ディジタルテンプレート型 Hough 変換 DTHT と その効率化法の提案と顔画像処理応用

Digital Template Hough Transform for Direct Detection of Edge Segments and Its Application

林 純一郎[†], 李 洲^{††}, 正会員 興水大和^{†††}

Jun-ichiro Hayashi[†], Shuu Li^{††} and Hiroyasu Koshimizu^{†††}

Abstract This paper proposes a Hough transform that improves performance and reduces fabrication costs as compared to the conventional Hough transform. It is called the Digital Template Hough Transform (DTHT) and is capable of higher detectability of shorter edges that surpasses the original Hough line detection. Apart from the superiority of the direct line segment detection, since DTHT requires a 4-dimensional parameter space for line segment detection, its computation cost is high. We introduce several countermeasures to reduce computation costs, and demonstrate the practical performance of DTHT. Wrinkle detection by DTHT was executed to show the novel detectability of both longer and shorter edge segments.

キーワード: Hough 変換, 線分検出, 皺, 顔画像応用

1. ま え が き

不完全な情報, ランダムな雑音を含む情報から安定に図形の検出を行う手法として, Hough 変換がある¹⁾. Hough 変換は直線や円, 楕円などの基本的な画像特徴の検出の他, 高度なパターンや特徴量検出にも利用できる汎用アルゴリズムである.

しかし, 通常の Hough 変換を用いたパターン検出結果は常に原理的な直線方程式で与えられるため, 離散画像上で起きるいくつかの大きな課題が十分に解決されている訳ではない²⁾. 例えば, パラメータ平面の離散化誤差問題, 度数ピーク抽出の閾値の問題, 後処理としての線分切出しなどが代表的なものである.

我々は, このような問題点を直接的に打開する方法として, 短い線分にも不利にならない度数ピーク抽出を可能とし, また線分切出し³⁾を不要とする Hough 変換, ディ

ジタルテンプレートマッチングによる線分検出の Hough 変換 DTHT (Digital Template Hough Transform) を提案してきた. しかし, 同手法の問題点として, テンプレートマッチング処理に起因して処理コストが多くなることが指摘され, その実用性に疑問が持たれていた. そこで, DTHT のマッチングアルゴリズムを改善し, 高速なテンプレート探索を実現した. また, 局所投票空間を構築し, デジタル画像の離散化誤差を抑制しつつ, さらに, ブロック分割を導入し, 高精度・高速な DTHT アルゴリズムを実現した.

また, 本手法の有効性を検証するために, DTHT による顔の皺のエッジ検出を試みて, 実験的考察を行った. 周知のように, 皺は年齢を重ねる毎に増加した深くなるものであり, 既研究⁴⁾では顔画像の肌における年齢や性別との関係を分析している.

本稿では, これら手法について示し, 顔画像へ適用し長短に拘らず皺を線分として良好に抽出できることを述べる.

2. DTHT の基本原理

2.1 Hough 変換の課題と背景

Hough 変換は原理的に直線の方程式で表されるため, 画像中から任意図形の境界線分などを抽出するためには, 前述した線分切出し処理が必要となる. また, Hough 変換が抱える諸問題の一つとして, 投票度数に対する最大値原理による閾値処理が直線か否かの判定基準であるた

2001 年 8 月, 第 6 回知能メカトロニクスワークショップで発表
2002 年 11 月 28 日受付, 2003 年 4 月 30 日最終受付, 2003 年 6 月 2 日採録

[†]香川大学工学部

(〒761-0396 高松市林町 2217-20, 087-864-2328)

^{††}(財) ソフトピアジャパン

(〒503-8569 大垣市加賀野 4-1-7, 0584-77-1139)

^{†††}中京大学情報科学部

(〒470-0393 豊田市貝津町床立 101, 0565-45-0971)

[†]Faculty of Engineering, Kagawa University

(2217-20, Hayashi-cho, Takamatsu 761-0396, Japan)

^{††}Softopia Japan

(4-1-7, Kagano, Ogaki 503-8569, Japan)

^{†††}School of Computer and Cognitive Sciences, Chukyo University

(101, Tokodate, Kaizu-cho, Toyota 470-0393, Japan)

め、直線上に位置する画素が多ければ多いほど検出率が高く、長短の線分が混在する画像からこれらを同等に検出することは困難である。例えば、製品表面の傷検査においては、長短線分が混在し、かつ任意方向の線分であることが多い。

