離散及び連続出力分布型 HMM による指紋照合法の比較

正員 梅 崎 太 造 (中 部 大 学)

非会員 竹 内 英 世 (中央発條(株))

非会員 藤 吉 弘 亘 (中 部 大 学)

Comparison of the Fingerprint Verification Methods

Based on the Discrete and Continuous Hidden Markov Model

Taizo Umezaki, Member (Chubu University), Hideyo Takeuchi, Non-member (Chuo Spring co.,ltd.),
Hironobu Fujiyoshi, Non-member (Chubu University)

In this paper, two fingerprint verification methods based on the discrete and continuous hidden markov model(HMM) are proposed, and those performances are evaluated. First, the optimal number of state for the continuous HMM is investigated. In case of x direction analysis, the number of state is less than the number of state which are necessary in case of y direction analysis, because there is a blank area in the upper part of fingerprint image. Next, the verification abilities of the discrete and continuous HMM are compared. When the HMM for one finger was built from 10 fingerprint images for a fingerprint registration, 100 [%] and 99.9[%] verification rates were obtained respectively using the discrete and continuous HMM (Type II error 0 [%]). However the memory capacity which is needed for a fingerprint registration is fewer in the continuous HMM, and it is shown that about 6 k bytes are necessary.

キーワード：指紋照合，隠れマルコフモデル，離散分布型 HMM，連続分布型 HMM，ベクトル量子化

1. はじめに

現在，重要エリア，家，車等の入退室管理を目的として普及している個人照合手段には，鍵，ID カード，パスワード等がある。しかし，これらには盗難，偽造，漏洩等の問題がある。そこで指紋，網膜パターン，顔，音声など人間の身体的特徴を利用した方法が期待されている。特に指紋は，終生不変，万人不同，ユーザインターフェースの良さ，高い照合率などから個人照合法としての信頼性は極めて高い。

指紋の特徴抽出及び照合法としていくつかの方法が提案されて来た^{(1)~(6)}。特に，指紋隆線の端点や分岐点の位置，方向及びこれらの特徴間の隆線数を個人の特徴とするマニューシャネットワーク方式は，有効とされて来た。日本やアメリカ等の警察業務で広く使用されているが，ルール生成やネットワーク生成を行う必要があり，記憶量や計算量の点でシステムが大がかりになるという問題がある。

これまで，筆者らは指紋を家や車などの鍵に用いる目的で，小規模システムで実現できる方式として，指紋スペクトルの DP マッチングによる照合法や，離散出力分布型 (以後離散分布型と略す) の隠れマルコフモデル (Hidden Markov Model, 以後 HMM と略す) による指紋照合法を提案して来た^{(13)~(15)}。これらの方法は，指紋画像の水平・垂直方向

に対して，1 ライン毎に切り出される濃淡信号を時系列信号と見なして，周波数解析したときのスペクトルを利用するもので，指紋原画像における特徴点を規準にしてパターンマッチングを行う従来法とは異なる。特に後者の HMM 法では，指紋スペクトルの遷移を統計的確率モデルで表現できるため，個人的特徴やひずみ及び位置ずれが統計的に捉えられることを示して来た。しかしながら，離散分布型 HMM にはベクトル量子化による精度低下の問題がある。

本論文では，ベクトル量子化を必要としない連続分布型 HMM による指紋照合法および離散分布型 HMM との比較について検討する。

2. HMM による指紋照合法

〈2・1〉 HMM の基本概念 HMM は，音声認識の分野をはじめとして，最近では画像認識の分野においても活発に利用されている^{(8)~(12)}。

本論文で用いる HMM は，図 1 に示すような Left-to-Right 型の構造を持つ。ここで $a_{i,j}$ は，状態 S_i から状態 S_j に遷移する確率である。また， $b_{i,j}(k)$ は状態 S_i から状態 S_j に遷移するときにシンボル k を出力する確率である。出力シンボルにより，一意に状態遷移確率が決定されない非決定性有限オートマトンである。HMM による指紋

図1 5状態4ループのHMM
Fig. 1. HMM with 5 states 4 loops.

図2 離散分布型HMMの概念図
Fig. 2. Concept figure of discrete HMM.

