

## ベクトル量子化を用いた指紋照合手法の検討

## Study of fingerprint verification using vector quantization

奥村 健太 \*1\*2  
Kenta OKUMURA服部 公央亮 \*3  
Koosuke HATTORI保黒 政大 \*3  
Masahiro HOGURO梅崎 太造 \*2\*4  
Taizo UMEZAKI\*1 (株) DDS  
DDS, Inc.\*2 名古屋工業大学  
Nagoya Institute of Technology\*3 中部大学  
Chubu University\*4 東京大学大学院  
The University of Tokyo

A method to describe unique features of fingerprint images as sequences of generalized vector patterns is proposed. The purpose of this proposal is to authenticate the individual at high-speed from among a large number of peoples' fingerprint images without relying on any other information. The proposed method is based on a technique that converts fingerprints to sequences of local feature vectors by using frequency analysis, and an idea that contracts those vectors efficiently by applying cluster analysis and quantization. Vector quantization makes possible to verify the fingerprint image without holding the personal information itself in the registration database. From evaluation compared with another method which uses similar feature vectors without quantization, proposed method showed a significant reduction in computational cost without compromising authentication accuracy. In addition, it was also confirmed that the capacity of the vector quantized data is smaller than the data size of the existing method.

## 1. はじめに

指紋は指の掌側先端にある隆線のパタンからなる皮膚紋様である。万人不同、生涯不変などの特性が知られており [Maio2003], 犯罪捜査などに古くから活用されてきた実績から、現在最も一般的なバイオメトリクスである。近年では大規模な普及が進んでおり、特に携帯情報端末に搭載されたことで、指紋による個人認証は人々の生活の一部となりつつある。

現在普及している指紋認証の様態の一つは、特定の一個人の所有が前提となる情報端末などにおける所有者の確認であり、入力された指紋と照合される候補は極少数にすぎない。そのほかの実用例としては、銀行の ATM などのように、不特定多数の人物による指紋の入力が想定される様態がある。しかしこちらは利用者に予め指紋以外の情報の入力を要求し、照合候補の絞り込みを行うものが一般的である。そのような設計は利用者之余分な手間を強いるうえ、その部分が致命的なセキュリティホールにもなりうる。不特定多数の人物を対象とした既存のシステムで指紋のみを用いた認証が使用されていない理由としては、認証率に対する懸念のほか、認証に要するコストが大きな問題として挙げられる。その実現のために必要となるのは、万人不同の指紋情報を効率的に記述すること、そのすべてに対して高速に照合を行うことである。本稿ではこれらの問題を解決するため、指紋のみから唯一の人物を特定可能とする手法を提案し、その有用性を評価する。

既存の代表的な指紋照合手法には、(1) 指紋の特徴点（隆線パタン中の渦の中心など）を基準に照合するもの [伊藤 1990], (2) 隆線パタン中の端点や分岐点の位置・方向などを特徴としてネットワークを記述するもの（マニューシャネットワーク法） [太田 1988], (3) 指紋画像を複数の小領域に分割してコード化するもの [中村 1982], などがある。それぞれ単独または複合的な使用による有効性が示されているが、多くは指紋画像に基づく照合手法である。前処理として特徴点や隆線パタンの抽出のための処理のほか、多量のルールやネットワークの生成を必要とするため、演算負荷やデータ量の面で高コストとなる。

また、指紋の原画像は個人情報そのものであり、処理過程では速やかに破棄できることが望ましい。以上から、ルールやネットワーク、指紋画像への依存を抑制した手法が期待される。

先述の指紋現画像における特徴点を基準としてパタンマッチングを行う各手法とは異なる手法として、指紋画像から得られるスペクトルに基づく照合手法が提案されている [藤吉 1997]。この手法では指紋画像を 1 ラインごとに切り出し、濃淡信号を時系列信号とみなし周波数解析を適用して得られるスペクトルを用いて特徴を表現する。これに続く提案からは、指紋画像中の特徴スペクトルの遷移を確率モデルを用いて記述することで、個人特有の特徴や複数画像における揺らぎを統計的に捕捉できることも示されている [梅崎 1998]。確率モデルに基づく手法により、万人不同の指紋情報の効率的な記述や高速な照合が可能であるが、個々の指紋に最適化されたモデルの学習のためにヒューリスティックなパラメータのチューニングを要する。そのノウハウについては十分な議論がなされていないため、不特定多数の人物を対象としたシステムの実現は困難である。

