下の式で定義される．

$$\sigma = \frac{\lambda}{\pi}\sqrt{\frac{ln2}{2}}\frac{2^b+1}{2^b-1} \quad (8)$$

ここで b はバンド幅で λ はコサイン関数の波長を表す．

$G_{\theta,\lambda,\phi}(x,y)$ をガボール関数と画像 $I(x,y)$ との畳み込み結果とすると，$G_{\theta,\lambda,\phi}(x,y)$ はガボール関数のパラメータ θ,σ, λ によって決定される特定の方向，周波数に対する応答値となっている．

検出する波長および方向がそれぞれ λ,θ の場合の，x, y のガボールエネルギ $G_{\theta,\lambda,\phi}(x,y)$ を用いてガボールエネルギは以下のように定義される．

$$E_{\lambda,\theta}(x,y) = \sqrt{G^2_{\theta,\lambda,0}(x,y) + G^2_{\theta,\lambda,-(1/2\pi)}(x,y)} \quad (9)$$

線から一定の距離内 (線から 5 画素以内) における $E_{\lambda,\theta}(x,y)$ の値を用いて沿線領域のテクスチャ特徴量を計算する．

二つの線 m と n の両側の領域をそれぞれ $m1,m2,n1,n2$ とする (図 3)．まず，各領域同士のガボールエネルギの平均値の差を計算する．

$$sim_{m_s,n_t} = \sum_k \sum_l (| \frac{1}{p_{m_s}} \sum_{(x,y)\in m_s} E_{\lambda_l,\frac{k\pi}{4}}(x,y) - \frac{1}{p_{n_t}} \sum_{(x,y)\in n_t} E_{\lambda_l,\frac{k\pi}{4}}(x,y) |) \quad (10)$$

ここで s={0, 1}, t={0, 1} であり，p_{m_s}, p_{n_t} は各領域の総画素数である．λ_l は検出する波長の値である．

次にこれら各領域同士のガボールエネルギーの平均値の差を用いて線 m と n の類似度 $S_{tex}(m,n)$ を以下のように定義する．

$$S_0(m,n) = max(sim_{m1,n1}, sim_{m2,n2}) \quad (11)$$
$$S_1(m,n) = max(sim_{m1,n2}, sim_{m2,n1}) \quad (12)$$
$$S_{tex}(m,n) = min(S_0(m,n), S_1(m,n)) \quad (13)$$

図 3　沿線領域

3.3　色と距離に関する類似度

色と距離に関する類似度に関しては，岡本らの手法と同様に以下に定義する．

式 (2) を用いて線 n,m の線間距離を次のように定義する．

$$S_{dist}(n,m) = H(n,m) \quad (14)$$

次に，沿線領域の色を線同士で比較することにより線の類似度を定義する．CIE LAB 色空間において線の左右の沿線領域の平均色 を C_{n_1}, C_{n_2}, C_{m_1}, C_{m_2} としたとき色に関する類似度 S_{color} を次式で定義する．

$$\begin{aligned} &S_{color}(m,n) \\ &= \Delta C_{\max}(m,n) = \Delta C_{\max}(n,m) \\ &= \max(|C_{n_1} - C_{m_1}|, |C_{n_2} - C_{m_2}|, \\ &\qquad |C_{n_1} - C_{m_2}|, |C_{n_2} - C_{m_1}|) \end{aligned} \quad (15)$$

