

隠れマルコフモデルによる指紋照合法 —確率分布に関する考察

竹内 英世*, 藤吉 弘亘*, 梅崎 太造**

The fingerprint verification method based on Hidden Markov Model —Considerations of the probability distribution

Hideyo TAKEUCHI*, Hironobu FUJIYOSHI* and Taizo UMEZAKI**

(Received May 31, 1996)

In this paper, considerations of the probability distribution in fingerprint verification method based on HMM are examined. First, we describe that the offset value has influence on the likelihood in training HMM. In adding its value, the probabilities never become zero, and it is indicated that a value from 10^{-3} to 10^{-4} is proper. Next, the codebook size used in vector quantization is investigated. At a size of 256, the likelihood is not stable, because the rate of codes (symbols) whose frequency is lower increases. Also at a 64 size, vector quantization errors increased. It is shown that the optimal size is 128.

Keywords : Hidden Markov Model, HMM, codebook, fingerprint, vector quantization

1. はじめに

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⁾。これらの中で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、特に有効とされて来た。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、著者らは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⁽¹¹⁾⁽¹²⁾。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、コードブックを含めた HMM の最適な設計に関しては、まだ十分に議論されているとは言えない。

本論文では、まず HMM の学習回数及び学習サンプル数が対数尤度に与える影響について述べる。次に、状態遷移確率 $a_{i,j}$ とシンボル出力確率 $b_{i,j}(k)$ の分布を考慮した底上げ値について検討し、最後に指紋スペクトルのコードブック分割数と対数尤度の関係について報告する。

*電気工学専攻大学院生 (Graduate Student, Electrical Engineering)

**電子工学科 (Department of Electronic Engineering)

2. Hidden Markov Model

2.1 HMM の基本概念

今回用いる HMM は、ベクトル量子化された特徴量をシンボル系列として扱う離散出力分布型 HMM である。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 による指紋照合を行う場合、図 2 に示すように、登録者の登録指全てに対して HMM を設計する必要がある。

本論文では、図 1 で示される 5 状態 4 ループの HMM を用いる。これまでの実験で指紋照合に適したモデルであることが判明している⁽¹²⁾。1 つの状態 S_i は、指紋の任意部分に対応づけられる。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⁽¹²⁾。

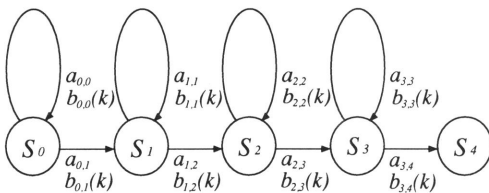


図 1 5 状態 4 ループの HMM

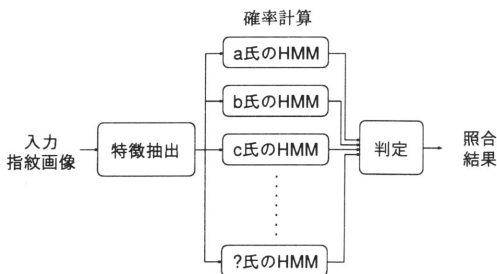


図 2 HMM による指紋照合装置

2.2 HMM の学習

HMM の学習とは、モデルの遷移確率 $a_{i,j}$ と出力確率 $b_{i,j}(k)$ の推定を行うことである。推定方法は、最尤推定法を基本とする。尤度関数を局所最大値に収束させる Expectation-Maximization アルゴリズムを適用することにより推定する。すなわち、シンボル系列に対する HMM 受理確率が最大となるように、パラメータを繰り返し計算する。式 (1)、(2) で示される再推定式を用いて遷移確率 $a_{i,j}$ と出力確率 $b_{i,j}(k)$ の推定値 $\hat{a}_{i,j}$ 、 $\hat{b}_{i,j}(k)$ を

更新する⁽¹⁰⁾。ここで、 $y = \{y_0, y_1, y_2, \dots, y_{T-1}\}$ はシンボル系列、 T はフレーム総数、 F は HMM の状態数とする。なお、フレームとは、水平または垂直方向に分析された指紋の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。

