

ハールウェーブレット変換とSVMを用いた指紋認証

上米良 卓*, 藤ノ木 健介**, 岡宅 泰邦**

Fingerprint Authentication Using Wavelet Preprocessing and SVM

Suguru KANMERA*, Kensuke FUJINOKI**, Yasukuni OKATAKU**

ABSTRACT

This paper prescribes an approach for providing a method of fingerprint authentication from pre-processed fingerprint image data which are pre-processed by Gabor filter or Haar wavelet transform. The pre-processed data are classified by SVM learning examples of fingerprint images. The two types characteristic features derived from the pre-processed data have been evaluated. The first type is minutia matching approach using relation between two minutia and the other is Histograms of Oriented Gradients approach.

Key Words: Fingerprint, support vector machine, SVM, wavelet, Haar wavelet transform

1 はじめに

バイオメトリクスは身体特徴や動作特徴に基づいて本人確認を行う個人認証技術である。バイオメトリクスを用いた認証は所有物 (IDカード) による認証や、知識/記憶 (パスワード) による認証に比べ、盗難・紛失・忘却などのセキュリティ上の危険が少ない。このため、厳密に本人確認を行う認証手段として期待されている。

バイオメトリクスで用いられる身体特徴には指紋、顔、虹彩、血管パターンなどがある。また、動作特徴には音声や筆跡などがある。中でも、指紋を用いた認証方法は万人不同であり、経年劣化に強く、多くの人が利用する認証システムに適しているとされ、研究も多く行われている⁽¹⁾。市場占有率も顔認証が11.4%、声認証が3.0%に対し、指紋認証は66.7%と報告されており、最も実用性のあるバイオメトリクスと言える。

指紋を用いて認証を行う際、認証システムに登録された指紋情報と入力された指紋情報を比較・照合し、同一の指であるかを評価する必要がある。代表的な照合方式として、マニューシャマッチングとパターンマッチングの2つが挙げられる。マニューシャマッチングとは、指紋に存在する隆線上の端点や分岐点であるマニューシャを抽出し、マニューシャの位置関係などを利用して照合を行う方式である。パターンマッチングは指紋の濃淡画像そのものを重ね合わせ、照合を行う方式である。マニューシャマッチングはパターンマッ

グに比べ情報量が少なく、また、指紋画像を記憶しないためプライバシー保護の観点からパターンマッチングより優れているが、鮮明なマニューシャを認証毎に取得できるという前提が必要である。

本論文では、マニューシャ間のリレーションおよび、指紋パターンの濃度勾配ヒストグラム⁽²⁾を特徴量とする2通りについて検討した。前処理された抽出特徴ベクトルは、機械統計学習手法の一つであるサポートベクターマシン (Support Vector Machine, SVM)⁽³⁾で学習させ、2通りの特徴ベクトルについて指紋認証実験を行った。元画像の前処理にハールウェーブレット変換(HWT: Haar Wavelet Transform)を採用した。HWTを指紋画像に適用する場合、縦と横の2方向のみだけのHWT処理では、斜め方向の隆線の処理には不十分であるため+45度方向と-45方向を加えた4方向のHWTを行うことでエッジ抽出の精度を上げている。本論文ではHWT処理として3角形ハールウェーブレット変換 (Triangular Haar Wavelet Transform)⁽⁴⁾を用い、以下ではこれをTHWTと略記する。

2 前処理

指紋元画像の前処理として、ブロック平均化処理とTHWTの概要ならびに、サポートベクターマシン(SVM)の概要を以下に記す。

2.1 ブロック平均化処理

指紋画像にはつぶれた隆線やかすれた隆線部分が出るため、指紋検証の国際標準データ⁽⁵⁾の2つの元画像(図1(a), 図1(c))を15×15ブロック単位で平均化による強調処理(ブロックの平均値で2値化)したのが図1(b)と図1(d)である。



図1 ブロック平均化による強調処理

2.2 3角形ハールウェーブレット変換(THWT: Triangular Haar Wavelet Transform)