沿線領域色から求められる四つの色差の内，沿線領域色による類似度は必ず $\Delta C_{\max}(n,m)$ 以下である．

4 特徴的な線の抽出

本節では，前節で定義した類似度および岡本らの手法[3]で用いられている類似度を組み合わせて，線の分類を行うことにより特徴的な線の抽出を行い，その結果を示す．

4.1 テクスチャ情報抽出のための λ

線の分類は，類似度の近い線同士を岡本らが用いた[3]と同様に，[7]にあるComplete-linkを用いてたグラフにおける階層的クラスタリングを使い，分類していくことで行う．沿線領域のガボールエネルギによる類似度による線の分類結果について述べる．ここでは前節で述べたテクスチャ情報抽出のためのパラメータ λ の値について述べる．まず，ガボールフィルタを構築する時，フィルタの縦横比を1:1とし，楕円率 $\gamma = 1$ とした．式(8)において，バンド幅b=1とすると，$\sigma = 0.56\lambda$ となる．このパラメータ設定において，λ, θ を決定する必要がある．θ の値は $\{0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4\}$ で固定し，λ の値を変化させて，計算したガボールエネルギーを用いて分類率99%まで線の分類を行った．それらの結果を図5, 6に示す．分類率とは線の全本数に対する，要素数が2以上のグループに属している線の本数の割合を百分率で表したものである．同じ色の線が同じグループであることを表す．

実験結果より，フィルタの大きさが適切でないとテクスチャの特徴量を正しく計算できずテクスチャ領域の線の分類が良好ではなくなってしまう．以降の実験では $\lambda = \{3, 4, 5, 6\}$ とする．

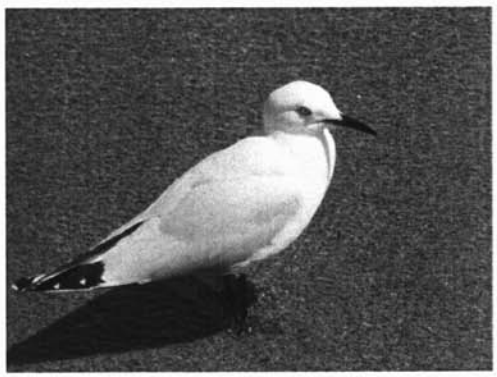

図4 入力画像

4.2 孤立線の抽出

孤立線の抽出を，線の分類を用いることで行う．最後まで分類されずに残った線が孤立線となる．

輪郭線のように画像中の特徴的な線は，線の形状が他の線とは異なり，テクスチャエッジとも異なる．この性質を考慮し，特徴的な線を孤立線として抽出するために分類処理における線の類似度 $S(m,n)$ を，S_{shape}, S_{tex} および重み w_1, w_2 を用いて以下のように定義する．

$$S(m,n) = w_1 S_{shape}(m,n) + w_2 S_{tex}(m,n) \quad (16)$$

ただし，$0 \leq w_i \leq 1$ であり，$\sum_i w_i = 1$ とする．

様々な重みの組合せを試した結果，$w1 = 0.4, w2 = 0.6$ とすると，抽出される孤立線が輪郭線などの重要度の高い線となる場合が多いことが分かった．図4に示す入力画像に対して，重みを $w1 = 0.4, w2 = 0.6$ として分類処理を行った結果を図7に示す．分類率は90%で，孤立線は黒い線で表示されている．また，図8に示す入力画像8に対して行った線の分類結果(分類率85%)が図9である．

画像に合わせて分類率を変化させることで孤立線を重要度の高い線として抽出することができる．

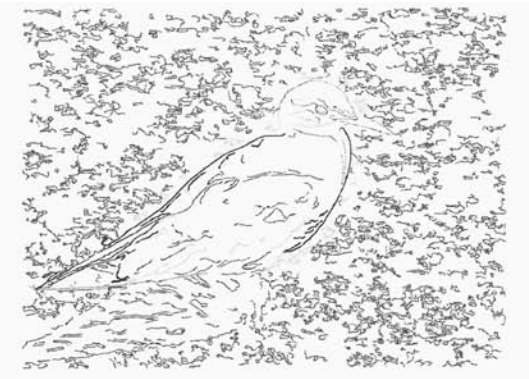

図5 フィルタの大きさが大きい場合 ($\lambda = \{20, 50, 70, 80, 100, 150, 200\}$)

