

画素連結方向成分を利用した方向性HMMオフライン文字認識

西村 広光[†] 堤 正義[†] 丸山 稔^{††}
宮尾 秀俊^{††} 中野 康明^{††}

本研究の目的は、HMM (Hidden Markov Model) を利用して高い認識性能を有する実用的なオフライン文字認識システムを構築することである。現在までに、1次元HMM、2次元HMMを利用した認識システムが提案されているが、1次元HMMは認識性能が不十分であるため、2次元HMMはモデルが複雑であり、十分な汎化能力を保証するには膨大な数の学習サンプルを要するため、実用に至っていない。本研究では、ストローク方向成分を特徴として検出する方向性特徴抽出フィルタを用いることにより、1次元HMMを利用した認識系の性能向上を試みた。具体的には、4つの連結画素方向成分特徴抽出フィルタを利用しそれぞれフィルタで検出した特徴を利用して単純な構造の1次元HMM認識系を独立に構築し、それら4つの認識系を複合して新たな認識系を構築する手法を考案した。考案手法の評価のため常用手書き英文字サンプル (ETL6) を用いた認識実験を行い、提案手法による検査サンプルの認識率で、従来のHMM認識系よりも高い認識率1位正解率98.5%、3位累積正解率99.3%を確認した。加えて、提案する認識系構築手法は比較的単純な構造のため、認識速度の高速化や認識システムの構築に必要な学習データ数の抑制にも効果が期待できる。これらの結果から、提案するオフライン文字認識手法は、実用的な手法として有効と考える。

Off-line Hand-printed Character Recognition System Using Directional HMM based on Features of Connected Pixels

HIROMITSU NISHIMURA,[†] MASAYOSHI TSUTSUMI,[†]
MINORU MARUYAMA,[†] HIDETOSHI MIYAO[†] and YASUAKI NAKANO^{††}

The purpose of our research is to improve the recognition rate of an off-line hand-printed character recognition system using HMM (Hidden Markov Model), so that we can use the system for practical application. Due to the insufficient recognition rate of 1D HMM character recognition systems and the requirement for a huge number of learning samples to construct 2D HMM character recognition systems, HMM-based character recognition systems have not yet achieved sufficient recognition performance for practical use. In this research, we propose a directional HMM based character recognition method that integrates 4 simply structured 1D HMMs all of which are based on directional feature extraction using linear filters. The results of our evaluation experiment using the Hand-Printed Character Database (ETL6) showed that the first rank recognition rate of the test samples was 98.5% and that the cumulative recognition rate of top 3 candidates was 99.3%. Although our method is relatively easy to implement, it can work even better than 2D HMM method. These results show the proposed method is very effective.

1. はじめに

HMM (Hidden Markov Model) を利用した認識手法は、音声認識、オンライン文字認識で有効性が示され、高い認識性能が実証されており^{1)~3)}、オフライン文字認識に適用しようという研究も近年さかんに進め

られている^{4)~9)}。

HMMを利用したオフライン文字認識の研究では、音声認識、オンライン文字認識と同様にパターンを1次元の系列に変換してHMMの入力として扱う1次元HMMを利用した文字認識手法がまず確立された^{4),5)}。しかし、1次元HMMを利用した手法では、2次元のなパターンの特徴をHMMに効果的に反映させることができず、方向性パターンマッチングやニューラルネットワークを利用した文字認識手法と比較して、十分に高い認識性能を発揮するまでには至っていない。

2次元パターンである文字パターンの情報を、1次

[†] 神奈川工科大学工学部情報工学科
Information and Computer Science, Kanagawa Institute of Technology

^{††} 信州大学工学部情報工学科
Faculty of Engineering, Shinshu University

元 HMM によって表現することは困難とする考えから、HMM 自体を拡張し 2 次元のシンボルの入力を可能にして認識系に利用しようという研究がさかに行われている^{6)~8)}。しかし、これら 2 次元 HMM を利用した文字認識手法は、認識モデルの未確立や認識モデルの複雑さ等の理由から、高い認識性能の可能性はあるものの、実用に向けては多くの課題が残されている。

