

傷のある指紋画像に対する 2 値化手法の改良

三 木 幸[†] 樋 口 泰 彦^{††},
藤 井 慶^{††}, 浜 本 義 彦^{††}

濃淡指紋画像を用いる多くの指紋照合システムでは、最初に 2 値化を行い、続いて特徴を抽出し、照合を行う。なかでも 2 値化は、照合精度に大きな影響を与えるため、その重要性が指摘されている。筆者らはこれまでに、5 つの代表的な 2 値化手法を比較評価し、比較的品質の良い指紋画像に対しては、Mehtre 法が優れているという結果を得た。しかしながら、傷のある指紋画像に対して、Mehtre 法の 2 値化指紋画像を用いると、照合率が劣化することが予備実験から判明した。本論文では、Mehtre 法の問題点に対し、隆線方向の修正と画像強調からなる改良法を提案する。NIST 指紋画像データベース 14 からの傷のある指紋画像に対し照合実験を行った結果、照合精度が改善され、提案手法の有効性が認められた。

Improvement of the Binarization Method for Fingerprint Images with Injury

MIYUKI MIKI,[†] YASUHIKO HIGUCHI,^{††} KEI FUJII^{††},
and YOSHIHIKO HAMAMOTO^{††}

We evaluated five binarization methods and showed that the Mehtre method produces good results for fingerprint images without injury. However, preliminary experiments show that for degraded fingerprint images, the accuracy of classification is severely degraded in using binary images provided by the Mehtre method. In this paper, we propose a new method to extract correctly the direction of the ridges and to enhance the fingerprint images. From experimental results, we show that the proposed method is effective for degraded fingerprint images.

1. はじめに

多くの指紋照合システムでは、まず 2 値化を行い、続いて特徴抽出、照合の処理を行う。なかでも 2 値化は、その結果が照合精度に大きな影響を与え、重要な処理系として位置づけられている¹⁾。このため指紋画像を対象として、数多くの 2 値化手法がこれまでに提案されてきた^{2)~8)}。

インクを指につけて指紋を採取する場合の問題点として、(1) 指の方向による画像の回転、(2) 押捺時の圧力の加減によるゆ着やとぎれ、(3) インクの擦れ、(4)

指の傷、(5) 汗腺孔、(6) 押捺面が固定できないことなどがあげられる。これらの問題点のうち (1) と (6) は、押捺時の注意や指を固定するリードをつけるなどにより改善が可能である。一方 (2)~(5) は雑音となるため、2 値化の段階で除去されることがのぞまれる。さて、指の傷に関しては、次のようなデータがある。指紋の分野でよく知られている NIST データベース 14 からランダムに 280 個の指紋画像を選ぶと、それらの中に傷のある指紋画像が 42 個も含まれていた。このように、傷の存在は決して例外的なことではない。傷の存在は隆線方向の抽出に重大な影響を与えるため、隆線方向の情報を用いる照合システムの精度は劣化することが予想される。したがって、傷のある指紋画像を対象とする立場からの 2 値化の検討は、照合システムの実用化を考えるうえで、重要であると考えられる。

筆者らはこれまでに、ゆ着やかすれ、擦れが少なく、傷のない比較的良好的指紋画像を用いて、代表的と考えられる 5 つの 2 値化手法を照合率の観点から評価した⁹⁾。その結果、5 つの 2 値化手法の中では Mehtre

[†] 徳山工業高等専門学校

Tokuyama College of Technology

^{††} 山口大学工学部

Faculty of Engineering, Yamaguchi University

現在、日立ソフトウェアエンジニアリング株式会社

Presently with Hitachi Software Engineering Co., Ltd.

現在、奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科

Presently with Graduate School of Information Science,

Nara Institute of Science and Technology

法が最良であることが分かった．次に，ゆ着やかすれ，擦れが少なく，傷のある指紋画像を対象とした予備実験を行ったところ，最良であった Mehtre 法の 2 値化画像を用いると照合精度が大幅に低下した．このため，Mehtre 法に何らかの改良が必要であることが明らかになった．

本論文では，予備実験からの知見をもとに Mehtre 法の改良法を提案し，その有効性を傷のある指紋画像を対象とした照合実験により検討する．さらに類似手法と考えられる Hong 法⁸⁾との比較も検討する．

2 章で，準備として Mehtre 法を概説し，予備実験の結果とそれに基づいて Mehtre 法の問題点を明らかにする．3 章で，改良法を詳しく説明し，4 章で，計算機シミュレーションを示す．5 章で，結論を述べる．

2. Mehtre 法とその問題点

本章では，Mehtre 法を概説し，予備実験を通して傷のある指紋画像に対し照合率が低下する原因を検討する．

2.1 Mehtre 法

原指紋画像の画素ごとに隆線方向を求める．画素 (i, j) から方向 d に位置する画素 (i_k, j_k) を追跡し，画素値の差 $S(d)$ を式 (1) より求める．

$$S(d) = \sum_{k=1}^n |f(i, j) - f_d(i_k, j_k)| \quad (d = 1, \dots, N) \quad (1)$$