(1) 式の分母は、フレーム t において、 S_i を通過する確率の全フレームでの和であり、分子は、 $S_i \rightarrow S_j$ に遷移する確率の和である。(2) 式の分子は、 $S_i \rightarrow S_j$ への遷移でシンボル k を出力する確率の和となる。

前向きパスと後向きパスにより、フレーム t における状態 S_i の前向き確率 $\alpha(i, t)$ と後向き確率 $\beta(i, t)$ をそれぞれ計算するため、Forward-Backward アルゴリズムと呼ばれる。

$$\hat{a}_{i,j} = \frac{\sum_{t=0}^{T-1} \alpha(i, t-1) a_{i,j} b_{i,j}(y_t) \beta(j, t)}{\sum_{t=0}^{T-1} \alpha(i, t) \beta(i, t)} \quad (1)$$

$$\hat{b}_{i,j}(k) = \frac{\sum_{t=0}^{t: y_t=k} \alpha(i, t-1) a_{i,j} b_{i,j}(y_t) \beta(j, t)}{\sum_{t=0}^{T-1} \alpha(i, t-1) a_{i,j} b_{i,j}(y_t) \beta(j, t)} \quad (2)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha(i, t) = \text{フレーム } t \text{ で } S_0 \rightarrow S_i \text{ に達する確率} \\ = \sum_{j=0}^{F-1} \alpha(j, t-1) a_{j,i} b_{j,i}(y_t) \\ \beta(i, t) = \text{フレーム } t \text{ で } S_i \text{ を通過して最終状態 } S_F \\ \text{に達する確率} \\ = \sum_{j=0}^{F-1} \beta(j, t+1) a_{i,j} b_{i,j}(y_{t+1}) \end{array} \right. \quad (3)$$

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、図 3 のような 512×512 、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



図 3 指紋画像

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。

表1 指紋データベース

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)

4. 照合処理手順

4.1 分析方法

図4に指紋の分析例を示す。まず、 512×512 の指紋原画像から、指紋以外の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⁽¹¹⁾。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、LPC ケプストラムや群遅延スペクトル (Group Delay Spectrum: 以後 GDS と略す) の特徴パラメータを求める。ここで、LPC ケプストラムとは、線形予測分析により得られる対数スペクトルを信号波形と見なして、フーリエ逆変換したときに得られるフーリエ展開係数に相当する。

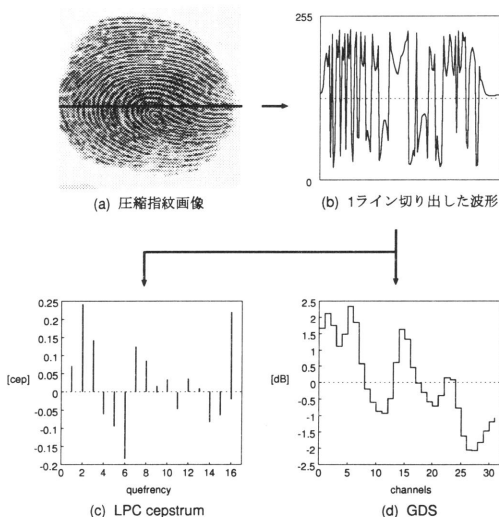


図4 分析例

i 番目の LPC ケプストラム係数 c_i は、線形予測係数 a_i より次の漸化式で求まる。ここで、 k はケプストラムの打ちきり次数である⁽⁷⁾。

$$c_k = a_k - \sum_{m=1}^{k-1} \frac{m}{k} c_m a_{k-m} \quad (4)$$

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⁽⁹⁾。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。

図5は、HMM による指紋照合の処理手順である。抽出された特徴パラメータに対してベクトル量子化を行い、得られたシンボル系列を HMM の学習と照合実験に使用する。

HMM の学習に用いる特徴ベクトルの総数に対して、2 分割 LBG アルゴリズムを使い 2^n 個のクラスにクラス分けする。各クラスの代表ベクトル (セントロイドと呼ぶ) がコードブックとなる。クラスタリングには、データセット A を用いる。セントロイド $\bar{x}$ と任意の観測ベクトル x の距離としては、次式で示されるユークリッド距離 $d(x, \bar{x})$ を用いる。ここで、 n はベクトルの次元数である。

$$d(x, \bar{x}) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2 \quad (5)$$