そこでこれらの諸問題を一挙に打開する手法として、線分を直接検出し、かつ長短線分を同等に検出可能な Hough 変換を考案した。我々が提案する DTHT は、線分を直接検出するため線分切出し処理が不要であり、線分上の画素数から算出した密度を閾値とするため、これら諸問題を一挙に打開可能である。

2.2 定義

ここでは、本論文で用いる用語についての定義を述べる。説明のため、画像 P は背景が白画素の黒 2 値とし、 $W \times H$ の大きさをもつ 2 次元画像とする。

[定義 1] (画素)

整数の座標値 (X, Y) で表される点を中心とした画像 P 中の 1×1 の大きさの正方領域を、座標値 (X, Y) をもつ画素と呼び、 $p(X, Y)$ で表す。

$$p(X, Y) = \left\{ \begin{array}{l} (x, y) \in P \\ X - \frac{1}{2} \leq x < X + \frac{1}{2} \\ Y - \frac{1}{2} \leq y < Y + \frac{1}{2} \end{array} \right\} \quad (1)$$

[定義 2] (対象画素)

画像 P 中をラスタ走査により探索し見つけた黒画素を対象画素と呼び、 $b(X, Y)$ で表す。また対象画素の最大値を N で表す。

$$b(X, Y) = \left\{ \begin{array}{l} (x, y) \in p(X, Y) \\ X - \frac{1}{2} \leq x < X + \frac{1}{2} \\ Y - \frac{1}{2} \leq y < Y + \frac{1}{2} \end{array} \right\} \quad (2)$$

[定義 3] (端点候補)

対象画素 $b(X, Y)$ を順に並べた場合の先頭画素を $b_1(X_1, Y_1)$ 、最後の画素を $b_N(X_N, Y_N)$ とする。

$$b_i(X_i, Y_i) = \left\{ \begin{array}{l} (x, y) \in p(X, Y) \\ X_i - \frac{1}{2} \leq x < X_i + \frac{1}{2} \\ Y_i - \frac{1}{2} \leq y < Y_i + \frac{1}{2} \\ (i = 1, 2, \dots, N) \end{array} \right\} \quad (3)$$

[定義 4] (アナログ直線)

画像 P 中の点の集合 $L(a, b)$ をパラメータ a, b をもつアナログ直線と呼ぶ。ただし、 45° を区切りとして便宜的に二つに分けて定義する。

$$L(a, b) = \left\{ \begin{array}{l} (x, y) \in P | y = ax + b \\ (-1 \leq a \leq 1) \end{array} \right\} \quad (4)$$

$$L(a', b') = \left\{ \begin{array}{l} (x, y) \in P | x = a'y + b' \\ (-1 \leq a' \leq 1) \end{array} \right\} \quad (5)$$

[定義 5] (デジタル直線)

画素集合 $D(a, b)$ をアナログ直線 $L(a, b)$ によって選択されるデジタル直線と呼ぶ。図 1 に一例を示す。

$$D(a, b) = \left\{ \begin{array}{l} p(X, Y) \\ Y - \frac{1}{2} \leq aX + b < Y + \frac{1}{2} \\ (-1 \leq a \leq 1) \end{array} \right\} \quad (6)$$

$$D(a', b') = \left\{ \begin{array}{l} p(X, Y) \\ X - \frac{1}{2} \leq a'Y + b' < X + \frac{1}{2} \\ (-1 \leq a' \leq 1) \end{array} \right\} \quad (7)$$

[定義 6] (アナログ線分)

アナログ直線 $L(a, b)$ 中の端点候補 $b_i(X_i, Y_i)$ と $b_j(X_j, Y_j) (i \neq j)$ 間における線分をアナログ線分 $L_s(a, b)$ と呼ぶ。

[定義 7] (デジタル線分)

デジタル直線 $D(a, b)$ 中の端点候補 $b_i(X_i, Y_i)$ と $b_j(X_j, Y_j) (i \neq j)$ から式 (8) に基づいて算出したアナログ線分に対して [定義 5] を用いて導いた画素集合をデジタル線分 $D_s(a, b)$ と呼ぶ。

$$y = \frac{y_j - y_i}{x_j - x_i} + y_i - \frac{y_j - y_i}{x_j - x_i} x_i \quad (8)$$

[定義 8] (テンプレート)