ここで， $f_d(i_k, j_k)$ は (i, j) から方向 d へ k 画素移動した座標での画素値， N は方向数， n は追跡画素数である．式 (1) より $S(d)$ が最小となる方向 d を画素 (i, j) における隆線方向とする．

次に，ブロックの大きさを $B \times B$ とし，ブロックごとの大局的な隆線方向を求める．ブロック内に存在する画素の隆線方向のヒストグラムを作成し，ヒストグラムの度数が最大となる方向をそのブロックの隆線方向とする．

次に，得られた隆線方向の平滑化を行う．あるブロックに対して，それに隣接する 8 近傍ブロックの隆線方向の出現頻度を調べる．もし 5 ブロック以上で隆線方向が d の方向であれば，ブロックの隆線方向を d に変更する．

隆線方向抽出後，隆線方向に沿って大きさ $H \times H$ の contextual フィルタ (図 1) をたたみ込み，隆線を強調するとともに隆線を復元して強調画像を得る．

最後に，強調画像を 2 値化する．画素 (i, j) を中心とした $m \times m$ の局所領域の平均画素値 T をしきい

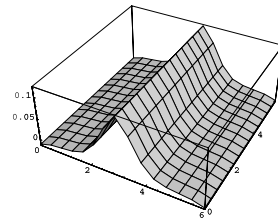


図 1 contextual フィルタの例
Fig.1 Contextual filter.

表 1 品質の異なる指紋画像に対して Mehtre 法を用いた照合率
Table 1 Results of the preliminary experiment.

	本人拒否率 [%]	他人受理率 [%]
傷のない画像	1.20	1.04
傷のある画像	9.60	9.29

値として，画素 (i, j) を 2 値化する．

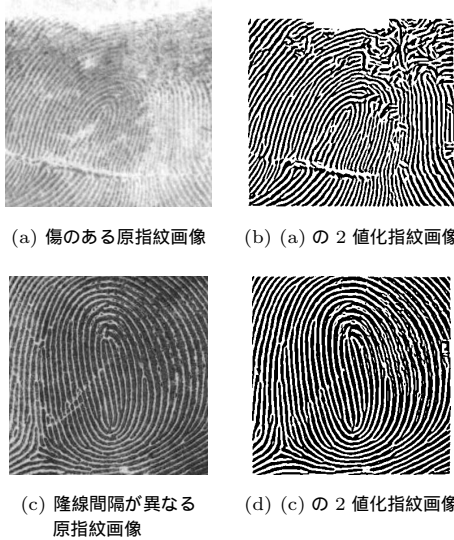
2.2 予備実験

NIST 指紋画像データベース 14¹⁰⁾ から，押捺時のインクの擦れやゆ着，かすれが少ない指紋画像の中で，傷のない指紋画像と傷のある指紋画像を，それぞれ 500 個ランダムに選んだ．これらは，250 人が 2 回押捺したものである．文献 1) の照合方式により，2 枚のすべての組合せに対する照合実験を行った．照合実験では，Mehtre 法のパラメータを，方向数 $N = 8$ ，追跡画素数 $n = 8$ ，ブロックの大きさ $B = 16$ ，フィルタサイズ $H = 9$ ，局所領域のサイズ $m = 7$ とした．実験結果を表 1 に示す．傷のある指紋画像に対する Mehtre 法の照合率は，傷のない指紋画像に比べて，10 倍程度照合精度が劣化した．

劣化した第 1 の理由は，傷の存在により隆線方向が正確に抽出できないことであると考えられる．Mehtre 法では隆線方向を抽出する際，隆線が不明瞭な領域や，傷のある領域に対しては隆線方向を正確に抽出することができない．図 2 (b) に示すように，隆線方向が誤って抽出された領域では，端点や分岐点が消失したり，あるいは擬似特徴点が発生したりして，結果的に照合精度が劣化することになる．

第 2 の理由は，contextual フィルタによる強調処理に関することであると考えられる．Mehtre 法では，contextual フィルタのサイズが，指紋画像の全領域で同一である．一般に，指紋画像には，押捺の圧力変化により隆線間隔が狭い領域と広い領域が存在する．そのため全領域を同一のフィルタサイズでフィルタリングすると，隆線間隔が広い領域では隆線が割れる場合がある (図 2 (d)) ．

逆に，隆線間隔が狭い領域では隆線がゆ着する場合がある．これらが照合精度を劣化させる原因となる．



(a) 傷のある原指紋画像 (b) (a) の 2 値化指紋画像
(c) 隆線間隔が異なる原指紋画像 (d) (c) の 2 値化指紋画像

図 2 Mehtre 法による 2 値化指紋画像の例
Fig. 2 Binarized images by Mehtre's method.