指紋は万人不同ではあるが、各々の特徴はランダムなものではないため、あらゆる人の指紋は有限な型への分類や、一般的な指標に基づく特徴の記述が可能である。そこで本稿では、指紋画像の特徴表現には先行研究と同様のスペクトルを用い、よりシンプルかつロバストな枠組みによる問題の解決を試みる。ここで検討するアイデアは、既知のあらゆる指紋画像に出現するすべての特徴スペクトルを傾向に従い分類し、さらに量子化を行うことで、未知の指紋画像に含まれるあらゆる特徴スペクトルを代替するものである。これにより同時に扱える指紋の数を無制限に拡張できるほか、あらゆる指紋の表現に必要な十分な特徴のパタンを網羅した辞書に類する知見を得られると考えられる。また、量子化された特徴は個人の特徴そのものではなくなるため、その状態で指紋の照合を行える本手法のアプローチは、個人情報の保護にも寄与しうる。

## 2. 提案手法

## 2.1 指紋画像の採取

提案手法では、ライン状のセンサを搭載したスワイプ式のデバイスで採取した指紋画像を用いる。指紋の入力の様子と、



図 1: センサと指紋の入力



図 2: 入力画像例

得られる画像の例を、それぞれ図 1, 図 2 に示す。このセンサはほかの方式のセンサに比べて小型軽量かつ低コストであるほか、指紋として個人の特徴が含まれる領域の大部分を一度に入力できるため、本提案においてメリットが大きい。なお、指紋は入力時の押捺により変形するため、入力時の特徴の揺らぎはどのような方式のセンサを用いても発生しうる。そのような揺らぎに対応するアイデアについては、2.5 節で説明する。

## 2.2 指紋画像からの特徴ベクトルの抽出

指紋画像から獲得する特徴として、本提案では隆線紋様の周波数成分（スペクトル）に着目する。周波数解析手法としてはフーリエ変換や線形予測分析などが一般的であるが、提案手法では群遅延スペクトル（以降 GDS）を用いる。GDS は、線形予測分析により推定される全極型フィルタ  $H(z)$  における位相スペクトルの周波数微分として定義される。 $H(z)$  は次式で与えられる：

$$H(z) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} \quad (1)$$

ここで  $p$  は LPC 分析次数、 $a_k$  は線形予測係数である。 $H(z)$  の位相スペクトルを求めるため、(1) 式の分母のみに注目した伝達関数  $H'(z)$  を考える。 $a_0 = 1$  の場合、 $H'(z)$  は次式で与えられる：

$$H'(z) = \sum_{k=1}^p a_k z^{-k} \quad (2)$$

$H'(\omega_i)$  は  $M$  点の  $a_k$  の DFT により得られ、 $H'(z) = H'(z)|_{z=e^{j\omega}}$  により、 $H'(\omega_i) = \sum_{k=0}^p a_k e^{-j\omega_i k}$ 、 $\omega_i = (2\pi i)/M$  である。 $i$  番目の周波数を  $\omega_i$  とすると、その位相  $\theta(\omega_i)$  と群遅延スペクトル  $T_g(\omega_i)$  は次式で得られる：

$$\theta(\omega_i) = -\tan^{-1} \frac{\Im(H'(\omega_i))}{\Re(H'(\omega_i))} \quad (3)$$

$$T_g(\omega_i) = -\frac{\Delta\theta(\omega_i)}{\Delta\omega} \quad (4)$$

ここで周波数帯域の分割数を  $L$  とすると、 $\Delta\theta(\omega_i) = \theta(\omega_i) - \theta(\omega_{i-1})$ 、 $\Delta\omega = \pi/L$  である。