そこで本研究では、これまでのところ認識性能は不十分であるが、比較的単純な構造のため認識系構築に必要なサンプル数が少なく、認識速度も速い 1 次元 HMM に着目し、1 次元 HMM を利用した高い認識性能を有する実用的な認識系構築法を検討した。

具体的には、従来の 1 次元 HMM と同様、2 次元の文字パターンを特徴抽出、ベクトル量子化を行い 1 次元のシンボル系列に変換する手法を基本とするが、特徴抽出において 2 次元的な特徴を検出するための連結画素方向成分特徴抽出フィルタを考案し、4 つの方向別に求めた特徴に基づいて構築した 4 つの 1 次元 HMM を複合した認識系構築法を考案し、実用的かつ高い認識性能の実現を試みた。

以下、2 章では従来型認識手法の解説、3 章では 2 次元の特徴を検出する連結画素方向成分特徴抽出の効果、4 章では考案した方向性 HMM 認識手法の解説、5 章では認識実験結果、6 章では検討、7 章では結論を述べる。

2. 従来までの HMM 文字認識

本章では、従来までの代表的な HMM 文字認識手法として、1 次元 HMM 文字認識手法、2 次元 HMM 文字認識手法について簡単に述べる。

2.1 1 次元 HMM 文字認識手法

1 次元 HMM オフライン文字認識系は、音声認識、オンライン文字認識で確立した手法^{1)~3)}に基づいて構築される。

すなわち、HMM の学習では、学習パターン各々から特徴抽出によりベクトル系列を検出し、ベクトル系列をベクトル量子化によりシンボル系列に変換する。次に、変換された 1 次元のシンボル系列を HMM の入力としてクラスごとに HMM が構築する。

文字認識においては、クラスは各文字に対応しており、英文字認識（アルファベット 26 種）では、26 クラスの HMM を構築する。認識は、未知入力パターンから同様の手順で変換された 1 次元のシンボル系列をすべてのクラスの HMM の入力とし、最も高い HMM 出力確率に対応するクラスを認識結果とする。なお、

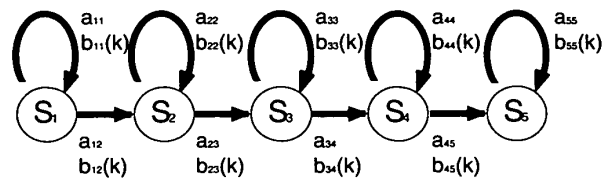


図 1 Left-to-Right モデル
Fig. 1 Left-to-Right model.

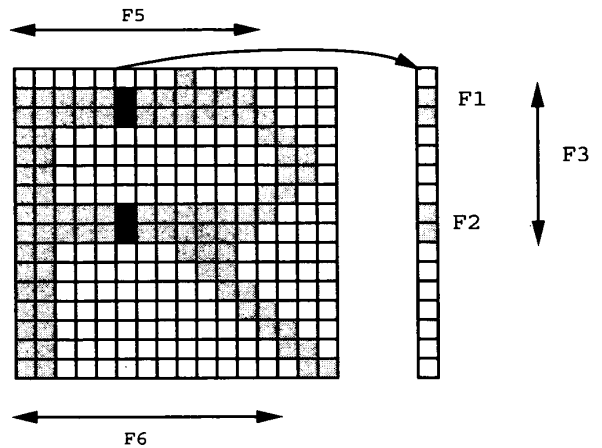


図 2 パターンの短冊化特徴抽出
Fig. 2 Feature extraction by using sliced regions.