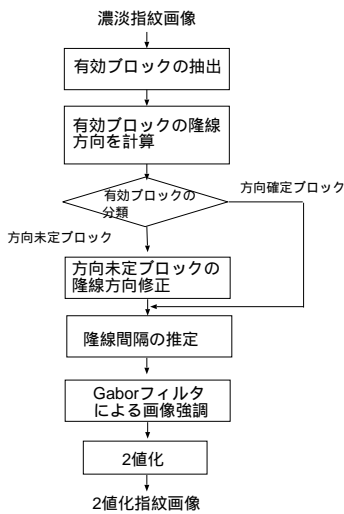


図 3 提案手法の概要
Fig. 3 Proposed method.

3. 提案手法

Mehtre 法の問題点を改良するために、隆線方向の修正法と強調処理法を提案する。処理手順の概要を図 3 に示す。

まず、画素ごとに隆線方向を求めた後、濃淡指紋画像を $B \times B$ のブロックに分割する。全ブロックを隆線が比較的明瞭なブロック（以後、有効ブロックと呼ぶ）と、不明瞭なブロック（以後、無効ブロックと呼ぶ）に分類する（図 4）。無効ブロックは、隆線方向が不明瞭な領域であり、ゆ着やインクの擦れなどを含

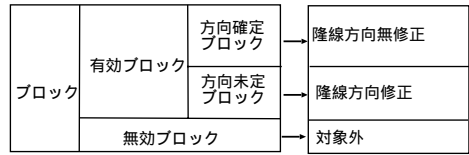


図 4 ブロックの分類
Fig. 4 Classification of blocks.

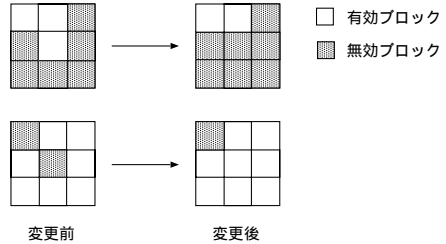


図 5 近傍によるブロックの変更
Fig. 5 Corrected types of blocks using 3×3 neighborhood.

む。背景も無効ブロックとする。

次に、有効ブロックの隆線方向を求め、周囲の有効ブロックとの隆線方向の相違により、有効ブロックを方向確定ブロックと方向未定ブロックに分類する。方向未定ブロックは、傷や擦れなどを含んでいる。この方向未定ブロックの隆線方向を修正した後、画像強調を行う。最後に局所しきい値法により 2 値化する。

以下で、有効ブロックの抽出、隆線方向の修正方法および画像強調について、詳しく述べる。

3.1 改良 1：有効ブロックの抽出

$B \times B$ のブロックを有効ブロックと無効ブロックに以下の手順で分類する。

- (1) ブロックごとに、画素単位の隆線方向ヒストグラムを作成し、度数が最大となる方向をそのブロックの隆線方向とする。最大度数がしきい値 T_1 以上のブロックを有効ブロックとし、 T_1 未満のブロックを無効ブロックとする。
- (2) 有効ブロックの 8 近傍を調べ、6 個以上の無効ブロックで囲まれている有効ブロックを無効ブロックに変更する。また、無効ブロックの 8 近傍を調べ、6 個以上の有効ブロックで囲まれている無効ブロックを有効ブロックに変更する（図 5）。この処理を画像全体に対して l 回繰り返す。
- (3) 有効ブロックの 8 連結成分数¹¹⁾を調べ、それがしきい値 T_2 以下ならば、その有効ブロックを無効ブロックに変更する。

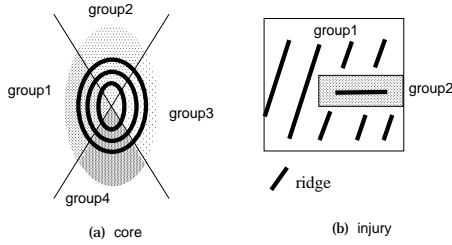


図 6 隆線方向差によるグループ化の例
Fig. 6 Grouping by difference of ridge direction.

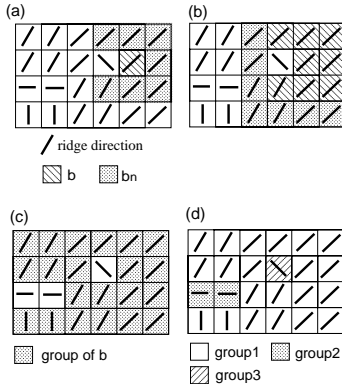


図 7 有効ブロックの分類
Fig. 7 Detection of blocks with undeterminative ridge direction.