一般的に、なだらかな包絡成分は雑音を受けやすい性質を備えるが、それを取り除いた GDS では、指紋の線幅などにみられる指紋らしさの特徴を削減し、個人に依存した特徴を強調する作用を得られる [梅崎 1989]。また、LPC スペクトルにおけるなだらかな崩落成分を抑制し、スペクトルのピークが強調された GDS は、雑音に対してもロバストな特徴量であることが示されている [松本 2002]。さらに、GDS による特徴ベクトルでは各次に定数  $C$  の積による平滑化を施すことで、より優れた特性が得られることも示されている [竹内 2010]。この  $C$  は入力画像や他のパラメータとの関係に依存して最適値が変動するため、後述の評価実験では複数の候補を用いる。

## 2.3 特徴ベクトルの量子化

あらゆる指紋画像の特徴を効率的に記述するため、提案手法では、まず登録画像として用意できる既存の指紋画像から得られるすべての画像に対して先述の手法を適用し、GDS に変換されたスペクトルに基づく特徴ベクトルを取得する。すべての特徴ベクトルを列挙すると膨大な数となるが、それらの特徴の傾向に従い分類することで、適当な数の代表的なパターンが得られる。提案手法ではベクトル量子化において一般的な LBG アルゴリズムを適用し、分割最適化クラスタリングを行う。これにより、特徴ベクトルをそれ以外のラベル情報などに頼ることなく  $K$  個の代表ベクトルに分類できる。そして、各代表ベクトルを特定のアドレスで参照可能としたコードブックを構築する。微小な相違の近似を許容することで、あらゆる特徴ベクトルをコードブック内のいずれかの代表ベクトルに近似できる。

より多数の代表ベクトルへ分類する場合、微細な特徴ベクトルの相違をユニークに記述できるが、各代表ベクトルの一般性と記述効率が低下する。一方、より少数の代表ベクトルへ分類する場合、特徴の記述効率は向上するが、多様な入力画像を的確に分類し、ユニークに記述することが困難となる。あらゆる指紋画像に対応する上で必要十分な代表ベクトルをどの程度の  $K$  値で網羅できるかは、後述の評価実験で検証する。

## 2.4 特徴ベクトルの類似性の評価指標

一旦構築したコードブックは、あらゆる指紋の特徴を代替表現可能な辞書に類するものとして機能する。あらゆる指紋の照合処理は、コードブック内のいずれかの代表ベクトル間の比較を繰り返すことに相当する。すべての代表ベクトルはコードブックにより既知であるため、各ベクトルの距離値を予め算出しておくことで、あらゆる代表ベクトル間の類似度を瞬時に参照可能なテーブルが得られる。これにより、照合処理中に特徴ベクトル間の距離値を逐一算出し直す必要がなく、演算負荷の大幅な削減が見込める。

提案手法では、各代表ベクトル間の類似度の評価に、両者のユークリッド距離を用いる。比較を行う代表ベクトルをそれぞれ  $q, r$  とすると、両者の距離値  $d(q, r)$  は次式で得られる：

$$d(q, r) = \sum_{l=1}^L \sqrt{(q_l - r_l)^2} \quad (5)$$

## 2.5 特徴ベクトルの照合

2.1 節で述べたように、同一指の指紋の間でも、得られる特徴ベクトルの内容には、入力度に揺らぎが生じる。そのため同一の指の画像でも入力画像の始端および終端の位置が物理的に異なるものとなるが、そのような箇所は照合の対象外とし、双方の画像で同一の部位のみの類似性を適切に評価する必要があると考えられる。これを解決する手法として、端点フリー DP マッチング (図 3) が有用である [鹿野 1982]。最適パスの探索には  $1/2$  および  $2$  の傾斜制限を持つ対称型 DP パス (図 4) を使い、始端点から  $\Delta$ 、終端点から  $\Delta'$  をフリー区間とする。