照合を行う場合、登録者の登録指全てに対してHMMを設計する必要がある。

〈2・2〉離散分布型HMM 学習用指紋データから算出される指紋スペクトルの総数に対して、2分割LBGアルゴリズムを使い128個のクラスにクラス分けする。この分割数が最も適していることが、これまでの実験により判明している⁽¹⁵⁾。各クラスの平均ベクトルが、ベクトル量子化の際に参照するコードブックとなる。

図2に離散分布型HMMの概念図を示す。指紋画像をx方向に分析した場合のモデルである。分析した指紋の群遅延スペクトル (Group Delay Spectrum, 以後GDSと

図3 GDS各チャンネルの分布
Fig. 3. Channel distributions of GDS.

略す)をベクトル量子化(VQ)したときのシンボル系列(VQ-GDS)がHMMの学習及び照合実験に使用される。シンボルとは、ベクトル量子化器より出力されるラベルのことで、ここでは、クラス番号1, ..., 128を意味する。HMMの1つの状態 S_i は、シンボル系列 $y_1, y_2, \dots, y_{128}$ の任意部分に対応づけられる。シンボル系列は指紋画像における位置と対応している。即ち、図2の例では、状態 S_0 は指紋照合時の位置ずれ、 S_1 は指紋上部、 S_2 は指紋中部、 S_3 は指紋下部の領域を表現する。

〈2・3〉連続分布型HMM 連続分布型HMMではGDSの出現確率を無相関正規分布で近似する。そのため、GDSの分布をあらかじめ調べておく必要がある。図3に、GDS1~6チャンネルの分布を示す。これはHMMの学習に用いる一人分の指紋100個から求めたものである。GDSの各チャンネル成分は、ほぼ正規分布に従っていることがわかる。なお、パラメータの値が零となるところに集中して分布しているのは、指紋画像における空白部分のスペクトル(零ベクトル)である。図4に連続分布型HMMの概念図を示す。32チャンネルの指紋GDSをコード化せずにベクトルのまま取り扱う。即ち、シンボル系列 $y_1, y_2, \dots, y_{128}$ はベクトルとなる。

一つの状態 S_i に対応するシンボル系列の一部分 $y_t, y_{t+1}, \dots, y_{t+n}$ ($1 \leq t, t+n \leq 128$)が $[\mu_i, \sigma_i^2]$ の無相関正規分布に従うと仮定する。このモデルは、パラメータ数が少ないため、計算誤差が少なくなるという特徴を持つ⁽¹⁰⁾。

図4 連続分布型HMMの概念図
Fig. 4. Concept figure of continuous HMM.

図5 対数尤度の分布
Fig. 5. Distribution of the logarithmic likelihood.

シンボル出力確率 b は、正規分布の確率密度関数の積として (1) 式により計算される。ここで k はベクトルの第 k 要素を示す。

$$b_{i,j}(y, \mu_i, \sigma_i^2) = \prod_{k=1}^{32} \left(\frac{1}{2\pi\sigma_{i,k}^2} \right)^{1/2} \exp \left\{ -\sum_{k=1}^{32} \frac{(y_k - \mu_{i,k})^2}{\sigma_{i,k}^2} \right\} \quad \cdots (1)$$

〈2・4〉 照合方法 図5は、他人と本人の未知入力データに対するHMM受理確率である。指紋照合時、入力されたシンボル系列に対してHMM受理確率を求め、照合時の距離とする。あらかじめ求めてある確率しきい値と比較し、高いとき本人、低いとき他人と判定する。しきい値は、他人指紋用のデータベースを用いて他人棄却率が100.0[%]となるように設定する。

表1 指紋データベース

Table 1. Database for examine.

データセット	採取指	人数	個数 (計)
A	右手親指	47	15 (705)
B	右手親指	10	200 (2000)

3. 指紋データベース

実験に使用する指紋は、CCDカメラやプリズム等で構成される指紋入力装置により採取したもので、256×512、256階調の白黒データである。指紋入力時における押捺位置と向きの学習は実環境を考慮して一切行われていない。そのため微小ではあるが、ある程度回転したデータも含まれている。また、押捺時、ガラス面の拭き取り操作は行わないため、残留指紋の情報を多く含んでいるものもある。

表1は、評価実験に使用する指紋データベースについて示したものである。データセットAは、他人指紋として用いる。データセットBにおける偶数番号の100個は、HMMの学習用として用いる。残りの100個は照合実験用とする。なおデータセットBの10名は、データセットAには含まれていない。