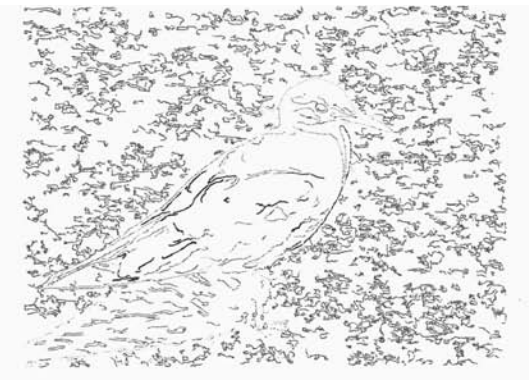

図6 フィルタの大きさが適切な場合 ($\lambda = \{3, 4, 5, 6\}$)

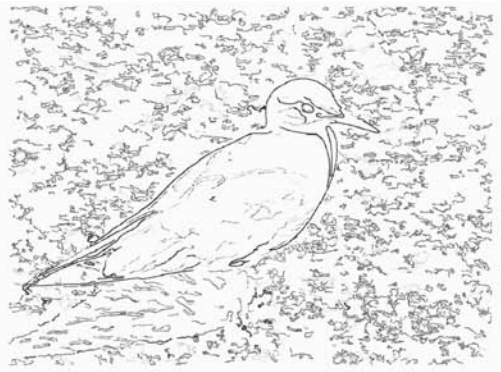

図 7　孤立線の抽出

図 8　原画像 2

図 9　孤立線の抽出 2

4.3　テクスチャを構成する線の分類

画像を構成する線のうちテクスチャを構成する線は前節で得られた孤立線以外の線である．ここで孤立線を除いた線に対して式 (17) で定義する類似度を用いて線を分類する．

$$S(m,n) = w_1 S_{dist}(m,n) + w_2 S_{shape}(m,n) + w_3 S_{color}(m,n) + w_4 S_{tex}(m,n) \quad (17)$$

ただし，$0 \leq w_i \leq$ で $\sum_i w_i = 1$ とする．

図 10 は，図 7 中の孤立線以外を，$w_1 = 0.0, w_2 = 0.4, w_3 = 0.0, w_4 = 0.6$ として式 (17) を用いて分類率 99% まで分類した結果である．

同様に，図 11 は，図 9 中の孤立線以外を，$w_1 = 0.0, w_2 = 0.0, w_3 = 0.3, w_4 = 0.7$ として式 (17) を用いて分類率 99% まで分類した結果である．

このように，画像に合わせて類似度の統合重みをユーザーが変化させることで，その後生成したい線画に合わせて，テクスチャを構成する線の分類結果を操作することができる．

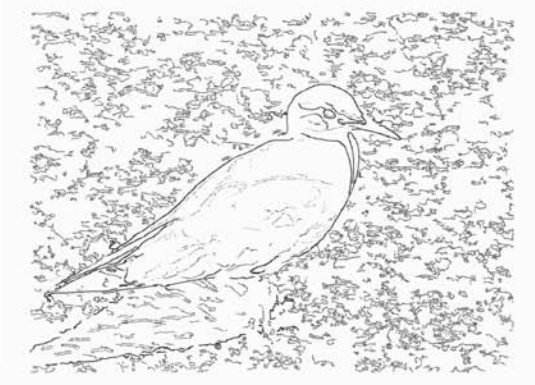

図 10　テクスチャを構成する線の分類 1

5　線画生成

5.1　線画生成手法

前節までで行った線の分類結果を基に，特徴的な線の強調表現を行う．

孤立線の強調

線の曲率に応じて太さを変化させる手法 [8] を用いて孤立線に太さを付与し白地に黒の画像 A を作る．

テクスチャの彩色

テクスチャを構成する線に対して，原画像の持っていた特徴を利用する処理としてテクスチャの彩色を行う．以下にその手順を示す．

1. 白地の画像を用意する．

図 11　テクスチャを構成する線の分類 2

図 12　孤立線の強調 1

2. テクスチャを構成する線を分類したグループ毎に, 原画像の色の平均値を求め, そのグループに属している線の画素の色とする.
3. テクスチャを構成する線を決定した色で描画する.
4. 画像全体に対して 3×3 ガウシアンフィルタによる平滑化を行う. ガウシアンフィルタの標準偏差 σ_s は画像に合わせて固定とする.
5. 上述の 3-4 の処理を繰り返し画像 B を作る. 繰り返し回数は画像に合わせて変更する.