画像 P 中の端点候補の中から始点 (x_1, y_1) と終点 (x_n, y_n) を用いて [定義 7] によって導いた画素集合のうち、画素がすべて対象画素 (黒画素) であると仮定したものをデジタル線分 $D_s(a, b)$ のテンプレート $D_s^t(a, b)$ と呼ぶ。

[定義 9] (マッチング)

画像 P 中の端点候補の中から始点 (x_1, y_1) と終点 (x_n, y_n) を用いて [定義 8] によって導いたテンプレート $D_s^t(a, b)$ と、始点 (x_1, y_1) と終点 (x_n, y_n) を用いて [定義 7] によって導いたデジタル線分 $D_s(a, b)$ の中の対象画素とを比較する処理をマッチングと呼ぶ。

[定義 10] (画素密度)

画像 P 中の端点候補の中から始点 (x_1, y_1) と終点 (x_n, y_n) によって求められるデジタル線分に対して同線分内の対象画素 (黒画素) 数 m をデジタル線分のテンプレート n で割った値 m/n を画素密度 E と呼ぶ。

図 1 デジタル直線の定義
Definition of digital line.

2.3 基本アルゴリズム

DTHT の基本アルゴリズムを以下に示し、図 2 に基本概念図を示す。

DTHT は画像 P 中の二つの端点候補 $b_i(X_i, Y_i)$ と $b_j(X_j, Y_j)$ を結ぶアナログ線分 $L_s(a, b)$ から導いたデジタル線分 $D_s(a, b)$ を求め、デジタル線分 $D_s(a, b)$ のテンプレート $D_s^t(a, b)$ を用いたマッチングを行い、画素密度 E が閾値 T_h 以上の場合、デジタル線分 $D_s(a, b)$ が存在するとして検出する。DTHT の基本手順は次のとおりである。

(Step1) 画像 P から対象画素 $b(X, Y)$ を探索し、孤立点除去等の前処理を行った後、端点候補 $b_i(X_i, Y_i)$ と $b_j(X_j, Y_j)$ を選択する。ただし、 $(i \neq j), (i < j)$ とする。

(Step2) 端点候補 $b_i(X_i, Y_i), b_j(X_j, Y_j)$ から式 (8) に基づいてアナログ線分 $L_s(a, b)$ を算出し、[定義 7] によりデジタル線分 $D_s(a, b)$ を求め、デジタル線分 $D_s(a, b)$ のテンプレート $D_s^t(a, b)$ を作成する。

(Step3) テンプレート $D_s^t(a, b)$ をマッチングしたときのデジタル線分 $D_s(a, b)$ の画素密度 E を 4 次元のパラメータ空間に投票する。

(Step4) デジタル線分 $D_s(a, b)$ の長さが閾値 T_l 以上かつ画素密度 E が閾値 T_h 以上の場合、デジタル線分が存在するとして検出する。

DTHT では以上の (Step1)~(Step4) の処理により Hough 変換+線分切出しを同時に行うことができる。

2.4 高精度・高速化手法の導入

(1) 端点候補の選択

対象画素 $b(X, Y)$ の画素数を N とすると、端点候補 $b_i(X_i, Y_i)$ と $b_j(X_j, Y_j) (i \neq j)$ について、8 近傍の隣接点に従って、図 3 に示すカテゴリーに分類する。この中からデジタル線分 $D_s(a, b)$ の端点の可能性がない②連続点、⑤交差点、⑥内点の画素数を N_d とし、 N から N_d を削除する。DTHT の計算量は、画像 P 中のデジタル線分 $D_s(a, b)$ の平均長を A とすると、端点候補 2 点を探索するのに $O(N^2)$ 、一つのデジタル線分 $D_s(a, b)$ の

図 2 DTHT の基本概念図
Algorithm for DTHT.

図 3 端点候補選択
Selection of end points.