本研究では HMM として文字認識で広く利用されている、図 1 に示すような Left-to-Right モデルを採用する。

文字認識では、システムの認識結果に対して確からしさに基づく順位付けを行い、N 番目の認識結果以内に正解が含まれる率である N 位累積正解率を求めることで、性能評価を行うことが多い。累積正解率で評価を行うのは、文字認識結果を単語や文の認識に利用する際には、知識処理を利用し、より高精度な認識を実現できるためである。本研究でも認識性能の評価には、N 位累積正解率を用いることとした。

前述したように、1 次元 HMM 認識系で文字パターンを扱うためには、2 次元の文字パターンを 1 次元のシンボル系列に変換する必要がある。従来までの手法は、パターンを図 2 のように短冊化して、短冊間の画素変化を数値化し、短冊ごとに特徴ベクトルを生成し、ベクトル量子化によりシンボル化するものがほとんどであった。たとえば、図 2 の短冊内で、黒画素の連長により $F1$, $F2$, 黒画素連長間の距離 $F3$ 等を求めて、それらをベクトル化していた。

この従来手法では、パターンの 2 次元の特徴をシンボルに反映させることが困難であるとする考えから、著者らは、複数方向から特徴抽出を行う MD-HMM 認識系を提案し、図 2 の $F5$ や $F6$ のような複数短冊にまたがる特徴を従来の特徴に加えてパターンを回

転させながら認識する手法により認識性能向上に成功したが、2次元 HMM 認識系の認識性能を超えることはできなかった⁹⁾。

すなわち、現在までに提案されている1次元 HMM 文字認識手法の問題は、十分に高い認識性能が得られていないことであるといえる。

2.2 2次元 HMM 文字認識手法

2次元 HMM 文字認識手法は、現在もさかんに研究が進められているが、まだ標準的手法は確立していない。提案されている2次元 HMM 文字認識手法に共通しているのが、2次元の文字パターンに HMM を適用するために、HMM 自体を拡張し、2次元のシンボルの入力を可能としていることである。著者らの前研究⁹⁾では、比較実験として2次元 HMM の代表として文献8)の手法を追試し、提案手法と比較した。本論文でも、2次元 HMM の効果として前論文の内容を援用する。

前論文⁹⁾で追試した HMM-MRF に限らず、提案されている2次元 HMM 文字認識手法は、2次元シンボルを与えられるように HMM を拡張しているため、モデルが複雑化し、パラメータ学習に膨大な数のデータが必要になるという問題がある。このことは、膨大な数のサンプル収集が困難である文字認識においては、実用に適しているとはいえない。

すなわち、現在までに提案されている2次元 HMM 文字認識手法の問題は、実用的な認識系を構築するにあたり、現実的に収集できるサンプルだけでは安定した性能を実現することが困難なことであるといえる。

3. 1次元 HMM において2次元特徴を採用する効果

本研究では、実用性の高い HMM 文字認識手法の開発を目的としている。そのため、実用において膨大なサンプル収集が困難であるオフライン文字認識においては、モデル構築に膨大なサンプルを要する2次元 HMM 認識系の実用化は困難であると考え、認識性能は不十分であるものの、比較的少ないサンプルでもモデルの構築が容易な1次元 HMM を利用し、認識性能を向上させることで実用的な HMM 文字認識系の実現を試みた。

しかし、上述したように従来の1次元 HMM 文字認識系の問題は、認識性能の不十分さにあるといえる。不十分な認識性能の原因は、1次元 HMM の入力信号であるシンボル系列に変換する際に、パターンを1次元的に特徴抽出するため、パターンの2次元特徴を十分に HMM に反映させることが困難であったため

1	2	3	2	1
2	3	4	3	2
3	4	5	4	3
2	3	4	3	2
1	2	3	2	1

図3 周辺分布特徴抽出フィルタ

Fig. 3 Peripheral distribution feature extraction filter (PDFEF).

と考えられる。そこで著者らは、複数の短冊間にまたがる特徴を利用し回転させながら認識を行うことで、2次元パターンの認識性能を高めることに成功したが、抽出する特徴は1次元的な画素の連続性に基づいていたため、パターンの2次元特徴を十分に抽出できず、2次元 HMM 認識系に認識性能が及ばなかった⁹⁾。このことから、より高い認識性能を実現するには、文字パターンから画素の分布や連結方向といった2次元の特徴を抽出し1次元 HMM に利用することが有効であると考えた。

パターンマッチングを利用した文字認識においてパターンをストロークの集合としてとらえ、方向別のストローク成分を検出しマッチングを行う、方向性パターン整合法が有効であることが知られている¹⁰⁾。そこで本研究では、このパターンをストローク集合としてとらえ、方向別のストローク成分を利用するという考えを HMM 特徴抽出に利用して、2次元特徴を抽出する手法について検討を進めた。