3.2 改良 2 : 隆線方向の修正

3.2.1 有効ブロックの分類

指紋隆線の特性から、隆線の流れがほとんど変化しない有効ブロック間では、隆線方向の差（隆線方向差）は小さい。一般的に、傷を含んだ有効ブロック間では隆線方向差は小さいが、その周囲の有効ブロックとの隆線方向差は大きい（図 6）。そこで、以下の手順により、隆線方向差が小さい有効ブロックどうしを集めて、1 つのグループを形成する。

- (1) 有効ブロック b に隣接する有効ブロックのうち、隆線方向差が 1 以内の有効ブロック b_n を b と同じグループに決定する（図 7 (a)）。
- (2) グループ内の有効ブロック b_n に隣接する有効ブロックのうち、隆線方向差が 1 以内の有効ブロックも同じグループに入れる（図 7 (b)）。
- (3) 2 を繰り返して、 b のグループに属する全有効ブロックをみつける（図 7 (c)）。
- (4) 指紋画像上のすべての有効ブロックがいずれかのグループに属するまで、1~3 の処理を繰り返す（図 7 (d)）。

グループに含まれる有効ブロック数がしきい値 T_3 以上の場合、それらの有効ブロックはすべて方向確定

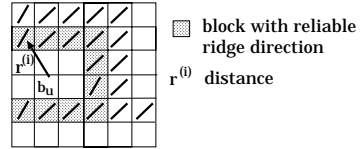


図 8 隆線方向の修正
Fig. 8 Correction of blocks with undeterminative ridge direction.

ブロックとする。グループに含まれる有効ブロック数が T_3 未満の場合、それらの有効ブロックはすべて方向未定ブロックとする。

3.2.2 隆線方向の修正

方向未定ブロック b_u の隆線方向を修正する。 b_u を取り囲む方向確定ブロック数を K とし、方向確定ブロックを $b^{(i)} (1 \leq i \leq K)$ 、方向確定ブロック $b^{(i)}$ の隆線方向を $D^{(i)}$ とする。また、 b_u と $b^{(i)}$ との距離を $r^{(i)}$ とする（図 8）。

このとき、隆線方向が $D^{(i)}$ である方向確定ブロック $b^{(i)}$ を参照して、 b_u の隆線方向を d に修正するとき課せられるペナルティ $p(d)^{(i)}$ を式 (2) で定義する。

$$p(d)^{(i)} = \left\{ \frac{S(d, D^{(i)})}{r^{(i)}} \right\}^2 \quad (2)$$

ここで、 d は b_u の隆線方向の候補 ($1 \leq d \leq N$)、 $S(d, D^{(i)})$ は d と $D^{(i)}$ の方向差 ($0 \leq S(\cdot) \leq N/2$) である。

式 (2) のペナルティは、方向確定ブロックを参照するときの危険度を表す。 $d = D^{(i)}$ のときは、ペナルティは零である。

K 個の方向確定ブロックを参照して得られるペナルティの総和を式 (3) で求める。

$$p(d) = \sum_{i=1}^K p(d)^{(i)}, \quad (d = 1, \dots, N) \quad (3)$$

最終的に、ブロック b_u の隆線方向は、 $p(d)$ を最小にする d として与えられる。

3.3 改良 3 : Gabor フィルタによる画像強調

Gabor フィルタにより画像強調を行う。まず、ブロックごとに隆線間隔を粗く推定し、次に、隆線間隔に適合した Gabor フィルタの実部を指紋画像にたたみ込む。

3.3.1 隆線間隔の推定

2 次元 Gabor フィルタは、2 次元ガウス曲面と 2 次元平面上を一方向に伝わる平面波とをかけ合わせたフィルタである（図 9）。平面波の波長を λ 、ガウス曲面の x 方向、 y 方向の標準偏差をそれぞれ σ_x, σ_y

表 2 評価対象の 2 値化手法
Table 2 Classification of binarization methods to be evaluated.

手法	有効ブロック抽出	隆線方向修正	隆線間隔推定	フィルタ
Mehltre 法	×	×	×	固定長 contextual フィルタ
改良 1 法		×	×	固定長 contextual フィルタ
改良 2 法			×	固定長 contextual フィルタ
改良 3 法				可変長 contextual フィルタ
提案手法				可変長 Gabor フィルタ

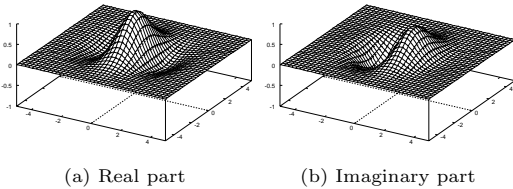


図 9 Gabor フィルタの例

Fig. 9 Gabor filter with $\sigma_x = 2.0, \sigma_y = 2.0, \lambda = 4\sqrt{2}$.