4. 分析方法

〈4・1〉 指紋の特徴抽出 図6に指紋の分析例を示す。まず、256×512の指紋原画像から、指紋以外の余分な高周波ノイズを除去するため、128×128のサイズに切り出し圧縮する。この解像度のとき最も高い照合率を与えることが、これまでの実験により判明している⁽¹³⁾。次に、 x, y 方向1ライン毎の信号にハミング窓を掛けた後、14次のLPC分析を行い32チャンネルのGDSに変換して行き128フレーム分のスペクトル列を得る。ここで、フレームとは水平または垂直方向に分析された指紋スペクトル列における任意の1ラインを指す位置情報である。

GDSは、全極型フィルタの位相スペクトルの周波数微分として定義され、LPCスペクトルにおけるなだらかな包絡成分を抑制し、スペクトルのピーク強調を行う特徴を持つ⁽⁷⁾。一般になだらかな包絡成分は、雑音の影響を受け易い性質があるため、それを取り除いたGDSは、雑音に対して影響を受けにくいという特徴を持つ。

〈4・2〉 GDSの平滑化 GDSはスペクトルピークが先鋭化され過ぎるという特徴があるため、照合時にある程度スペクトルピークを平滑化した状態で用いる必要がある。平滑化の度合は、線形予測係数 a_k へ次式のような重み付けを行うことにより調整できる。つまり、 a_k を $\hat{a}_k$ で置き換える。

$$\hat{a}_k = c^k a_k \quad (c \leq 1) \quad \cdots (2)$$

ここで、 c は平滑化係数である。 c を0.80～0.95まで変化させたときの1フレーム分のGDSを図7に示す。 c が小さくなるとスペクトルピークは、より平滑化される。

表2 HMM の最適な状態数
Table 2. Optimal number of state for HMM.

照合法	x 方向分析	y 方向分析
離散分布型 HMM	6	5
連続分布型 HMM	6	8

5. 評価実験

〈5・1〉 HMM 状態数の検討 図8に連続分布型 HMM の状態数を 4, 5, 6, $\dots$, 10 と変化させたときの照合率の変化を示す。学習サンプル数は 1 モデルにつき 100 個である。 x 方向分析では、状態数 6 の HMM が最も高い照合率を示しているが、 y 方向分析では、状態数 8 のときが最も高い。 x 方向分析では、入力画像の指紋上部に空白領域が存在するため、 y 方向分析と比べ必要な状態数は少なくて済む (図9参照)。

表2は、離散分布型 HMM と連続分布型 HMM の最適な状態数を示したものである。なお、離散分布型 HMM の状態数は、これまでの実験により確かめられたものである⁽¹⁴⁾。 y 方向分析の場合、離散分布型 HMM で5状態、連続分布型 HMM で8状態のとき最も照合率が高い。離散分布型では指紋のスペクトルピークが、ベクトル量子化により丸められるため、スペクトル変化量が小さくなり、それを表現するのに必要な状態数は少なくなる。

次に、 x 方向分析での最適状態数は、離散・連続分布型とも6である。図9は、指紋画像を x 方向に分析したときの各フレームに対する状態遷移の様子である。10 人分の平均値で示してある。

離散分布型 HMM の場合、各状態でのフレーム方向に対する滞在確率分布は正規分布に近く、その滞在区間は一定範囲内に限定されている。ベクトル量子化により作成された疑似スペクトル列は、スペクトルの概形がより平滑化さ

図6 指紋の分析例

Fig. 6. Examples of the fingerprint analysis.

図7 c に対する GDS

Fig. 7. GDS for several smoothing parameter c .

図8 状態数に対する照合結果

Fig. 8. Recognition result for the number of state.

れた状態となるため、多少の位置ずれに対処できる。また、ある一定区間内にしか滞在しないような HMM が設計されていると考えられる。一方、連続分布型 HMM の場合、ベクトル量子化を行わない分、遷移確率は指紋のわずかな位置ずれに対しても影響を受け易く、遷移区間の分布にずれが生じる。故に、離散分布型と比べて、同じ状態数を持つ HMM を設計しても遷移区間の位置は入力指紋によりばらつきがある。

離散分布型 HMM ではベクトル量子化を行うため、空白領域のスペクトルにも指紋の情報が含まれてしまう (一律 0 値ではない空白領域のスペクトルも含めてクラスタリングすると、多数のコードが空白領域用に割り当てられてしまい、真の指紋スペクトルに対するコード数が少くなり近似精度が落ちる。そのため、クラスタリング時に、空白領域は含めていない)。故に、指紋を x 方向に分析した場合、空白領域を十分表現できず、 y 方向より多くの状態数が必要となる。これに対して、連続分布型 HMM では空白領域を位置ずれとして吸収するため、 y 方向より少ない状態数で済む。

〈5・2〉 離散・連続分布型 HMM の性能比較 図10に GDS の平滑化係数 c を変化させたときの照合率を示す。図10(a)は x 方向分析、図10(b)は y 方向分析の結果である。学習サンプル数は 1 モデルにつき 10 個とする。こ

図9 各状態の遷移区間

Fig. 9. Transition width of each state.