フーリエ変換が全空間あるいは全時間幅にわたって、言い換えれば無限に続く局在性を有しない三角関数や複素指数関数を用いるため、変換後の周波数領域では空間/時間に関する情報は完全に失われている。このフーリエ変換の短所を補うために、適当な窓関数に乗じてフーリエ変換する短時間フーリエ変換があるが、この考えを発展させたのがウェーブレット変換である。本文では、深さ1の離散ハールウェーブレット基底を用いた。ハールウェーブレット基底の特徴は、無限次元 L^2 空間での正規直交基底を構成するので、完全再構成が可能である。

本論文では、レベル1の有限離散ハールウェーブレット(Haar Wavelet)基底関数を用いる。GFの1フレーム当たりの処理の約20分の1程度と高速であり、直交基底のため元画像の完全再構成が可能である。本論文では、ハールウェーブレットをリフティング(昇降法)スキームで構成する。リフティングでは、まず、データ $x(t)$ を偶数番目と奇数番目に分割する。

$$\text{偶数成分} : x_{\text{even}}(t) = x(2t)$$

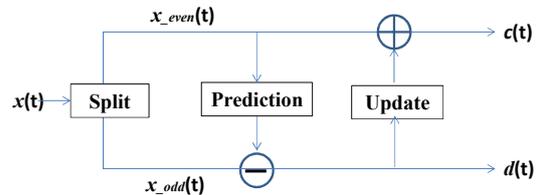
$$\text{奇数成分} : x_{\text{odd}}(t) = x(2t + 1)$$

各成分は元の信号サンプルの半分の数だけであり、この奇数と偶数への分割をLazy transformationと呼ぶ。次に、偶数成分と奇数成分の差分を $d(t)$ とし、それをもとに平均成分 $c(t)$ を得る。

$$d(t) = x_{\text{odd}}(t) - x_{\text{even}}(t)$$

$$c(t) = x_{\text{even}}(t) + d(t) / 2$$

それぞれの処理は prediction と update と呼ばれ、 $c(t)$ は低周波成分 (coarse component) を、 $d(t)$ は高周波成分 (detail component) をそれぞれ表す。リフティングのスキームを図2に示す。ここでリフティングの各ステップを反転させれば、構造上元の $x(t)$ を再構成することができる。



$$\text{Prediction: } d(t) \leftarrow x_{\text{odd}}(t) - x_{\text{even}}(t)$$

$$\text{Update: } c(t) \leftarrow x_{\text{even}}(t) + \frac{1}{2} x_{\text{odd}}(t)$$

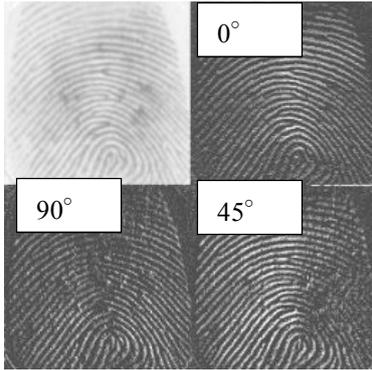
図2 リフティングのスキーム

図3は標準的な元画像 (lena画像) を用いて3方向(0°, 45°, 90°)の深さ1のハールウェーブレット変換 (THWT) した例である。右上が元画像、左下が再構成画像で、左上がTHWT処理結果である。THWT領域内の左上が低周波成分で、それ以外の3小領域の中で、右上が0°方向、左下が90°方向、右下が45°方向での高周波成分である。



図3 THWT処理例

図4(a)は図1(a)の元画像のTHWT処理結果を示す。右下領域は45°方向での高周波成分で、45°方向の隆線は鮮明であるが、-45°方向の隆線がやや不鮮明である。本論文では、-45°方向でのハールウェーブレット変換処理を追加し、各点 (x,y) で4方向の画素値の中で最大値を選択したTHWT画像を最終画像とした。図4(b)に-45°方向と図4(a)の3方向を合わせた4方向の最大値によるTHWT画像を示す。