テンプレート $D_s^t(a, b)$ によるマッチングが平均で $O(A)$ であるから、合計で平均 $O(AN^2)$ となる。

上記の計算量から明らかなように、DTHT では N の値が大きくなるほど、計算量が増加する。しかし、デジタル線分 $D_s(a, b)$ の端点の可能性がない②連続点、⑤交差点、⑥内点を削除することで、削除する対象画素 $b(X, Y)$ の画素数を N_d とすると、平均 $O(A(N - N_d)^2)$ であり、 N が減少するため、平均で $O(AN^2) - O(A(N - N_d)^2)$ の高速化が期待できる。

表 1 は、本手法を用いた DTHT による処理時間と従来手法を比較した結果である。実験には、Sun SPARC Station5 を使い、実験画像は図 4(a) に示す画像サイズ 640×480 画素、対象画素 $b(X, Y)$ の総数 $N=2925$ の 2 値画像を用いた。端点候補選択にて、削除された対象画素 $b(X, Y)$ の画素数 $N_d=1710$ であった。表 1 の結果から、従来手法と比較し、3 倍程度高速化されたことがわかる。また、図 4(b) の通常の Hough 変換による結果と比較して、図 4(c) の従来手法および図 4(d) の本手法の結果は、通常の Hough 変換において検出が困難な短い線分が検出されており、かつ高速化結果の図 4(d) は従来手法の図 4(c) と比較して、表 1 のように高速化されたことがわかる。

高速化手法である端点候補の選択を取入れたことによる性能劣化については、例えば、図 4(c) と図 4(d) では破線部で示した部分で検出結果の差がみられ、端点候補の選択を取入れた事による性能変化が確認できる。破線部は⑥内点を端点候補から削除した結果、テンプレート $D_s^t(a, b)$ が細分化され、デジタル線分の最低長 T_l に満たなかったために生じた性能変化である。この性能変化は、細分化された極めて短いデジタル線分をも検出の対象とする場合には、劣化とみなすべきであるが、必ずしも致命的なものと即断すべきものではない。しかし、我々はデジタル線分検出の定義として、入力画像における長短のデジタル線分を忠実かつ同等に検出するこ

表 1 端点候補の選択導入による高速化結果
Processing time of DTHT with selection.

Method	Time (sec)	$N - N_d$
Normal DTHT	133	2925
DTHT with selection	48	1215

図 4 端点候補選択 DTHT による処理結果の一例
Output image of DTHT with / without selection.

ととしているので、本手法を取り入れたことによる性能変化は、応用に合わせて慎重に評価する必要がある。

今後の課題としては、更なる高速化を目標に、端点候補をランダムに選択することで、現状の逐次的な選択よりも高速化が期待できる。

(2) マッチングの改善

画素密度 E に対する閾値 T_h は、初期値 $T_h = 100$ としているが、マッチング中に白画素が一つでもあれば、デジタル線分と判断せず、直ちにマッチングを中断することが妥当である。そこで、 $T_h = 50$ を境に、 $T_h \geq 50$ なら白画素の個数で判定、 $T_h < 50$ なら黒画素の個数で判定する。

テンプレートの平均長を A とすると、 $T_h = 100$ の場合、改善前テンプレートマッチングの計算コストは常に $O(A)$ となっていた。改善後は最善で $O(1)$ 、期待値 $O(A/2)$ である。図 5 に改善前、改善後のアルゴリズムのイメージを示す。改善後では、探索回数が明らかに少ない。例えば、入力画像サイズが 512×512 画素の場合、仮定される最長のテンプレート長 A は 512 となる。従来手法では、黒画素の有無に関わらず探索のために 512 回の計算が必要であるが、改善後は白画素の有によってループを抜けるため、最長 512 回の計算となり、実際の画像では一度のマッチングでループを抜けるケースがほとんどである。

また、マッチングの改善を導入したことによる性能劣化はない。

(3) ブロック分割の導入

ブロック分割は、組合せによる計算コストを押さえるような場合に有効である。DTHT への導入では、画像 P を分割し、端点候補 $b_i(X_i, Y_i)$ と $b_j(X_j, Y_j) (i \neq j)$ の総和を減少させることにより、計算コストを削減する。

具体的には、図 6 に示すように画像 P を M 個のブロックに分割し、マッチングをブロック中の端点候補

図 5 マッチングの改善イメージ
An idea of matching method.