本章では、パターンから方向別のストローク成分を検出するため、図3に示すような画素の分布を検出する特徴抽出フィルタをパターンからの特徴抽出に利用して HMM 認識系を構築し認識性能評価を行った。この特徴抽出フィルタは、基本的には画素の位置関係を2次元的に数値化することができ、オーバーラップしながら利用することで、画素の分布の違いを数値系列の差異として表現することができる。これは、画素の連結情報であるストローク方向成分を近似的に検出することにつながると考えられ、方向ストロークの分布をモデル化していると考えられる。すなわち、文字パターンを HMM-MRF⁸⁾のように画素の分布としてとらえたのでは、パターンによる変動が HMM に大きく影響を与えやすく、認識系が不安定になると考えられるが、文字パターンをストロークの分布としてとらえれば、パターンの変動も効果的に抑制できると考えたのである。

以下本論文では、図3のフィルタを周辺分布特徴抽出フィルタ、このフィルタを利用した特徴抽出により1次元HMMを用いて構築したHMM認識系を周辺分布HMM認識系と記述することとする。

具体的な周辺分布特徴抽出フィルタの利用は、次のようにした。

横 X_{pixel} 縦 Y_{pixel} 画像上の座標 (x, y) , $(0 \leq x \leq X, 0 \leq y \leq Y)$ における画素濃度値を $I[x, y]$ とし、図3に示す周辺分布特徴抽出フィルタ (大きさ: $2\alpha + 1$, $\alpha \geq 1$: 縦横等サイズ) を $w[m, n]$ と表すものとする。このとき、座標 (x, y) で検出する特徴の値は次式で求められる。

$$F[x, y] = \sum_{m=-\alpha}^{\alpha} \sum_{n=-\alpha}^{\alpha} w[m, n] I[x + m, y + n] \quad (1)$$

この特徴の値を次式に従って、画素 (x_i, y_j) の特徴の値をまとめて特徴ベクトル f_i を作成する。ただし、ここでは横方向の走査の精度を高めるため、フィルタの半分が重なるように $(x_{i+1} = x_i + \alpha)$ オーバラップしながら走査し、特徴を検出するものとした。ここで、縦方向のオーバラップを行ったのでは、1次元HMMのシンボル系列作成時にベクトル量子化を利用するため、オーバラップの効果を厳密に検証することはできないと考え、横方向のみのオーバラップを検証することとした。

$$V_{size} = \frac{Y}{2\alpha + 1}, \quad 0 \leq j \leq V_{size},$$

$$V_{number} = \frac{X}{\alpha}, \quad 0 \leq i \leq V_{number},$$

としたとき、 f_i は、

$$(F(x_i, y_0), \dots, F(x_i, y_j), \dots, F(x_i, y_{V_{size}}))^T \quad (2)$$

として求められる。

この特徴のベクトルを、 x_i ごとにまとめることで、次式のようなベクトル系列を作成する。

$$f_1, f_2, f_3, \dots, f_{V_{number}} \quad (3)$$

このベクトル系列を、従来の1次元HMM認識系構築と同じように、ベクトル量子化によりシンボルに変換してHMMの入力として取り扱うものとした。

この周辺分布特徴抽出フィルタを利用した特徴の値の検出例を図4に示す。この横方向のみのオーバラップを適用した周辺分布特徴抽出フィルタでは、図5のようなパターンの違いを検出することができないことが分かっているが、2次元的な特徴抽出の効果を検討する研究初期の評価実験として利用した。