(a) 指紋でのTHWT処理例



(b)-45°方向画像（左）と4方向の最大値（右）

図4 図1(a)のTHWT処理結果

2.3 サポートベクターマシン

サポートベクターマシン（Support Vector Machine, SVM）⁽⁶⁾は2クラス分類のための機械統計学習手法の一つで、SVMは基本構造が単純パーセプトロンの線形しきい素子であるが、多層パーセプトロンに劣らない高い汎化性能を有する。以下、パターン識別器として利用するSVMの識別アルゴリズムについて説明する。

一般に、訓練サンプルを $\{(x_i, y_i); i = 1, 2, \dots, n\}$ とし、入力パターン $x_i \in R^d$ とした線形識別関数 $f(x)$ は次式(2.1)で表される。

$$f(x) = w^t x + b \quad (2.1)$$

ここで、係数 w は線形識別器の重みベクトル、非負値 b はバイアス項である。 $f(x) = 0$ を満たす任意の $d - 1$ 次元の識別関数は以下で表される。

$$\{x \in X: (w^t x) + b = 0\} \quad (2.2)$$

しかし、線形分離可能な訓練サンプルが存在しても、それを実現するための超平面は一意に定まらない。つまり、式(2.2)からだけでは、定数 $\lambda (\neq 0)$ を w, b にかけたものすべてが、線形識別関数とみなされてしまう。そのため、SVMは2クラスを分割する超平面から最近傍であるサンプル点までの距離（幾何学マージン γ ）を評価関数として、この評価関数が最大となる w, b を求めることで最適超平面を構成する。評価関数は次式(2.3)に示す。

$$\gamma(w, b) = \min_{i=1, \dots, n} \frac{|(w^t x) + b|}{\|w\|} \quad (2.3)$$

式(2.3)において w, b に定数 λ をかけてもマージンは変化しないので、一意解を得るために以下の条件を設ける。

$$\min_{i=1, \dots, n} |(w^t x) + b| = 1 \quad (2.4)$$

式(2.4)の制約条件は以下と等価である。

$$y_i((w^t x) + b) \geq 1, \quad (i = 1, \dots, n) \quad (2.5)$$

したがって、SVMの学習は以下の制約つき最適化問題を解くことに帰着する。

$$\text{目的関数: } \min \|w\|^2$$

$$\text{制約条件: } y_i((w^t x) + b) \geq 1 \quad (i = 1, \dots, n)$$

以上の制約つき最適化問題を双対問題化するため、ラグランジェ乗数 α を導入し、

$$L(w, b, \alpha)$$

$$= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i((w^t x_i) + b) - 1\} \quad (2.6)$$

というラグランジェ関数を得る。最適化問題を解くには、このラグランジェ関数を α_i について最大にし、ここで w および b について最小化する必要がある。 w および b に関する停留点 $\partial L / \partial w = 0, \partial L / \partial b = 0$ について解くと

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = 0,$$

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (2.7)$$

の関係を得る。(2.7)式より

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i, \quad \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (2.8)$$

が成立する。式(2.8)を式(2.6)へ代入すると

$$\begin{aligned} L(w, b, \alpha) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i((w^t x_i) + b) - 1\} \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i^t x_j) \\ &\quad - \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i^t x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ &= \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i^t x_j) \end{aligned}$$

となる。これより、双対問題である以下の凸最適化問題を得ることができる。

目的関数:

$$L(\alpha) = \max(\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i^t x_j))$$

制約条件:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0 \quad (i = 1, \dots, n)$$

この解を α^* とし、式(2.8)を式(2.1)へ代入すると、分類されるパターンと超平面との内積で評価される次式(2.9)に書き換えられる。

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (x_i^t x) + b) \quad (2.9)$$

ただし、 x_i は $\alpha_i^* > 0$ となるサンプルに限定する。以上が線形SVMの識別関数となる。

3 提案方式での実験

以下2通りの方法を検討する。

方法-1 :

1~8の手順で画像処理と機械学習を行う。

- 1: 指紋の抽出.
- 2: ブロック平均値で画像を2値化.
- 3: THWTによる先鋭化.
- 4: THWT 処理画像の細線化.
- 5: 細線処理画像からマニューシャ抽出.
- 6: 抽出マニューシャから10点選択し、各点の近傍4点間の隆線数(リレーション)を数え、計40次元の特徴ベクトルを生成.