$b_i(X_i, Y_i)$ と $b_j(X_j, Y_j) (i \neq j)$ に限定する。

図 6(a) を入力画像として、ブロック分割を行った結果を図 6(b) に示す。画像サイズは $W \times W$ である。分割数 M でブロック分割した図 6(b) は、 M^2 個のサイズ W^2/M^2 のブロックとなる。分割したブロックにまたがるデジタル線分の接続は行っていないため、これらのデジタル線分は検出もれ、ないしは細分化されて検出されることとなり、今後の課題である。

(4) 投票空間の導入

離散化誤差の影響を抑制するために、端点候補 $b_i(X_i, Y_i)$ と $b_j(X_j, Y_j) (i \neq j)$ に局所投票空間を導入する。端点候補のみに注目するのではなく、端点候補近傍のセルについてもデジタル線分 $D_s(a, b)$ の端点である可能性があるとする。離散化誤差と雑音混入が原因となって、端点候補 $b_i(X_i, Y_i)$ と $b_j(X_j, Y_j) (i \neq j)$ は一画素ずれたことを想定し、DTHT の精度を上げる手法として検討した⁵⁾。図 7 は投票空間のイメージである。具体的な手順は、図 7 の端点候補 $b^{(5)}(X_i, Y_i)$ と $b^{(E)}(X_j, Y_j) (i \neq j)$ に対して各端点候補における 8 近傍の画素 $p^{(v)}(X_i, Y_i) (v = 1, 2, 3, 4, 6, 7, 8, 9)$ 、 $p^{(w)}(X_j, Y_j) (w = A, B, C, D, F, G, H, I)$ も選択範囲とし、81 通りの画素密度 E を求め、 E を図 8 の投票空間へ投票し、画素密度 E の最も高いものをデジタル線分として検出する。

FRP 電子顕微鏡の実験画像 (図 9(a)) を使用し、投票空間の実験を行った。また、図 9(b) に投票空間なしの従来手法の DTHT による検出結果を、図 9(c) に投票空間を導入した DTHT の結果を示す。図中矢印で示した

図 6 ブロック分割の導入
Introduction of division.

図 7 局所投票空間のイメージ
An idea of local voting parameter space.

図 8 投票空間における画素密度分布
Pixel density in parameter space.

ように、投票空間なしの DTHT では検出できない線分も、投票空間を構築することによって、検出できていることがわかる。処理コストは、最悪では単純に 81 倍となるが、前述したマッチングの改善手法を用いることにより、81 倍の計算コストとなることは稀であり、DTHT による処理全体の計算コストでいえば問題となるものではない。

2.5 計算コストの評価

端点候補の選択を導入した DTHT の計算コストは $O(A(N - N_d)^2)$ であったのに対し、ブロック分割とマッチングアルゴリズムの改善を導入することにより、 $O(A(((N - N_d)/M^2)^2)/2)$ となり、分割数 M が増大するにつれ、計算コストが減少することがわかる。

また、高精度化手法である投票空間の導入についての計算コストは、平均で $O((81/2))$ 、ワーストケースで $O(81)$ となり、DTHT による処理全体の計算コストは平

均で $O((81/2) \cdot A(((N - N_d)/M^2)^2)/2)$ 、ワーストケースで $O(81 \cdot A(((N - N_d)/M^2)^2)/2)$ となるが、分割数 $M > 3$ で投票空間の導入による計算コスト増加を補うことができる。

ブロック分割を用いた DTHT における計算コストの評価実験のため、分割数 M を増加させた場合の処理時間を表 2 に示す。また実験に用いた画像と通常の Hough 変換および DTHT の処理結果を図 10 に示す。画像サイズ 128×128 画素であり、 $N = 3371$ である。表 2 および図 10(b) の結果は、白黒 2 値画像を入力画像とし、デジタル線分検出・出力までの処理時間および出力画像である。表 2 から明らかなように、 M を増加させ、細かく分割することによって、処理時間が減少していることがわかる。また、通常の Hough 変換と比較し、 $M = 25$ の場合は約 22 倍速く、かつ得られた結果は Hough 変換の結果と比較し、入力画像における短い線分についても検出されていることがわかる。

3. 顔画像への適用

DTHT の有効性を示すため、顔画像における皺に着目し、DTHT の適用実験を行った。皺は長短のアナログ線分が混在しているため、通常の Hough 変換を用いた場合と比較して、DTHT に適した対象画像である。さらに皺は、年齢との関連が指摘されており⁴⁾、皺を検出した結果に基づく年齢推定が期待される。実験画像には、HOIP 顔画像データベースを用いた⁶⁾、同データベースは、限定条件の基で撮影した、RGB 各 8 ビット、画像サ

図 10 ブロック分割導入による DTHT の処理結果
Output image of DTHT with division.

表 2 ブロック分割導入に伴う DTHT の処理時間
Processing time of DTHT with division.