任意の経路における最小累積距離の算出手法を説明する。ここで各種変数を以下のように定義する：

$g(i, j)$ : 照合画像の代表ベクトル系列における  $i$  番目の代表ベクトルと登録画像の代表ベクトル系列における  $j$  番目の代表ベクトルまでの最小累積距離

$d(i, j)$ : 照合画像の代表ベクトル系列における  $i$  番目の代表ベクトルと照合画像の代表ベクトル系列における  $j$  番目の代表ベクトルとの対照における距離

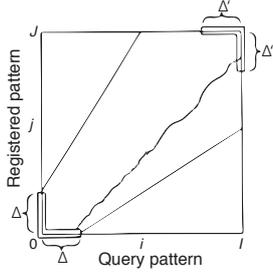


図 3: 端点フリー DP マッチング

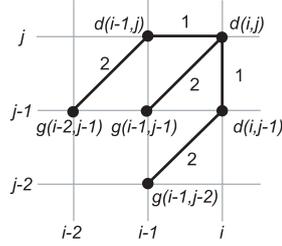


図 4: 対称型 DP パス

端点フリー区間を含む累積距離の初期条件を以下に定める：

$$\begin{cases} g(0, 0) = 0 \\ g(1, j) = g(0, 0) + (j + 1) \times d(1, j) \\ g(t, 1) = g(0, 0) + (i + 1) \times d(i, 1) \end{cases} \quad (6)$$

ここで  $1 \leq j \leq \Delta$ ,  $1 \leq j \leq \Delta$  である。そして、最小累積距離を以下に定める：

$$g(i, j) = \min \begin{cases} g(i-1, j-2) + 2 \times d(i, j-1) \\ g(i-1, j-1) + 1 \times d(i, j) \\ g(i-2, j-1) + 2 \times d(i-1, j) \end{cases} + d(i, j) \quad (7)$$

但し,  $(i = 2, \dots, I), (j = 2, \dots, J)$

DP パスの評価指標には、 $\Delta'$  の範囲内で次式で示される正規化累積距離が最小となる  $D$  を採用する：

$$D = \min \begin{cases} G(i, J), & I - \Delta' \leq i \leq I \\ G(I, j), & J - \Delta' \leq j \leq J \end{cases} \quad (8)$$

ここで  $G(i, j) = g(i, j) / (i + j)$  である。

## 2.6 連続する特徴ベクトルの平滑化

個々の特徴ベクトルは連続する画像の 1 ラインに対応し、隣接するベクトル間の特徴は原画像と同様に連続的に変化する。そこで提案手法では連続する  $N$  ライン分の特徴ベクトルを平滑化し、単一のベクトルとして扱うことも検討する。ここで、128 ラインの画像 1 枚の特徴表現に要する特徴ベクトルの数は  $128/N$  となる。 $N$  の値を増加させることで照合処理の効率化が可能となるが、平滑化された特徴ベクトルに対してさらに量子化を行うため、認証性能とのトレードオフが考えられる。適切な  $N$  値の設定については、後述の評価実験で検証する。

## 3. 評価実験

提案手法を用いた照合実験を行い認証性能を確認し、表 1 に示す各条件で認証性能の比較から各パラメータの最適値を検証した。以降の各実験では共通して、全 1140 指（各指 5 枚）の指紋画像をコードブックの構築に、そのうち 1044 指（各指別の 5 枚）の画像を登録に、登録指中 144 指（各指さらに別の 5 枚）の画像を照合に、それぞれ使用した。任意の画像に対する照合により、指ごとに登録画像枚数分の評価値が得られる。各指を全登録指と比較し、最も高い評価値の登録指が照合指と合致した場合を照合成功とする。本節では、この照合の誤り率 (%) により、手法の認証性能を評価する。なお、提案手法中の周波数解析および特徴ベクトル量子化の各処理にはオープンソースの音声信号処理ツールキット [SPTK] を使用し、それらの演算処理は CPU: Intel Core i7-2600K, RAM: DDR3-1333 16GB, OS: Ubuntu 14.04 LTS の PC 上で実行した。