検討を行った周辺分布HMM認識系と、従来型1次元HMM認識系による認識結果を表1に示す。表1

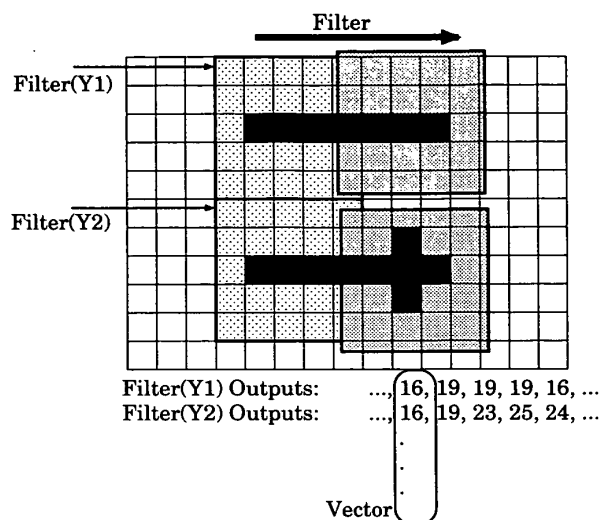


図4 周辺分布特徴抽出フィルタの特徴の値検出例
Fig. 4 An example of feature extraction using PDFEF.

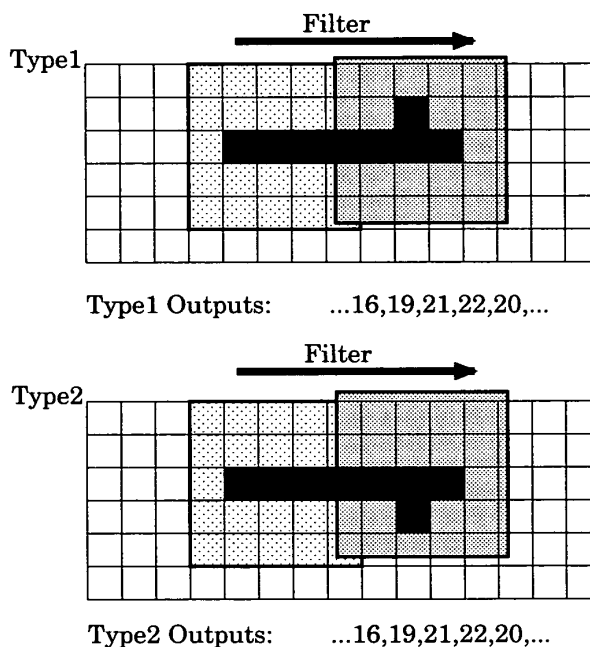


図5 周辺分布特徴抽出フィルタで識別できないパターン
Fig. 5 Peripheral distribution feature extraction filter.

表1 周辺分布HMM認識系の認識結果

Table 1 Character recognition rate of the recognition system using 1-dimensional HMM based on peripheral distribution feature extraction filter.

	第 N 位正解率		
	1	2	3
周辺分布 HMM	82.1%	92.4%	95.4%
従来型 1次元 HMM	95.0%	98.3%	99.4%

に示した従来型1次元HMM認識手法は、MD-HMM認識手法である⁹⁾。ここで使用したサンプルは、5.1節で後述するものと同一のものである。

表1の結果から分かるように、考案した周辺分布HMM認識系において、正解率は従来型認識系と比較

して、非常に低い認識性能を示した。低認識性能の原因としては、図3の周辺分布特徴抽出フィルタは図5で示したように、上下・左右対照であるため、対称の位置にある連結画素の違いを検出できないためであると考えられる。しかしながらこれは周辺分布 HMM 認識系を改良し、上下左右対照の連結画素の違いを特徴として検出することで、より高い認識性能が得られると考えた。そこで本研究では上下左右対照の連結画素の違いを検出するように特徴抽出フィルタおよび認識モデルの拡張を行った。

4. HMM 認識系の複合による方向性 HMM 認識手法の提案

3章の周辺分布特徴抽出フィルタで識別ができない、上下左右対称にある連結画素を判別し特徴抽出するためには、フィルタ内の数値を上下左右対称とならないよう異なる数値にすればよい。しかし、フィルタ内の数値の種類を増加させることは、HMM 入力シンボルの種類数の増加、HMM のモデル自由度の増大、必要なサンプル数の増加につながるため、効果的な手法ではないと考えた。そこで周辺分布特徴抽出フィルタを上下左右の方向別の4つのフィルタとして特徴抽出に利用し、それぞれ独立に4つの1次元 HMM を構築する。それら4つの HMM の出力確率の積によって認識系を複合することを考案した。すなわちこれは、文字パターンにおいて画素の連結情報を求めることはストローク方向成分を求めることに類似することから、近似的にはストローク方向成分を HMM の特徴抽出に利用するとも考えられる。考案した手法であれば、4つフィルタを利用して求めた4つの特徴をそれぞれ独立に HMM の入力として扱うことができるため、パラメータ抑制効果がある効率的な実装法であるとも考えられる。