孤立線の強調結果とテクスチャの彩色結果の合成
画像 A と画像 B を積演算により重ねる.

5.2　結果

今回の実験では, $\sigma_s = 0.6$ とし, 処理の繰り返し回数は 500 回とした.

図 12, 14 は, 孤立線の強調結果である. 対象の理解が可能なことから孤立線として重要な線を抽出できていることを示している. 図 13, 15 は, 孤立線の強調に加え, テクスチャの彩色を行った結果である. 孤立線以外の線に対して原画像のテクスチャの特徴を反映している.

線の分類によって生成されたグループはそれぞれ異なる特徴を持っている. 孤立線はそれだけで画像中の物体を強調することが可能であり, テクスチャを構成する線は, 線の分類によって生じたグループの持つ色情報の再現が行われていることが分かる. 孤立線とテクスチャを構成する線の双方の特徴が活かされているといえる.

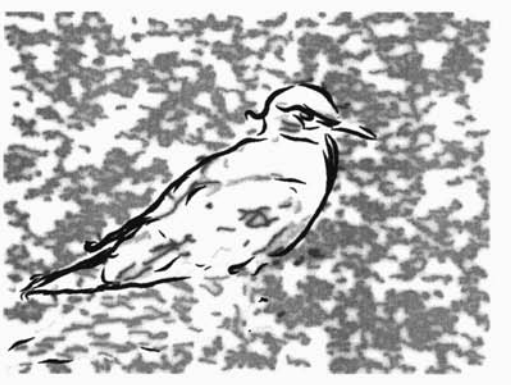

図 13　孤立線の強調 + テクスチャの彩色 1

図 14　孤立線の強調 2

6　おわりに

本論文では, 線の形状の類似度とテクスチャの類似度を基に線を分類し, 孤立線を抽出した. さらに線間距離, 沿線領域色による類似度と組み合わせて線の分類を行うことによりテクスチャを構成する線の分類を行った. 最後にその分類結果をもとにして様々な線画表現を

図 15　孤立線の強調 + テクスチャの彩色 2

行った.

提案手法により，画像中に多数線が存在する中で，特徴的な線を描き分けることが可能になり，より少ない線で画像中の物体の特徴を表現することが可能となったと結論付けられる.

参考文献

[1] Georges Winkenbach, David H. Salesin: "Computer-generated pen-and-ink illustration", *SIGGRAPH 94 Conference Proceedings*, pp.91-100, 1994.

[2] 茅 暁陽, 長坂 好恭, 山本 茂文, 今宮 淳美: "LIC 法を利用した鉛筆画の自動生成", 芸術科学会論文誌, 第 1 巻, 3 号, pp.147-159, 2002.
bibitemlic Shigefumi Yamamoto, Xiaoyang Mao, Kenji Tanii, Atsumi Imamiya: "Enhanced LIC pencil filter", *International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization*, pp.251-256, July 2004.

[3] 岡本穏, 齋藤豪, 中嶋正之: "実写中の線の分類に基づく線画自動生成", *CGAC2007 NICOGRAPH Spring Festival in TAF*, March 2007.

[4] Lawrence J. Hubert: "Some applications of graph theory to clustering", *Psychometrika*, vol.39, no.3, pp.283-309, 1974.

[5] Daniel P. Huttenlocher, Gregory A. Klanderman, and William J. Rucklidge, " Computing Images Using the Hausdorff Distance" , *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No 9, pp. 850-863, 1993.

[6] Helmut Alt and Leonidas J. Guibas: "Discrete geometric shapes: Matching, interpolation, and approximation", *Handbook of computational geometry. Elsiever Science B.V.*, 1999.

[7] Lawrence J. Hubert: "Some applications of graph theory to clustering", *Psychometrika*, vol.39, no.3, pp.283-309, 1974.

[8] Suguru Saito, Akane Kani, Youngha Chang, Masayuki Nakajima: "Generation of varying line thickness", *Computer Graphics International*, pp.294 - 299, July 2003.