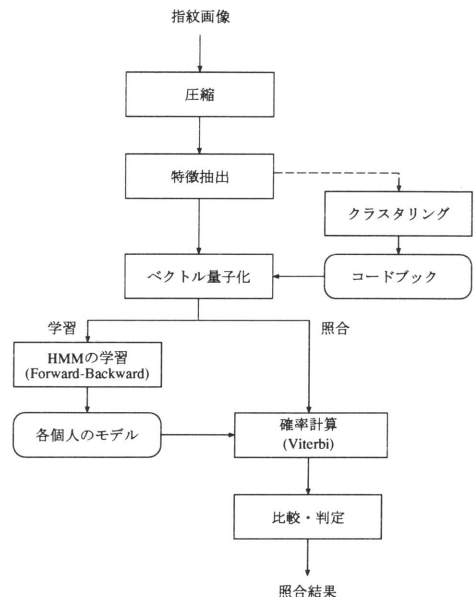


図5 離散型 HMM による指紋照合の処理手順

4.2 照合方法

観測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、データセット A を他人指紋とすると、他人棄却率が 100.0[%] となるように設定する。

5. 最適な底上げ値の検討

5.1 確率値の底上げ

学習サンプル数が不十分な場合、推定されたパラメータ $a_{i,j}$ 及び $b_{i,j}(k)$ が 0 になり、各フレームごとに計算される確率 $\alpha(i,t)$ が、順次 0 になることがある。この問題を回避する方法として、学習データに含まれていないシンボルに対しても、ある程度の確率値を与えることが考えられる。 $a_{i,j} \gg \varepsilon \approx 0$, $b_{i,j}(k) \gg \varepsilon \approx 0$ となるような ε をオフセットとして加える。このときの ε を底上げ値と呼ぶ⁽¹⁰⁾。

5.2 底上げ値と対数尤度の関係

図 6 は、底上げ値 ε を $10^{-2} \sim 10^{-10}$ の範囲で変化させたときの学習回数と対数尤度の関係である。ここで、用いた特徴パラメータは、チャンネル数 32 の GDS である⁽⁹⁾。ベクトル量子化には 256 分割のコードブックを用いている。図 6 (a) は 10 サンプル学習、図 6 (b) は 100 サンプル学習における結果である。

学習回数が 4 回付近まで、対数尤度は一旦上昇するが、その後低下する傾向にある。学習回数が進むにつれて対数尤度が低下するのは、微小な確率値の積と計算を

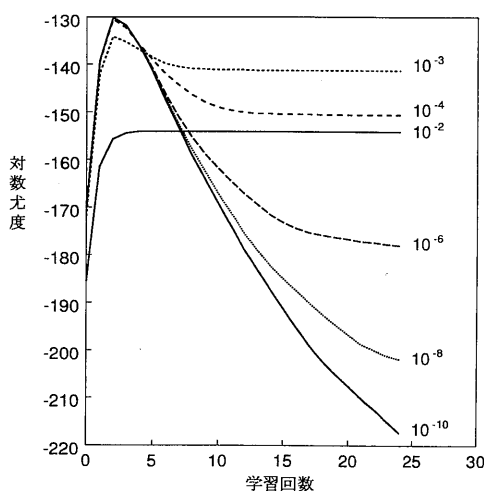
繰り返すことにより、計算誤差が増大するためである。学習サンプル数が多い場合、学習回数が増えても対数尤度は安定している。10 サンプル学習で 10^{-3} , 100 サンプル学習で 10^{-4} が適した底上げ値であることがわかる。

図 7 に、底上げ値を 10^{-10} としたときの確率 $a_{i,j}, b_{i,j}(k)$ の分布を示す。図 7 (a), (c) が 10 サンプル学習、図 7 (b), (d) が 100 サンプル学習のときである。以下に特徴を列挙する。