Method	M	Time (sec)
Hough Transform	None	1.010
DTHT with division	1	0.605
DTHT with division	5	0.192
DTHT with division	9	0.086
DTHT with division	25	0.045

図 9 投票空間導入 DTHT による処理結果の一例
Output image of DTHT with / without parameter space.

図 11 前処理結果の一例
Output image of pre-processing.

イズは 640×480 画素, 被験者は, 15 歳から 64 歳までの男女計 300 人のデータベースである. 以下, 皺抽出の流れについて述べる.

3.1 前処理

(1) 肌領域の抽出

DTHT による皺のエッジ検出の性能評価のため, 第一の前処理として, 肌領域の抽出を行った. 最初にカラー顔画像を用いて, 目や口といった肌以外の領域を除去した肌領域を抽出する. 肌領域抽出は, HSV 表色系へ変換した後, 文献 7) に示されている顔画像データの統計的解析より定義された値に従って肌領域を抽出する. 実験に用いた顔画像を図 11(a) に, 肌領域抽出の結果を図 11(b) に, 肌領域抽出結果からラベリング処理によって面積の小さな領域を削除および図形融合を行った結果を図 11(c) に示す.

(2) 皺テクスチャの強調

前節にて抽出した肌領域内のみから濃度ヒストグラムを作成し, 肌領域におけるヒストグラム均等化処理を行い, 第 2 の前処理として皺テクスチャのコントラストを強調した⁹⁾. ヒストグラム均等化処理は, ほぼ等濃度領域内の濃淡差のディテールを強調することができる. 図 11(d) に, 皺テクスチャ強調の結果を示す. 図 11(a) と比較して, 肌領域のディテールが強調されていることがわかる. 特に目尻においては明らかな濃度差が見られ, 皺抽出が容易になる.

3.2 DTHT による皺の抽出

前節の前処理によって, 皺テクスチャを強調した図 11(d) の画像に対して, DTHT を適用し, 皺をデジタル線分として抽出する. 図 12(a) に, DTHT による検出処理を行い, 皺を抽出した結果を示す. また, 比較のため, 通常の Hough 変換による検出結果を図 12(b) に, 閾値を低く設定した例を図 12(c) に, 各処理時間を表 3 に示す. 対象画素 $b(X, Y)$ の画素数は $N = 2192$ であっ

表 3 Hough 変換と DTHT の処理時間比較
Evaluation at processing time.

Method	Time (sec)	$N - N_d$
DTHT	0.21	2114
Hough transform	0.26	2192
Hough transform(low threshold)	0.27	2192

図 12 皺抽出結果の一例
Output image of wrinkle detection.

た. 表 3 および図 12 の結果は, カラー画像を入力画像とし, 肌領域抽出などの前処理を行い, デジタル線分検出・出力までの処理時間および出力画像である. また, 2.4(3) で述べたように, ブロック分割における検出もれや細分化を避けるために, ブロック分割数は $M = 1$ にて実験を行った. 表 2 の結果では, 通常の Hough 変換に対し, DTHT は最低でも 0.4 秒の高速化が図られているが, 表 3 ではテンプレートの線分長の差やブロック分割の有無等の要因により, 通常の Hough 変換と同等の計算コストであった.

検出された皺を図 12(a) と図 12(b) で比較すると, Hough 変換では長い皺のエッジのみしか抽出できていないのに対し, DTHT では長短の皺のエッジを共に検出していることがわかる. また, Hough 変換において短い皺のエッジを検出するよう閾値を低く設定した図 12(c) は, DTHT と等しい結果とはならない. また, 処理時間については, 通常の Hough 変換とほぼ等しい処理時間であり, 従来の DTHT のような大きな差はみられなかった.

以上の結果から, 顔画像における皺のような長短の皺のエッジが混在する画像に対して, 両者における皺のエッジを同等に検出することのできる DTHT の有効性が示せたといえる.

4. まとめと今後の課題

デジタルテンプレートマッチングによるデジタル線分検出の Hough 変換 DTHT について, その手法と改善点, 顔画像への適用について述べた.

図 13 皺のエッジ検出結果を応用した年齢推定システムの例
Age estimation system.