表 1: パラメータの組合せ

画像解像度	128 × 128 px
LPC 算出	ハミング窓, 14 次
端点フリー探索範囲	$\Delta = \Delta' = 0.2 \times \{I, J\}$
GDS 算出時 DFT 点数	$M = 64$
特徴ベクトル次数	$L = 31$
GDS 平滑化次数	$C = \{1, 0.99, \dots, 0.91, 0.9\}$
LBG アルゴリズム分類数	$K = \{16, 64, 256, 1024\}$
平滑化連続ベクトル数	$N = \{1, 2, 4, 8\}$

### 3.1 提案手法の認証性能の評価

提案手法の基本的な認証性能と、各種パラメータの組合せによる性能の変化を確認する。最も詳細に特徴ベクトルを記述した  $N = 1$  における他のパラメータとの組合せによる認証性能の変化を図 5 に示す。ここでは  $K = 256$ ,  $C$  については 0.9 から 1.0 のおよそ中間の値により最も良好な認証性能が得られており、すべての照合画像について登録画像を特定できている。この結果からは、指紋照合手法としての提案手法の有用性のほか、千本を超える指の特徴を数百種類程度の代表ベクトルの組合せにより網羅できる可能性が示唆されている。

続いて、連続する特徴ベクトルを平滑化した場合の認証性能を検証する。図 6 に示す  $N = 2$  では、最も小規模なコードブックとなる  $K = 16$  の認証性能はほかと比べて低く不安定となっているが、 $K = 256$  においては、 $N = 1$  の場合に比べてより安定して高い認証性能が得られている。ここから、連続する特徴ベクトルを平滑化して用いることは、特徴記述の効率化だけでなく、認証性能の向上にも寄与していることがわかる。一方、図 7 に示す  $N = 4$  では、多くの条件で  $N = \{1, 2\}$  に比べて顕著な認証性能の低下が認められる。ゆえに、これ以上の  $N$  値では照合処理効率と認証性能のバランスの維持が困難になると考えられる。ここでも  $K = 256$  の場合が最も良好な認証性能を示しているが、認証性能がピークに達するのは  $C = 0.98$  であり、この点は  $N = \{1, 2\}$  の傾向とは異なる。その周辺でより詳細なパラメータの設定を行うことにより、 $N = 4$  でも概ね充分な認証性能が得られる可能性がある。

### 3.2 既存手法との比較

類似した特徴抽出過程を備える、ほかの手法との比較を行う。

#### 3.2.1 照合処理の高速化

ここでは前節で示した認証性能の妥当性を評価するほか、特徴ベクトルの量子化による照合処理の高速化度合いについても確認する。比較のための指標として、提案手法と共通の手順で画像から算出した特徴ベクトルを、量子化せずに直接ほかの画像の特徴ベクトルと比較する手法を用いる。あらゆる特徴ベクトル間の距離を逐次算出することから演算負荷の増大を伴うが、提案手法に比べて高い認証性能が得られると考えられる。

表 1 に示す提案手法と同様の  $M = 64$ ,  $L = 31$ ,  $C = \{1, \dots, 0.9\}$ ,  $N = 1$  の組合せによる照合実験の結果、特徴ベクトルを直接比較する手法では、平均 1.39% の照合誤り率が得られた。その照合性能は提案手法に比べて安定して高いが、前述の評価実験から、提案手法でも各パラメータの設定次第で同等以上の認証性能が得られることが示されている。

両手法における演算負荷の違いは、DP マッチングによる照合処理で比較できる。画像 1 組分の特徴比較に要した時間は、特徴ベクトルを直接比較する手法で約 305 ms に対し、提案手法で約 35.7 ms であり、約 8.57 倍の高速化が可能であるほか、 $K$  値の設定には依存しないことが確認された。以上から、量子化により特徴ベクトル間の類似度の逐一算出が不要となる