- 7: 特徴ベクトルをSVMで学習し学習モデルを生成.
- 8: 未知指紋の特徴ベクトルを1~6の手順で生成し、SVM学習モデルで評価.

方法-2 :

1~5の手順で画像処理と機械学習を行う。

- 1: 指紋の抽出.
- 2: THWTによる先鋭化(ステップ3の濃度勾配ヒストグラム化処理では、ブロック平均2値化処理をせず、ステップ3に進む).
- 3: 局所領域(e.g. 10×10)での濃度勾配を方向毎にヒストグラム化する⁽²⁾⁽⁷⁾. 10×10×(360/20) = 1800次元ベクトルを適当なサイズに次元縮約したのを特徴ベクトルとする.
- 4: 特徴ベクトルをSVMで学習し学習モデルを生成.
- 5: 未知指紋の特徴ベクトルを1~4の手順で生成し、SVM学習モデルで評価.

3.1 ブロック平均とTHWTによる前処理

実験対象とした指紋は、国際標準データ FVC2002⁽⁵⁾から撮像状態が良くない指紋群から4つを使用した。図5(a)~5(d)にステップ2, 3の結果を示す。THWT画像は元画像の1/4画像を、拡大表示してある。元画像をブロック平均化処理した2値画像をTHWT処理したのが右側の画像である。図5(b), 5(c)のように特に不鮮明な指紋では、不連続部分はブロック平均とTHWT処理後も残っている。また、図5(d)のようなつぶれがひどい領域では90°方向の高周波成分が強調されたようになっている。

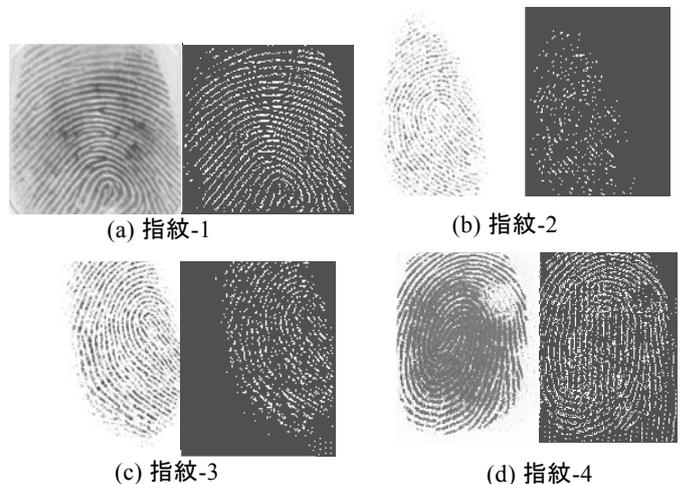
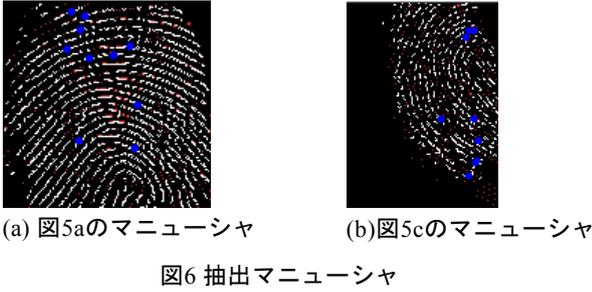


図5 FVC2002指紋データTHWT処理例
左:元画像, 右: THWT画像

3.2 方法-1による特徴ベクトルの生成

方法-1ではリレーション法による抽出マニューシャから40次元特徴ベクトルを生成する。図5(a), 図5(c)での10点マニューシャの自動抽出例を図6(a), 6(b)に示す。分岐点や端点が比較的鮮明な場合での抽出結果である。図6(b)などの不連続領域が大きいTHWT処理結果では見かけ上の端点が多いため、抽出マニューシャの信頼度は低い。