とし、波の進行方向と x 軸とがなす角度を θ_u とすると、Gabor フィルタは式 (4) で表される¹²⁾。

$$\begin{aligned}
 f(x, y, \theta_u, \sigma_x, \sigma_y, \lambda) &= \exp \left[-\frac{1}{2} \left\{ \frac{(x \cos \theta_u + y \sin \theta_u)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(-x \sin \theta_u + y \cos \theta_u)^2}{\sigma_y^2} \right\} \right] \\
 &\times \exp \left(i \frac{2\pi(x \cos \theta_u + y \sin \theta_u)}{\lambda} \right) \quad (4)
 \end{aligned}$$

式 (4) の実部 $\Re(f)$ と虚部 $\Im(f)$ で表されるフィルタを濃淡指紋画像にたたみ込むことによって得られる値をそれぞれ \Re 、 \Im とすると、Gabor フィルタのたたみ込みによって得られる Gabor 特徴値 G は次式で与えられる。

$$G = \sqrt{\Re^2 + \Im^2} \quad (5)$$

この Gabor 特徴値を用いて、以下の手順により隆線間隔を推定する。有効ブロック内では、指紋は隆線方向に垂直な方向の波形で表せ、隆線間隔が波長となる。

この波長と同じ波長の Gabor フィルタを有効ブロックにたたみ込むと、大きな Gabor 特徴値が得られる。そこで、予備実験から得られた 1 有効ブロック内に含まれる隆線の本数を基にして、以下の 3 種類の波長 $\lambda_i (i = 0, 1, 2)$ を持つ Gabor フィルタを用意する。Gabor フィルタは、 $1/\sigma_x\sigma_y$ を掛け正規化しておく。

- λ_0 : 1 有効ブロック内に隆線が 3 本ある場合
- λ_1 : 1 有効ブロック内に隆線が 2 本ある場合
- λ_2 : 1 有効ブロック内に隆線が 1.5 本ある場合

隆線方向に回転させた 3 つの Gabor フィルタをそれぞれ有効ブロックにたたみ込み、3 つの Gabor 特徴

値を得る。3 つの Gabor 特徴値の中で、最大の特徴値を与える Gabor フィルタの波長 λ_i をその有効ブロックの隆線間隔 i とする。

次に、有効ブロック間での隆線間隔が急激に変化しないように、隆線間隔の平滑化を行う。有効ブロックごとに、その 8 近傍の有効ブロックの隆線間隔の平均値 W を求め、隆線間隔 i を式 (6) により修正する。

$$i = \begin{cases} 0 & W < 0.67 \\ 1 & 0.67 \leq W < 1.33 \\ 2 & 1.33 \leq W \end{cases} \quad (6)$$

3.3.2 Gabor フィルタによる強調

各ブロックごとに、隆線間隔に適合した波長を持つ Gabor フィルタの実部をたたみ込む。

3.4 2 値化

最後に局所しきい値法により、強調画像を 2 値化する。局所領域のサイズは 7×7 である。無効ブロックは、指紋のない領域として扱い、画素値をすべて 0 にする。

4. 評価実験

評価する 5 つの手法を表 2 に示す。提案手法、Mehltre 法、Mehltre 法に改良 1 のみを組み入れた手法 (改良 1 法)、Mehltre 法に改良 1 と改良 2 を組み入れた手法 (改良 2 法) である。さらに、比較のために、改良 3 で Gabor フィルタの代わりに、contextual フィルタを用いる手法 (改良 3 法) も評価する。これらの手法により得られた 2 値化指紋画像の一例を図 10 に示す。これらの手法により得られた 2 値化指紋画像を用いて、照合実験を行った。

4.1 照合実験

NIST 指紋画像データベース 14¹⁰⁾ から傷のある指紋画像をランダムに選び、被験者 654 人が 2 回押捺した 1,308 個の指紋画像を用いた。これらの中には、2.2 節の予備実験で使用した 500 個の傷のある指紋画像も含まれている。