具体的な複合方法は、4つの HMM 認識系で利用する k クラスの HMM 出力確率をそれぞれ

$$HMM_n^k \quad n = \{1, 2, 3, 4\} \quad (4)$$

とすると、 k クラスのモデルの出力を次式により複合する。

$$\sum_{n=1}^4 \log HMM_n^k \quad (5)$$

認識結果に対応するクラスは、次式により得るものとする。

1	2	3	4
2	3	4	5
3	4	5	6
4	5	6	7

4	3	2	1
5	4	3	2
6	5	4	3
7	6	5	4

4	5	6	7
3	4	5	6
2	3	4	5
1	2	3	4

7	6	5	4
6	5	4	3
5	4	3	2
4	3	2	1

図6 方向性特徴抽出フィルタ

Fig. 6 Directional feature extraction filters.

Filter Output : 8

Filter Output : 8

図7 方向性特徴抽出フィルタの不完全性

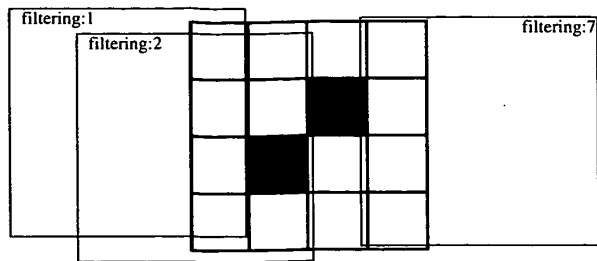
Fig. 7 Insufficiency of directional feature extraction filters.

$$\arg \max_k \left\{ \sum_{n=1}^4 \log HMM_n^k \right\} \quad (6)$$

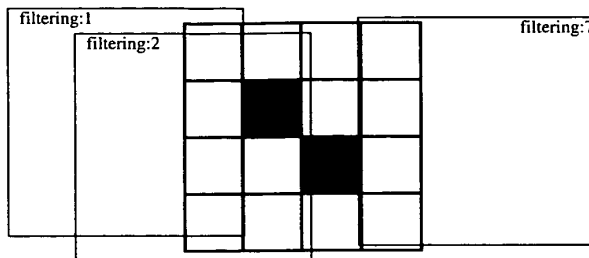
特徴抽出で利用する4分割した周辺分布特徴抽出フィルタは、図6に示す4つのフィルタである。図6の中で、値が7となっている濃色のセルは、フィルタリング処理における中心点を表している。以下本論文では、この4つの周辺分布特徴抽出フィルタを、方向性特徴抽出フィルタ $N(N = [1, 2, 3, 4])$ 、各特徴抽出フィルタを利用して作成した4つの認識系を、単方向性 HMM 認識系 $N(N = [1, 2, 3, 4])$ 、単方向性 HMM 認識系を出力確率の積によって複合した認識系を方向性 HMM 認識系と記述することとする。

考案した方向性特徴抽出フィルタは、3章の周辺分布特徴抽出フィルタよりも詳細に4方向別の特徴を検出しているため、より高い認識性能が期待できる。

また、ここで考案した方向性特徴抽出フィルタでは、フィルタ内対角線方向に関して対称となる画素の特徴を識別することができないが(図7)、特徴抽出の際

OverWrapped Filter₁ Outputs:

0(6)1086(2)0

OverWrapped Filter₁ Outputs:

0(5)1086(3)0...

図 8 方向性特徴抽出フィルタのオーバラップ効果

Fig. 8 Effects of over-wrapping directional feature extraction filters.