3.3 方法-1によるSVMによる学習と指紋認証

図5(a)のような比較的撮像が鮮明なTHWT処理画像が常に得られる場合は、抽出マニューシャ間のリレーション数算出結果は信頼度が高いので、指紋認証システムが可能となる。信頼性の高いリレーション抽出を仮定すると、リレーション法による指紋認証の認証精度は十分実用的であることが報告されている⁽⁸⁾⁽⁹⁾。

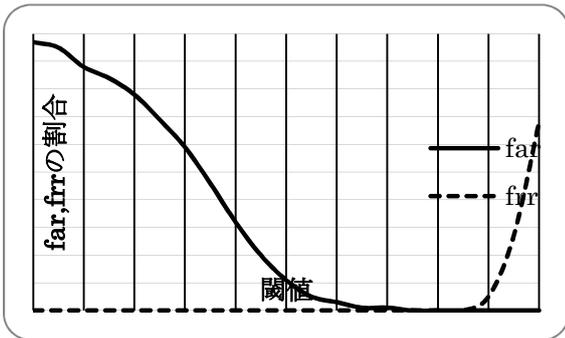


図7 リレーション法による認証性能(18より)

3.4 方法-2による特徴ベクトルの生成

局所領域（10×10）での濃度勾配ヒストグラム次元数は1800(10×10×360/20)次元となるが、図5(a)～5(d)の指紋のTHWT処理結果の方向角ヒストグラムでは、方向角100°～300°領域で濃度勾配頻度はゼロとなっている。このため、ゼロ領域を除いた1000 (10×10×10)次元に縮約した濃度勾配

を特徴ベクトルとしてSVM認証実験に使用する。元画像はFVC2002データから4種類とdigital Persona 社指紋リーダーで採取した80指紋画像（同じ人差し指の80サンプル）を用いた。digital Persona 社リーダーのサンプル元画とTHWT処理画像を図8に示す。図5(a)と図8(a)の濃度勾配ヒストグラムを図9(a), 9(b)に示す。THWT処理後の指紋の濃度勾配パターンの違いがヒストグラム分布に表現されている。

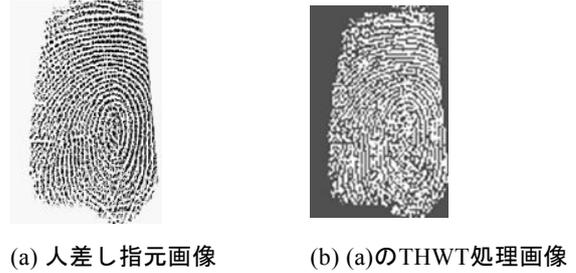


図8 サンプル元画とTHWT処理画像

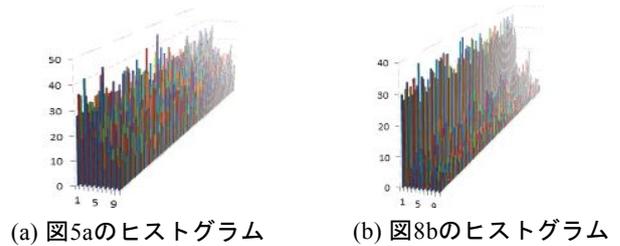


図9 濃度勾配ヒストグラム

3.5 方法-2によるSVMによる学習と指紋認証

FVC2002データの1つ（図5a 指紋-1）を本人指紋とし、他3種類のFVC2002指紋と図8aの指紋を他人指紋としたとき（ケース1）と図8aの指紋を本人指紋とし、FVC2002の4種類指紋を他人指紋としたとき（ケース2）のSVMによる認証実験結果を表1, 表2に示す。SVM学習は線形カーネルを用いた。