DTHT による離散化誤差問題については、対策として局所投票空間の手法を提案し、その有用性を実験的に説明した。さらに、マッチングアルゴリズムの改善とブロック分割を新たに導入し、実験的にその高速性、高精度性を明らかにした。

顔画像への適用では、アナログ線分を基本単位として皺のエッジ検出を行い、長短のデジタル線分を共に抽出することができた。しかし、肌領域抽出の不備が生じた場合、髪等の肌以外の領域においても検出される結果となり、また目や口といった顔部品の境界線についてもデジタル線分を検出した結果となった。さらに図 13 に示す皺を基にした年齢推定システムを構築中であるが、15～20 歳の男女、および 20～30 代女性においては、前者はもともと皺がなく、また後者はほほ化粧によって皺を隠蔽しているため、人が顔画像から皺を判別しても困難であるように本実験の結果においても、加齢によって生じる目尻などの皺は抽出できなかった。

DTHT では、実際には一本のアナログ線分であっても、切断したように多数のデジタル線分集合として検出する現象が頻発する傾向があり、多重に重なった検出も確認された。さらに、多重検出により、計算コストが高くなることも予測できる。これらの問題を解決するために、今後、ブロック分割の分割数と多重検出と計算コスト削減との関係を究明する必要がある。また、投票空間構築のためのコスト削減が必要であると考えられる。

【文 献】

- 1) P.V.C.Hough: "Method and means for recognizing complex patterns", U.S.Patent, 3069654 (1962)
- 2) 奥水大和, 村上和人: "Hough 変換の諸課題と新しいパターン計測 - 実用とその展望 -", 計測自動制御学会 (SICE), **36**, 5, pp. 353-361 (1997)
- 3) Kato, K. Murakami, K. Koshimizu, H.: "Segmentation Algorithm of Lines of Hough Transform Using Discriminant Analysis", Proc. ACCV '95, pp. III 191-195 (Dec. 1995)

- 4) 熊谷広子, 渡辺弘子, 神津登志枝, 野口ひろみ, 高橋元次: "加齢に伴う顔面皮膚の生理的・形態的变化", J.Soc. Cosmet. Chem. Japan, **23**, 1, pp.9-21 (Jan. 1989)
- 5) 加藤邦人, 山崎秀, 遠藤利生, 村上和人, 島生隆, 奥水大和: "エッジ点のランダムな投票による Hough 変換に関する考察", 電学論 C, **117**, 1, pp.81-86 (Jan.1997)
- 6) HOIP 顔画像データベース,
http://www.hoip.jp/web_catalog/top.html
- 7) 久富健介, 橋本周司: "分散協調エージェントによる顔認識", 信学技法 PRMU97-133, pp.33-38 (Nov. 1997)
- 8) 高橋耕生, 今井聡子, 中島真人: "視認性向上のためのダイナミックレンジ改善法", 第 6 回画像センシングシンポジウム講演論文集, SSII2000, D-18, pp.139-143 (Jun. 2000)

はやし じゅんいちろう

林 純一郎 1972 年生。1995 年、中京大学情報科学部卒業。1998 年、中京大学大学院情報科学研究科（博士前期課程）修了。同年、理想科学工業（株）入社、（株）理想科学研究所出向。2000 年、（財）ソフビアジアパン研究開発部（現研究開発グループ）研究員。2003 年、中京大学大学院情報科学研究科（博士後期課程）修了。2002 年 10 月、香川大学工学部助手。現在に至る。情報科学博士。似顔絵生成システム PICASSO, Hough 変換の研究に従事。

り しゅう

李 洲 1973 年生。2000 年、中京大学情報科学部卒業。2003 年、名古屋大学大学院工学研究科（修士課程）修了。同年 6 月、（財）ソフビアジアパン研究開発グループ研究員。現在に至る。協調教育システム Harmony, Hough 変換の研究に従事。

おしみず ひろやす

奥水 大和 1948 年生。1970 年、山梨大学工学部卒業。1972 年、名古屋大学大学院工学研究科（電気、電子工学専攻）修士課程修了。1975 年、同博士課程修了。その後、名古屋大学工学部助手、名古屋市工業研究所勤務を経て、1986 年、中京大学。現在、同大情報科学部教授。工学博士。画像処理、パターン認識・理解、コンピュータビジョンとそれらの産業応用・医学応用の研究、画像処理アルゴリズム効率化の研究に関心をもつ。最近、似顔絵生成の研究を主宰し、人の視覚感性の実現（「cognitive vision」）の研究に興味あり。また、画像離散化の数理的研究も開始した。正会員。