ここで、 y 方向の照合率が x 方向と比べて低いのは、入力画像 (256×512) に対する圧縮比が x 方向で $1/2$ 、 y 方向で $1/4$ と異なるためである。HMM の状態数は離散・連続分布型とも表2の通りとする。

離散分布型 HMM の場合、ベクトル量子化の際に参照するコードブックは各クラスの平均ベクトルの集合である。故に、平滑化係数 c をある程度小さく取り、GDS を平滑化することで、照合し易くなる。連続分布型 HMM では、平滑化係数に対する照合率の変動が大きいが、最適な値を選択することにより高い照合率が得られる。

x 方向分析では、離散分布型 HMM の照合率が連続分布型より若干高く、99.6 [%] (平滑化係数: 0.83) を得た。一方、 y 方向分析では、連続分布型 HMM の方が 5.8 [%] 高く照合率は 83.9 [%] (平滑化係数: 0.93) である。次に、まず x 方向の HMM 出力確率で1回目の照合を行い、このとき棄却された指紋に対してさらに y 方向の HMM を用いて2回目の照合を行う。つまり2回続けて棄却された指紋のみを他人指紋と判断する。この x, y 両方向の総合判定では、離散分布型 HMM で 100.0 [%]、連続分布型 HMM で 99.9 [%] とほぼ同等の照合率が得られた。

(5・3) 記憶量の比較 一つの HMM 記憶量は、離散分布型で $(a_{i,j}$ の数 $+ b_{i,j}(k)$ の数) $\times 8$ バイト、連続分布型で $(a_{i,j}$ の数 $+ \mu_{i,k}$ の数 $+ \sigma_{i,k}^2$ の数) $\times 8$ バイトとなる。

(a) x 方向分析 (b) y 方向分析図10 平滑化係数 c に対する照合結果Fig. 10. Recognition results for the smoothing parameter c .

x, y 両方向合わせると、離散分布型 HMM で 18576 バイト、連続分布型 HMM では 6336 バイトとなり、連続分布型の方が離散分布型の約 $1/3$ の記憶量で済む。

(5・4) 考 察 (1) 既に多くの照合装置に採用されているマニューシャネットワーク法は、画像レベルでエッジ強調や細線化等の前処理、特徴点の抽出および照合を行うため、2次元の情報処理を行う必要があり、その分計算量および記憶量が増すことになる。また、知識ベースの処理を行うため、多くのルール生成が必要であり、設計手順が複雑になるという問題が上げられる。一方、HMM 法は音声認識手法と同様に、スペクトルレベルでの1次元処理問題に展開しているため、従来の前処理は必要とせず、計算量が少なく、ルール生成も必要としない。鍵の代用となる照合装置を考えた場合、設計が比較的容易で小型化に適している。

(2) 次に、先に我々が提案して来た DP マッチングによる手法 (すでに企業により市販されており、銀行・研究所・個人の家等で鍵の代役として利用されている) との比較について述べる⁽¹³⁾。DP マッチング法もスペクトル分析までのアルゴリズムは HMM 法と同じであるため、従来のマニューシャネットワーク法等と比較すると HMM 法と同様の利点がある。しかし、記憶量と計算量の点では HMM 法には及ばない (表3参照)。

表 3 記憶量と計算量の比較

Table 3. Comparison of the memory capacity and the computation quantity

照合法	記憶量の比率	計算量の比率
端点フリー DP マッチング法	25.3	20.4
離散分布型 HMM 法	2.9	0.89
連続分布型 HMM 法	1.0	1.0

実用化を考えた場合、停電時に登録データが消去されないように比較的高価なフラッシュメモリを用いる必要がある。故に、照合性能と計算量がほぼ同等であれば連続分布型 HMM を用いる方が良いと云える。16M バイトのフラッシュメモリを用いる場合、約 2500 指登録できることになる。

6. む す び

離散及び連続分布型 HMM による指紋照合法とその性能評価について述べた。

まずはじめに、連続分布型 HMM の状態数について検討した。指紋画像を x 方向に分析した場合、6 状態 5 ループ、 y 方向の場合、8 状態 7 ループが最も高い照合率を与えた。 x 方向分析では入力指紋画像の上部に空白領域が存在するため、 y 方向と比較して、最適な状態数が少なくなる。