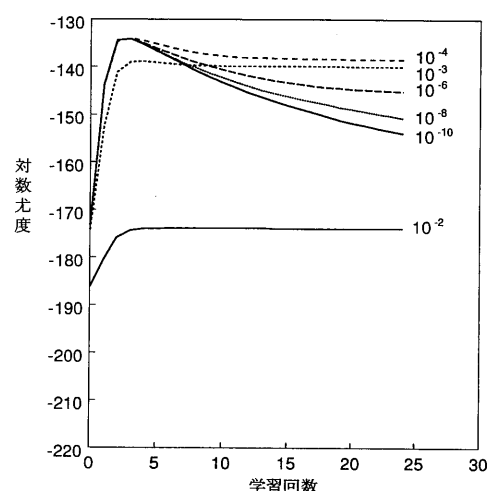
- (1) 状態遷移確率 $a_{i,j}$ は 2 つの領域に分かれて分布する。 $0.9 < a_{i,j} < 1.0$ の範囲に分布しているのは、自己ループの確率 $a_{i,i}$ である。一方、 $0 < a_{i,j} < 0.1$ の範囲に分布しているのは、状態 S_i から状態 S_j に遷移する確率 $a_{i,j}$ である。ただし、 $j = i + 1$ とする。
- (2) $a_{i,i} + a_{i,j} = 1$ より、 $a_{i,j}$ の分布は対称的となる。
- (3) $a_{i,j}$ は、 $0.01 \sim 0.99$ の範囲にのみ分布し、0 になることはない。これは $a_{i,j}$ が 0 になると、状態遷移が行われないためである。
- (4) 図 7 (c), 図 7 (d) はシンボル出力確率 $b_{i,j}(k)$ の分布である。学習サンプル数が少ない場合、シンボル k の分布に偏りがあるため、度数の高い確率値が大きくなる。故に、底上げ値も学習サンプル数が多いときと比べて大きく設定する必要がある。

5.3 底上げによる照合率への影響

図 8 に 100 サンプル学習のときの底上げ値と指紋照合率の関係を示す。図 8 (a) は、データセット A のみで他人棄却率が 100[%] となるようにしきい値を決定したときの結果である。底上げ値による影響は特に見られない。



(a) 10 サンプル学習



(b) 100 サンプル学習

図 6 底上げ値に対する尤度の変化

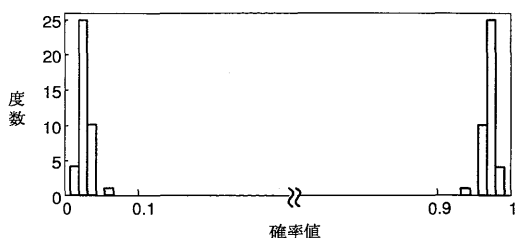
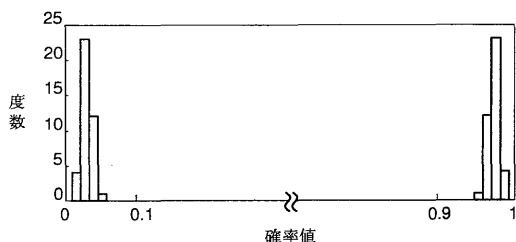
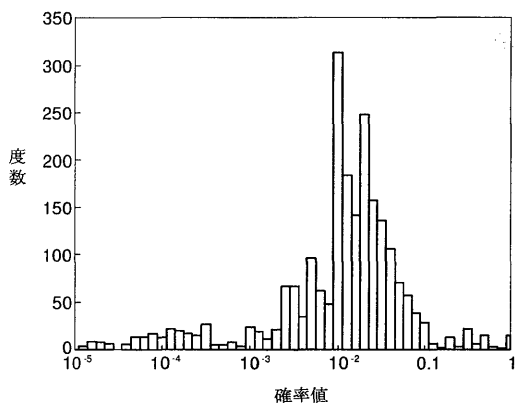
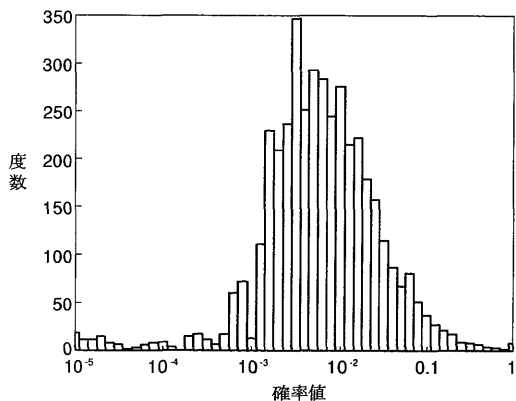
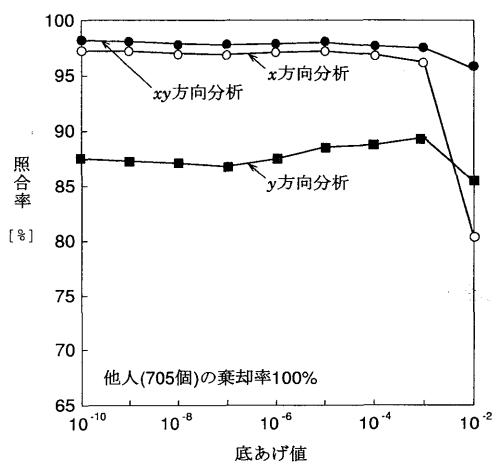
(a) $a_{i,j}$ の分布 (10 サンプル学習)(b) $a_{i,j}$ の分布 (100 サンプル学習)(c) $b_{i,j}(k)$ の分布 (10 サンプル学習)(d) $b_{i,j}(k)$ の分布 (100 サンプル学習)図7 確率 $a_{i,j}$ と $b_{i,j}(k)$ の分布