1,308 個の指紋画像を、5 つの手法によりそれぞれ 2 値化し、得られた 2 値化指紋画像を用いて照合実験を

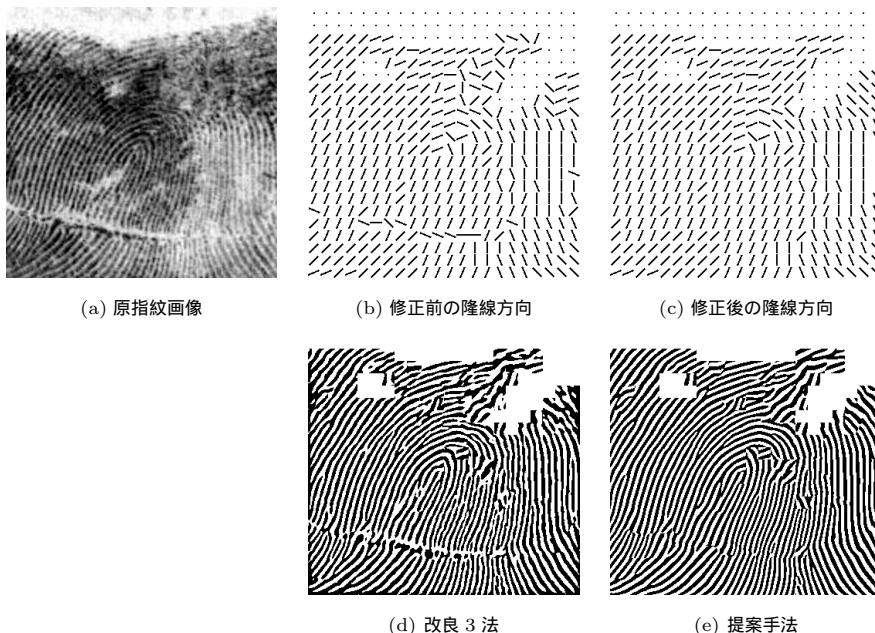


図 10 2 値化指紋画像の例
Fig. 10 Results of binarization.

行った．任意の 2 枚を選ぶ本人同士の組合せ 654 通り，他人同士の組合せ 854,124 通りに対して，笹川らの特徴点による精照合方式¹⁾により照合実験を行い，本人拒否率と他人受率率を求めた．ここでは，文献 13) で用いられているように本人拒否率 \cong 他人受率率となる点での照合率を求めた．実験で用いた提案手法のパラメータを以下に示す．

データ : NIST データベース 14
からの傷のある指紋画像

被験者数 : 654 人

データ数 : 1,308 個

(1 人あたり 2 個)

画像サイズ : コアを中心とする

352 × 352

階調 : 256 階調

方向数 N : 8

しきい値 T_1 : 64

T_2 : 25

T_3 : 16

T_4 : 2

有効ブロックの抽出回数 l : 3

2 値化の局所領域サイズ : 7 × 7

Gabor フィルタサイズ : 15 × 15

波長 λ_0 : 6.0

λ_1 : 8.0

表 3 傷あり指紋画像に対する照合実験結果

Table 3 Identification results.

	本人拒否率 [%]	他人受率率 [%]
Mehltre 法	10.70	10.52
改良 1 法	9.17	9.34
改良 2 法	9.02	9.17
改良 3 法	9.22	8.85
提案手法	7.33	7.30

表 4 傷なし指紋画像に対する照合実験結果

Table 4 Identification results.

	本人拒否率 [%]	他人受率率 [%]
Mehltre 法	1.20	1.04
提案手法	1.20	1.24

λ_2 : 10.0

標準偏差 σ_x : $0.5\lambda_i$ ($i = 0, 1, 2$)

σ_y : $0.5\lambda_i$ ($i = 0, 1, 2$)

contextual : 7 × 7, 9 × 9, 11 × 11

フィルタサイズ

4.2 評価結果

照合結果を表 3 に示す．提案手法の照合精度が最も高い．また，照合精度の向上のために，各改良がそれぞれ貢献していることが分かる．

傷や擦れの少ない，比較的高品質な指紋画像 500 枚 (1 人 2 回押捺) を用いた照合実験の結果を表 4 に示す．傷のない指紋画像に対して提案手法を用いること

で他人受理率がわずかながら増加したものの、大幅に照合精度が劣化することは見られなかった。傷のない指紋画像を Mehtre 法と提案手法でそれぞれ 2 値化し、端点と分岐点である特徴点を目視で抽出した一例を図 11 に示す。この例に示すように Mehtre 法では隆線が良好に修復されているとはいいがたく、擬似特徴点が比較的多数抽出されている。これらの擬似特徴点が識別情報として働くことで他人受理の防止に役立つ、結果的に Mehtre 法の他人受理率が低くなったと考えられる。

4.3 Hong 法との比較

Hong らは、提案手法と同様に Gabor フィルタを用いて以下のように画像強調を行っている⁸⁾。Hong 法ではまず入力した濃淡指紋画像を正規化し、局所領域内の隆線方向と局所領域内の隆線と谷が形成する正弦波の周波数を求める。次に、得られた周波数情報を用いて有効ブロックを抽出する。最後に、隆線方向と周波数を用いて Gabor フィルタにより有効ブロックの

画像強調を行う。

Hong 法と提案手法との比較を表 5 に示す。傷のある指紋画像に対して Hong 法と提案手法でそれぞれ強調後、局所きい値法で 2 値化した一例を図 12 に示す。Hong 法では、図 12 (b) に見られるように、濃度ムラでかすれている部分が強調されない場合や、傷をそのまま強調する場所が見られた。