次に、離散分布型 HMM と連続分布型 HMM の性能比較について述べた。離散分布型 HMM では、ベクトル量子化の際に平均ベクトルの集合であるコードブックを参照するため、GDS の平滑化係数を 0.80 程度と小さくして、より平滑化を行う必要がある。一方、連続分布型 HMM では、あまり平滑化を行う必要がなく、平滑化係数としては 0.9 程度で良いことが判明した。

10 サンプル学習のとき、離散分布型 HMM で 100.0 [%]、連続分布型 HMM で 99.9 [%] と、ほぼ同等の照合率が得られたが、指紋登録者一人あたりの記憶量は、連続分布型の方がより少なく約 6k バイトで良いことを示した。

謝辞

日頃御指導頂く中部大学工学部鈴村宣夫教授に感謝致します。

(平成 9 年 4 月 25 日受付, 同 9 年 12 月 11 日再受付)

文 献

- (1) 浅井紘, 星野幸夫, 木地和夫:「マニユーシャネットワーク特徴による自動指紋照合一特徴抽出過程」, 信学論, J72-D-II, 5, pp.724-732(1989)
- (2) 浅井紘, 星野幸夫, 木地和夫:「マニユーシャネットワーク特徴による自動指紋照合一照合過程」, 信学論, J72-D-II, 5, pp.733-740(1989)
- (3) 大和一晴, 畑豊, 矢頭尚之, 橋本哲:「谷線化による指紋照合システム」, 信学論, J71-D, 2, pp.327-335(1988)
- (4) 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」, 信学論, J73-D-II, 10, pp.1733-1741(1990)
- (5) 笹川耕一, 磯貝文彦, 池端重樹:「低品質画像でも識別能力の高い個人確認用指紋照合装置」, 信学論, J72-D-II, 5, pp.707-714(1989)

- (6) 小林哲二:「細線化画像パターンマッチングによる指紋照合」, 信学論, J79-D-II, 3, pp.330-340(1996)
- (7) 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」, 信学論, J72-D-2, 8, pp.1141-1150(1989)
- (8) F.Sugawara, M.Nishimura, K.Toshioka, M.Okochi and T.Kaneko: "Isolated word recognition using Hidden Markov Model", ICASSP 85, pp.1-4(1985).
- (9) K.F.Lee and H.W.Hop: "Large-vocabulary speaker-independent continuous speech recognition using HMM", ICASSP 88, pp.123-126(1988).
- (10) 中川聖一:「確率モデルによる音声認識」, (株) コロナ社 (1988)
- (11) 花沢利行, 川端豪, 鹿野清宏:「Hidden Markov モデルによる日本語有声破裂音の認識」, 音響学会誌, 47, 10, pp.776-785, (1989)
- (12) 大和淳司, 大谷淳, 石井健一郎:「隠れマルコフモデルを用いた動画像からの人物の行動認識」, 信学論, J76-D-II, 12, pp.2556-2563(1993)
- (13) 松本憲幸, 藤吉弘亘, 梅崎太造, 浜田敏雄:「FFT 及び LPC 分析に基づく指紋照合法の評価」, 信学技報, PRU92-4, 4, pp.25-31(1992)
- (14) 佐分利伸, 梅崎太造:「HMM による指紋照合法の評価」, 信学技報, PRU93-7, 7, pp.29-36(1993)
- (15) 竹内英世, 藤吉弘亘, 梅崎太造:「HMM による指紋照合法 - 対数尤度に関する検討 -」, 信学技報, PRU96-39, pp.15-22(1996)

梅 崎 太 造 (正員) 昭 57 豊橋技科大・工・情報卒, 昭 62 名大大学院博士課程了。同年 4 月名大助手。平 2 中部大講師。平 4 より同大助教授。平 5~6 カーネギーメロン大学客員研究員。工博。音声・画像情報処理, 聴覚障害児教育の研究に従事。電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本音響学会各会員。

竹 内 英 世 (非会員) 平 7 中部大・工・電子工卒。平 9 同大大学院博士前期課程了。現在, 画像認識装置の開発に従事。電子情報通信学会会員。

藤 吉 弘 亘 (非会員) 平 4 中部大・工・電子卒。平 6 同大大学院博士前期課程了。平 9 同大大学院博士後期課程了。現在, 同大学研究生。画像処理, パターン認識の研究に従事。電子情報通信学会会員。