図8(b)は、データセット A とデータセット B (計 2505 個) で他人棄却率が 100[%] となるようにしきい値を設定したときの結果である。データセット B (2000 個) の内、本人指数 200 個を除いた 1800 個の指紋を他人指紋としている。

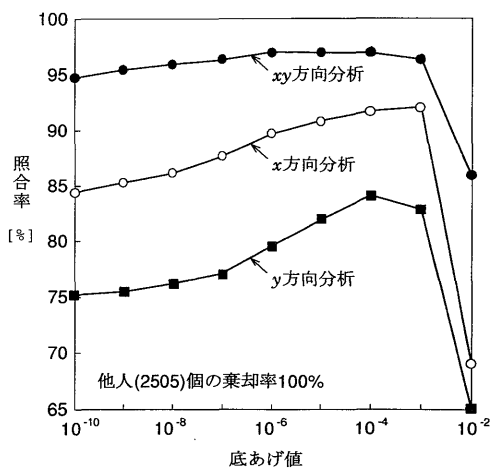
図8(b)より、 x 方向分析で $\varepsilon=10^{-3}$ 、 y 方向分析で $\varepsilon=10^{-4}$ のとき、最も良い照合率を得た。これは、学習時に対数尤度が最も安定する底上げ値とほぼ一致する。

底上げ値 10^{-2} で著しく照合率が落ちるのは、ほとんどのシンボル出力確率 $b_{i,j}(k)$ が 10^{-2} に置き換えられ(図7(d)中約 70[%])、適切な学習が行われなためである。