相違点を要約すると、Hong 法と提案手法とは、有効ブロックの抽出方法、隆線方向の平滑化方法、周波数の計算方法の 3 点で異なる。

まず、有効ブロックの抽出方法について述べる。Hong 法ではオンライン入力指紋をリジェクトするために、周波数を計算し、得られた周波数情報を用いて有効ブロックの抽出を行う。これに対して、提案手法では傷等の隆線方向の修正を行うために、特に周波数を用いず有効ブロックを抽出する。

次に、隆線方向の平滑化方法について述べる。Hong 法では、単にローパスフィルタにより平滑化を行っているが、これでは傷の修復が困難である。それに対して、提案手法では、隆線方向の確からしさを考慮に入れた平滑化を行っている。

最後に、周波数の計算方法について述べる。提案手法では隆線の本数から周波数を求めるのに対し、Hong 法では局所領域内の隆線と谷が形成する正弦波から周波数を求める。周波数を求めるための前処理として、Hong 法では入力した濃淡指紋画像の正規化を行っているが、単純な正規化だけでは正弦波が得られない場合がある。Hong ら自身も局所領域内の隆線と谷がつかねに正弦波を形成するとは限らず、精度良く周波数を求めることは困難な問題であると述べている⁸⁾。

このように Gabor フィルタによる画像強調に関しては、Hong 法では隆線方向の平滑化を行う際に傷を考慮していないこと、さらに正弦波から適切な周波数の値を求めることが困難であることから、Gabor フィルタリングがうまく機能しない場合があったと考えられる。

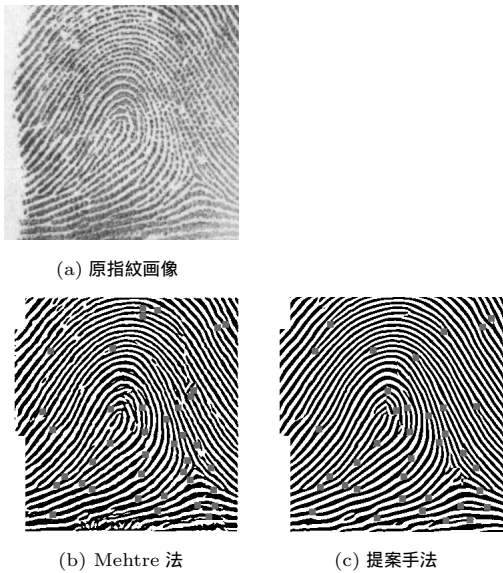


図 11 傷なし指紋画像の 2 値化画像と抽出された特徴点の例
Fig. 11 Results of binarization and detected minutiae.

表 5 Hong 法と提案手法との比較

Table 5 Comparison of the Hong's method and proposed method.

モジュール	Hong 法	提案手法
入力画像	インクレス	インク
正規化	あり	なし
隆線方向の計算	グラジエント	追跡画素の濃度差
隆線方向の平滑化	ローパスフィルタ	確定隆線方向
周波数の計算	隆線と谷がつくる正弦波	隆線の本数
有効ブロックの抽出	分散、正弦波の振幅と周波数	画素の隆線方向
フィルタリング	Gabor フィルタ実部	Gabor フィルタ実部

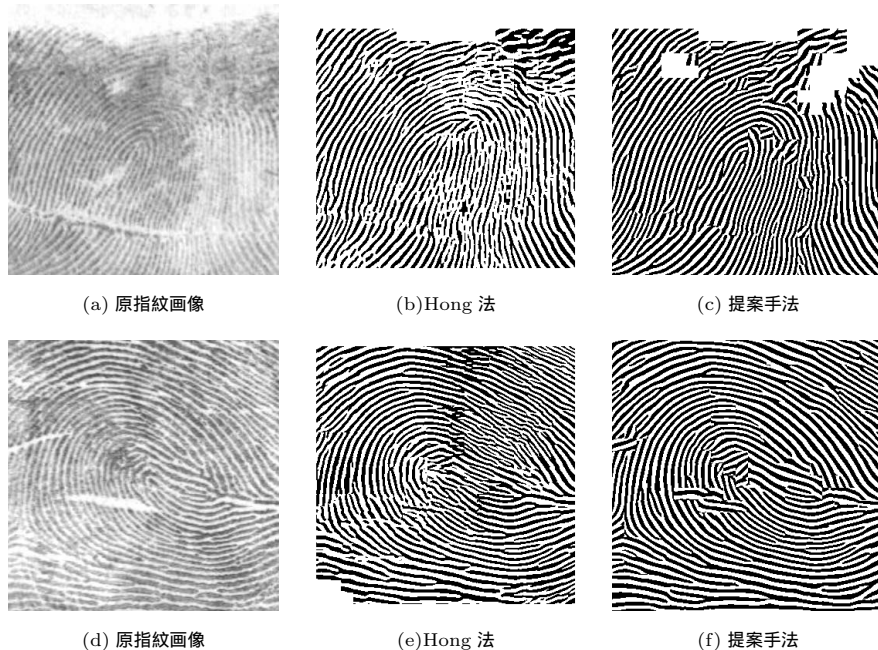


図 12 傷あり指紋画像の 2 値化例
Fig. 12 Results of binarization.