表1 ケース1での認証結果

誤認識率%		
SVM閾値	本人拒否率 (fault rejection rate)	他人受入れ率(fault acceptance rate)
0.2	31%(4/13)	26% (35/134)
0.5	46%(6/13)	14% (19/134)

表2 ケース2での認証結果

誤認識率%		
SVM閾値	本人拒否率 (fault rejection rate)	他人受入れ率(fault acceptance rate)
0.0	15%(11/75)	56% (51/140)

4 考察

リレーション法による特徴ベクトルと濃度勾配ヒストグラムを特徴ベクトルとした場合の実験結果について考察する。

4.1 リレーション法によるマニューシャ抽出

3.2節で記した実験結果より、元画像をブロック平均2値化とTHWTによる前処理後も、不連続領域が多く残る場合はマニューシャ抽出の再現性が低くなり、信頼度の高いマニューシャ抽出が困難になる。したがって、リレーション法を適用する場合は、元画像の段階で良好な画像であることが重要となるとともに、前処理でどれだけ鮮明化できるかに依存する。[10]では、360度のGabor Filter処理後に並行な隆線の存在を仮定した強調フィルタ処理で不連続部分を連続化して良好な処理結果が示されている。本論文で使用したTHWT処理では4角度方向のみのため、同手法の適用はできない。そのため、他の手法を検討する必要がある。

4.2 濃度勾配ヒストグラムによる特徴ベクトル

FVC2002標準データのみでSVM学習モデルを生成したケース1(表1)では、FRR, FARとも30%前後となった。一方、指紋リーダーで採取したデータを本人データとして学習させたケース2では、表2に示したようにFRR, FARともに良好な結果を得た。

5 今後の課題

本論文では、4方向のハールウェーブレット変換(THWT)による前処理によるマニューシャ先鋭化処理の高速化とマニューシャ抽出の精度ならびに、指紋パターンの濃度勾配分布による指紋認証性能の評価を行ったが、以下が今後の課題としてある。

課題1：ブロック平均2値化+THWT処理による前処理だけでは、かすれやつぶれがひどい指紋の復

元には不十分であるため、他の方式を検討する必要がある。

課題2：より多くの被験者データを指紋リーダーで採取し、濃度勾配ヒストグラム方式の性能を検証する必要がある。

参考文献

- [1]星野幸夫(監), 画像電子学会(編): “指紋認証技術 バイオメトリクス・セキュリティ”, 東京電機大学出版局(2005).
- [2]竹島徹, 山田啓一: “MHIの濃度勾配ヒストグラムとk最近傍法を用いた動画像からの人物の非通常挙動の検出”, 電学論C, 131巻2号, pp.425-432 (2011).
- [3] Nello Cristianini, John Shawe-Taylor (著), 大北剛(訳): “サポートベクターマシン入門”, 共立出版(2005).
- [4] Kensuke Fujinoki and Oleg V. Vasilyev, “Triangular Wavelets: An Isotropic Image Representations with Hexagonal Symmetry”, EURASIP Journal on Image and Video Processing, Vol. 2009, No. 248581, pp.1-16 (2009).
- [5] Fingerprint Verification Competition 2002, <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/>
- [6] SVMlight, http://www.cs.cornell.edu/People/tj/svm_light/
- [7] A. Dala and B. Triggs: “Histograms of Oriented Gradients for Human Detection”, Proc. IEEE CVPR2005, pp.886-893(2005).
- [8] 梅村弘明: “サポートベクターマシンを用いた指紋認証”, (独) 国立高等専門学校機構大島商船高等専門学校専攻科特別研究(2010).
- [9] 岡宅 泰邦, 本位田 真一: “SVMのバイオメトリクス認証への応用について —分散システム下でのエージェント認証に向けて—”, 独立行政法人国立高等専門学校機構大島商船高等専門学校紀要, 第39号, pp.61-64(2006).
- [10] 中村高宏 他: “並行隆線フィルタ法による指紋画像の隆線強調処理”, 信学技報, IE2003-35 PRMU2003-65 MVE2003-47(2003-07).