以降の実験では、底上げ値として 10^{-4} を用いる。



(a) データセットAの場合



(b) データセットA+Bの場合

図8 底上げ値の影響

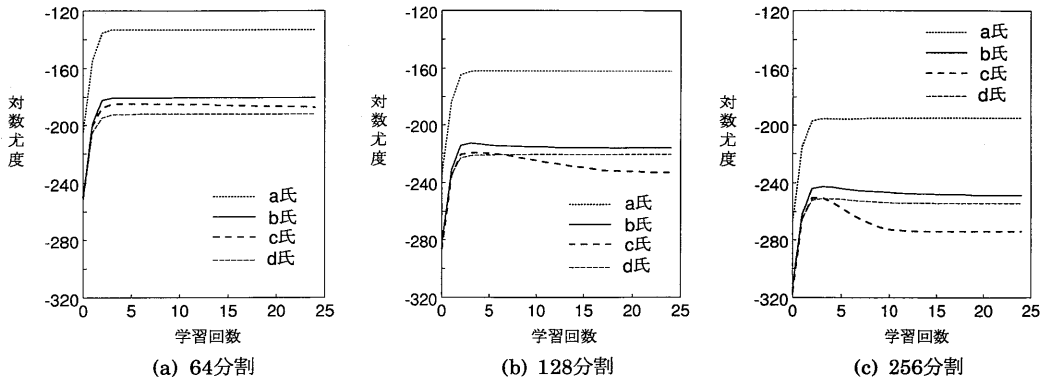


図9 コードブック分割数と対数尤度の関係

6. コードブック分割数の検討

本節では、コードブック分割数と照合率の関係について検討する。特徴パラメータには、32チャンネルのGDSと16次のLPCケプストラムを用いる。

6.1 コードブック分割数が及ぼす影響

コードブック分割数を64, 128, 256と変化させてHMMの学習を行うと、対数尤度は図9のように変化する。分割数が減少することにより、シンボル k の取り得る種類（総数）も256から64へと減少する。64分割では、出現度数の少ないシンボルが減少するため、0となるシンボル出力確率 $b_{i,j}(k)$ の数も少なくなる。これにより、対数尤度が安定する。64分割の対数尤度が高いのは、 $b_{i,j}(k)$ の値が平均的に考えて1/256から1/64へ大きくなるからである。

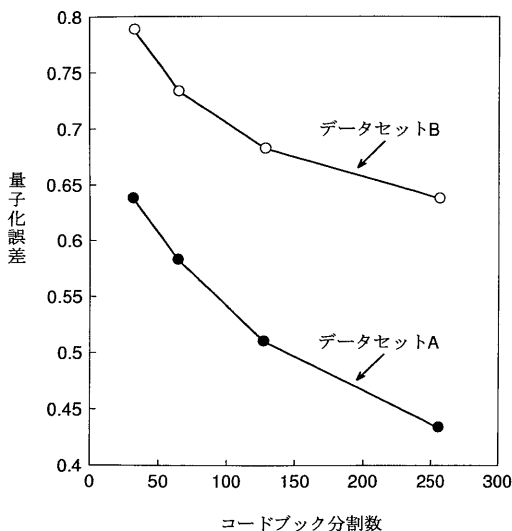


図10 コードブック分割数と量子化誤差

図10は、コードブック分割数と量子化誤差の関係である。ここで、量子化誤差 e_{vq} は、次式により求めた。

$$e_{vq} = \frac{1}{p \cdot m \cdot f \cdot n} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^f d(x, \bar{x}) \quad (6)$$

ここで、

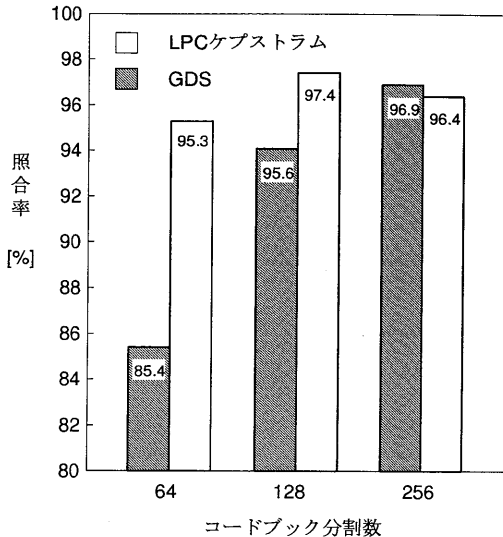
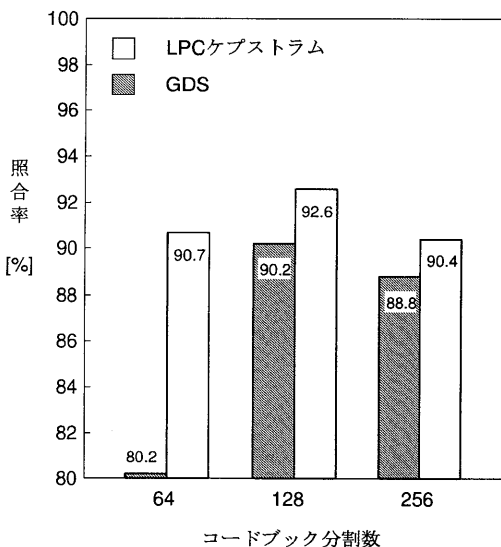
- p : 登録者数
(データセット A:47,B:10)
- m : 一人当りの指紋の個数
(データセット A:15,B:200)
- f : フレーム数 (128)
- n : 特徴パラメータ次元数 (32)