5. ま と め

傷のある指紋画像にも対応できるように、Mehtre 法を隆線方向の修正と画像強調の両面から改良した。NIST 指紋画像データベース 14 からの傷のある指紋画像を用いて照合実験を行った結果、照合精度が改善され、提案手法が傷のある指紋画像に対して有効であることが明らかにされた。

指紋照合システムは、一般に前処理、しきい値処理、細線化、後処理、特徴点の抽出、照合のモジュールからなる。これらのモジュールは相互に関連するため、システム全体としての評価が重要であるが、その一方で問題点を明確にするために各モジュール単体の評価も必要である。今後は、後処理や特徴点抽出についても検討する予定である。

参 考 文 献

- 1) 笹川耕一, 磯貝文彦, 池端重樹: 低品質画像への対応能力を高めた個人確認用指紋照合装置, 信学論 (D-II), Vol. J72-D-II, No.5, pp.707-714 (1989).
- 2) Ratha, N.K., Chen, S. and Jain, A.K.: Adaptive Flow Orientation-Based Feature Extraction in Fingerprint Images, *Pattern Recog.*, Vol.28, No.11, pp.1657-1672 (1995).
- 3) Xiao, Q. and Raafat, H.: Combining Statistical and Structural Information for Fingerprint

Image Processing, Classification and Identification, *Pattern Recog.: Architectures, Algorithms and Applications*, Plamondon, R. and Cheng, H.D. (Eds.), pp.335-354, World Scientific Publishing (1991).

- 4) Mehtre, B. M.: Fingerprint Image Analysis for Automatic Identification, *Machine Vision and Applications*, Vol.6, No.2-3, pp.124-139 (1993).
- 5) Sherlock, B.G., Monro, D.M. and Millard, K.: Fingerprint Enhancement by Directional Fourier Filtering, *IEE Proc. Vis. Image Signal Process.*, Vol.141, No.2, pp.87-94 (1994).
- 6) O'Gorman, L. and Nickerson, J.V.: An Approach to Fingerprint Filter Design, *Pattern Recog.*, Vol.22, No.1, pp.29-38 (1989).
- 7) Douglas Hung, D.C.: Enhancement and Feature Purification of Fingerprint Images, *Pattern Recog.*, Vol.26, No.11, pp.1661-1671 (1993).
- 8) Hong, L., Wan, Y. and Jain, A.: Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.20, No.8, pp.777-789 (1998).
- 9) 三木 幸, 浜本義彦: 指紋画像を対象とした 2 値化手法の評価, *Journal of Signal Processing*, Vol.5, No.6, pp.455-462 (2001).
- 10) Watson, C.: NIST Special Database 14—Mated Fingerprint Card Pairs 2, NIST (1993).

- 11) 鳥脇純一郎: 画像理解のためのデジタル画像処理〔II〕, 昭晃堂 (1991) .
 12) Gabor, D.: Theory of Communication, *J. Inst. Elect. Engr.*, Vol.93, pp.429-457 (1946) .
 13) He, Y., Kohno, R. and Imai, H.: A Fast Automatic Fingerprint Identification Method Based on a Weighted-Mean of Binary Image, *Tranc. IEICE. Fundamentals*, Vol.E76-A, No.9, pp.1469-1481 (1993).

(平成 13 年 9 月 17 日受付)

(平成 14 年 9 月 5 日採録)



三木 幸 (正会員)

昭和 33 年生。昭和 56 年九州工業大学工学部情報工学科卒業。同年徳山工業高等専門学校情報電子工学科助手。現在同高専助教授。パターン認識に関する研究に従事。電子情報

通信学会会員。



樋口 泰彦

昭和 49 年生。平成 10 年山口大学工学部知能情報システム工学科卒業。平成 12 年同大学院理工学研究科修士課程修了。同年日立ソフトウェアエンジニアリング(株)入社。在学中、指紋画像処理に関する研究に従事。



藤井 慶

昭和 51 年生。平成 11 年山口大学工学部知能情報システム工学科卒業。平成 13 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了。同年同大学博士後期課程進学。現在に至る。音声合成の研究に従事。日本音響学会会員。



浜本 義彦

昭和 32 年生。昭和 56 年山口大学工学部電子工学科卒業。昭和 58 年同大学院修士課程修了。同年日本電気(株)入社。昭和 62 年山口大学工学部助手。現在同大学教授。工学博士。パターン認識に関する研究に従事。電子情報通信学会、日本癌学会会員。