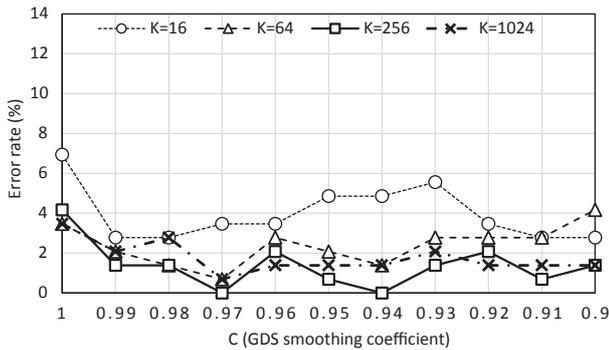


図 5: 提案手法による指単位の認証性能 ( $N = 1$ )

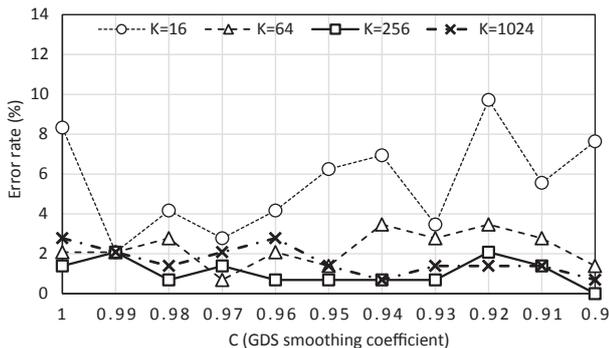


図 6: 提案手法による指単位の認証性能 ( $N = 2$ )

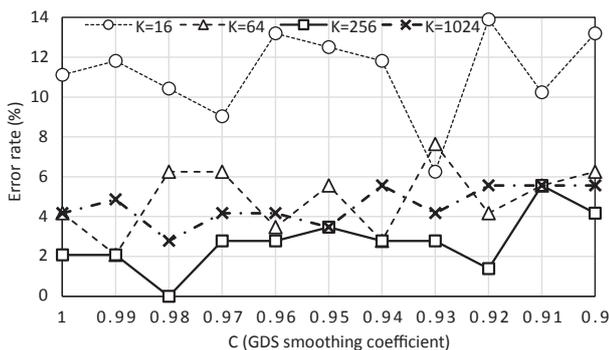


図 7: 提案手法による指単位の認証性能 ( $N = 4$ )

提案手法のメリットが定量的に示されたといえる。

提案手法ではこれに加え、連続する特徴ベクトルの平滑化により、より大幅な演算負荷の削減が可能となる。 $N$  の値に依存した演算負荷の比較結果を図 8 に示す。ここから、平滑化するベクトル数を増加させることで、演算効率はその以上に向上することがわかる。

### 3.2.2 特徴記述の効率化

最後に、提案手法のもう一つの利点である特徴記述の効率化について検証する。提案手法では指紋画像 1 枚の特徴を量子化した特徴ベクトルのアドレス  $\sqrt{K}$  bits を  $128/N$  ラインで記述する。具体的なデータ量は各パラメータの組合せに依存するが、先述の評価にて安定して高い認証性能を示した  $K = 256$ ,  $N = 2$  を一例とすると、8 bits の特徴ベクトル 64 ラインであり、指紋画像 1 枚の特徴を合計 64 bytes で記述できる。この特徴ベクトルの量子化の寄与により、提案手法のデータ量は、特徴ベクトルを直接比較する手法に対して大幅な削減が可能であるほか、同様に周波数解析に基づく画像の特徴表現を行う既存の指紋照手法 [UB-safe] に対しても概ね数分の一程度となることが確認されている。なお、提案手法では画像の特徴とは別に代表ベクトル間距離のテーブルを別途保持する必要がある