分割数が減少すると量子化誤差は増加する。また、コードブック作成にデータセットAを用いたため、データセットBの量子化誤差が大きい。

6.2 コードブック分割数と照合率

コードブック分割数を変化させたときの照合結果を図11に示す。図11(a)は x 方向のみ、図11(b)は y 方向のみの結果である。特徴パラメータにLPCケプストラムを用いて、コードブック分割数を128とすると、 x 方向分析で97.4[%], y 方向分析で92.6[%]の最も良い照合率を得た。なお、 xy 両方向での照合率は98.9[%]である。

256分割では、出現度数の少ないシンボルが増加し、シンボル出力確率 $b_{i,j}(k)$ が0の値を取り易くなる。これにより、学習時の対数尤度が不安定となり、適切な学習が行われず、照合率が低下する。一方、64分割では、ベクトル量子化誤差が増大するため、個人性の情報が失われ、低い照合率となる。

(a) x 方向のみの照合結果(b) y 方向のみの照合結果図11 コードブック分割数
(他人棄却率 100 [%])

7. むすび

本論文では、離散出力分布型 HMM を用いた指紋照合法における確率分布について考察した。

まず始めに、底上げ値 ϵ が HMM 学習時の対数尤度に与える影響について述べた。 ϵ が小さい場合 ($10^{-6} \sim 10^{-10}$)、学習時の微小な確率値の積和を反復計算する際、計算誤差が増大するため、対数尤度は不安定となる。

一方、 ϵ を 10^{-2} 程度に設定すると、対数尤度は安定した特性が得られるが、シンボル出力確率 $b_{i,j}(k)$ の約 70 [%] が底上げ値に置き換えられるため、照合率が低下することを示した。尤度の安定性から考えて、最適な底上げ値は、10 サンプル学習で 10^{-3} 、100 サンプル学習で 10^{-4} である。

次に、 ϵ を 10^{-4} 一定として、コードブックの分割数を検討した結果、最適な分割数は 128 であることが判明した。256 分割では、度数の少ないシンボルが増加するため、シンボル出力確率 $b_{i,j}(k) \approx 0$ となる頻度が増し、学習時の対数尤度は安定しない。そのため、良好な HMM が設計されにくくなる。これに対し 64 分割では、対数尤度は安定するが、ベクトル量子化誤差の増大により、個人性情報も失われ照合率が低下することを示した。

参 考 文 献

- 1) 星野幸夫 “指紋照合システム (AFIS)”, NEC 技法, Vol. 45, 4, pp. 100-104 (1992).
- 2) 大和一晴, 畑豊, 矢頭尚之, 橋本哲: “谷細線化による指紋照合システム”: 電子情報通信学会論文誌, J71-D, 2, pp. 327-335 (1988).
- 3) 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”, 電子情報通信学会論文誌, J73-D-II, 10, pp. 1733-1741 (1990).
- 4) 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”, 電子情報通信学会論文誌, J72-D-II, 5, pp. 733-740 (1989).
- 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”, 電子情報通信学会論文誌, 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”, 電子情報通信学会論文誌, J79-D-II, 3, pp. 330-340 (1996).
- 7) 古井貞熙, “デジタル音声処理”, 東海大学出版会, (1985).
- 8) 梅崎太造, 板倉文忠: “平滑化群遅延スペクトル距離尺度の不特定話者音声認識における評価”, 電子情報通信学会論文誌, J74-A, 4, pp. 610-618 (1991).
- 9) 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”, 電子情報通信学会論文誌, J72-D-2, 8, pp. 1141-1150 (1989).
- 10) 中川聖一: “確率モデルによる音声認識”, (株) コロナ社 (1998).
- 11) 松本憲幸, 藤吉弘巨, 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”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU92-4, 4, pp. 25-31 (1992).

- 12) 佐分利伸, 梅崎太造: “HMMによる指紋照合法の評価”, 電子情報通信学会技術報告, **PRU93-7**, 7, (1993).