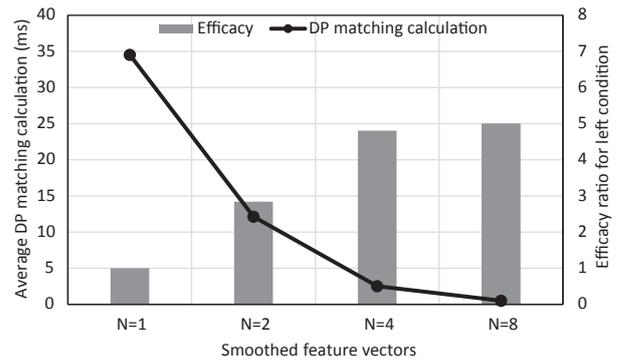


図 8: 連続特徴ベクトル平滑化による演算効率の比較

るが、このテーブルのデータ量は管理する画像の枚数に依存せず、あらゆる画像の特徴表現に共通して使用されるため、枠組み全体で必要となるデータ量の削減にも貢献するといえる。

## 4. まとめ

本稿では多人数の生体情報の識別を単一の枠組みで実現することを目的とし、画像から周波数解析により得られる特徴ベクトルの量子化に基づく指紋照手法を提案した。提案手法の基本的な有用性の検証を行い、量子化を行わない場合に対しても認証性能を保持しつつ、多様な指紋画像の特徴を有限なパターンの組合せとして効率的に記述し、高速な照合処理が可能であることを示した。提案手法は照合の際に原画像を必要としないため、個人の特徴そのものを保持する必要がなく、生体認証用途への親和性に優れる。また、提案手法により得られる代表ベクトルは個人の特徴に依存しない一般性を備えるため、未知の画像の表現に柔軟に対応できる。本稿で得られた認証性能を維持しつつ、より多様な指紋画像の特徴を効率的に表現するため、代表ベクトル間関係性について体系的な関連付けを行う枠組みの導入などについて検討を進めている。

## 参考文献

[Maio2003] Dario Maio, Anil K. Jain, Salil Prabhakar (Eds.): Handbook of Fingerprint Recognition, Springer Professional Computing, Springer, 2003.

[伊藤 1990] 伊藤伸一郎, 金岡泰保, 浜本義彦, 富田真吾: 中心点に着目した指紋画像の一分類法, 通信学会論文誌 (D), Vol. J-73, No. 10, pp. 1733-1741, 1990.

[太田 1988] 太田直哉, 田中和恵, 浅井紘: 個人識別用指紋照端末のための指紋入力方法と照合アルゴリズムの改良, 通信学会技術報告, PRU88-36, pp.45-52, 1988.

[中村 1982] 中村納, 後藤健太, 南敏: 方向分布パターンに夜指紋画像の分類, 通信学会論文誌 (D), Vol. J65-D, No. 10, pp. 1286-1293, 1982.

[藤吉 1997] 藤吉弘巨: 高性能画像認識とその入退出管理への応用, 中部大学, 1997.

[梅崎 1998] 梅崎太造, 竹内英世, 藤吉弘巨: 離散及び連続出力分布型 HMM による指紋照手法の比較, 電気学会論文誌 (C), Vol. 118, No. 6, pp.955-960, 1998.

[梅崎 1989] 梅崎太造, 板倉文忠: 全極型フィルタの群遅延スペクトルによる音声分析とその音声認識用スペクトル距離尺度への応用, 通信学会論文誌 (D-II), Vol. J72-D-II, No. 8, pp. 1141-1150, 1989.

[松本 2002] 松本憲幸, 佐藤省三, 藤吉弘巨, 梅崎太造: LPC 分析に基づく指紋照手法の評価, 電気学会論文誌 (C), Vol. 122, No. 5, pp.799-807, 2002.

[竹内 2010] 竹内英世, : 実環境で動作する指紋照装置に関する研究, 名古屋工業大学, 2010.

[鹿野 1982] 鹿野清宏, 杉山雅英: 単語音声認識における LPC スペクトルマッチング尺度の評価, 通信学会論文誌 (D), Vol. J65-D, No. 5, pp. 535-541, 1982.

[SPTK] Speech Signal Processing Toolkit (SPTK) version 3.9, <http://sourceforge.net/projects/sp-tk/>, 2015.

[UB-safe] DDS, Inc.: 指紋認証ソリューション「UB-safe」, <http://en.dds.co.jp/product/ubf.unit/>, 2000.