にフィルタをオーバラップさせながら走査することで、それらの違いを区別することができる(図8)。

これにより、考案した方向性面特徴抽出フィルタは効果的に2次元の特徴を抽出することができると考えられ、高い認識性能の実現が期待できる。

5. 文字認識実験

4章の方向性 HMM 認識系を構築し、従来型 1 次元 HMM 認識系、2 次元 HMM 認識系の 1 つである HMM-MRF 認識系と同一のサンプルを利用して認識実験を行い、認識結果の検証を行った。

5.1 文字認識実験対象

認識実験には、ETL-6¹¹⁾の常用手書き英文字データベース、英文字[A-Z]を利用した。使用したサンプルは、前処理として2値化、ノイズ除去、大きさの正規化を行い、その段階でノイズの多いものは目視により実験データから除外した。

各クラスのデータ数は約1,300パターンで、そのうち各600パターンを学習用サンプルセット、残りを検査用サンプルセットとして利用した。検査用サンプルセットの総数は、18,636パターンである。

5.2 文字認識実験結果

4章の4つの単方向性 HMM 認識系における、それぞれ単独の認識結果を表2に示す。さらに、4つの単方向性 HMM 認識系を複合した方向性 HMM 認識系

表 2 単方向性 HMM 認識系の認識結果

Table 2 Character recognition rate of each individual directional HMM character recognition system.

	第 N 位正解率		
	1	2	3
単方向性 HMM(1)	94.5%	94.9%	95.0%
単方向性 HMM(2)	94.2%	95.0%	95.1%
単方向性 HMM(3)	93.9%	95.2%	95.3%
単方向性 HMM(4)	94.9%	95.4%	95.5%

表 3 方向性 HMM 認識系の認識結果

Table 3 Character recognition rate of directional HMM character recognition system.

	第 N 位正解率		
	1	2	3
方向性 HMM	98.5%	99.1%	99.3%
MD-HMM	95.0%	98.3%	99.4%
HMM-MRF	96.5%	98.6%	99.1%
Voting+MD-HMM	96.2%	98.8%	99.5%

の認識結果、従来型 1 次元 HMM 認識系の代表として MD-HMM の認識結果、2 次元 HMM の代表として HMM-MRF 認識系の認識結果、複合 1 次元 HMM である Voting を行った MD-HMM 認識結果を表3に示す。

表1、表2の認識結果から分かるように、単方向性 HMM 認識系それぞれは、周辺分布特徴抽出 HMM 認識系よりは高い性能を示しているが、従来型 1 次元 HMM 認識系よりも認識性能は低い。しかし、表2から分かるように、単方向性 HMM 認識系4つを複合して構築した方向性 HMM 認識系は、従来型 1 次元 HMM 認識系、2次元の HMM-MRF 認識系よりも1位正解率、第2・3位累積正解率ともに高い認識性能を示している。さらに、Votingを利用した MD-HMM よりも1位正解率を上回り、累積正解率ではほぼ同等の性能を発揮していることが分かる。

6. 検 討

5.2節の結果から分かるように、本論文で提案した方向性 HMM 認識系は、1位正解率98.5%、3位累積正解率99.3%と非常に高い認識性能を示した。

さらに、本研究の目的である実用的な HMM 認識系の実現という観点では、モデルのパラメータの膨大化を抑制する必要もある。そこで、1次元 HMM 認識系、2次元 HMM 認識系(HMM-MRF)、方向性 HMM 認識系のパラメータについて以下で比較、検討する。

サンプル画像サイズを横 X pixel、縦 Y pixel とし、1次元 HMM の状態数を S とすると従来手法である1次元 HMM 認識系で決定すべき独立な状態遷移パラメータ数は次式で表される。

$$O(2S) = O(S) \quad (7)$$

一方、HMM-MRF の独立な状態遷移パラメータ数は次式で表される。

$$O(X \times Y) \quad (8)$$

これに対して、方向性 HMM で独立な状態遷移パラメータ数は次式で表されることになる。

$$O(4 \times S) = O(S) \quad (9)$$

ここで、通常 $4 \ll X, Y$, $S \ll X \times Y$ であるので、考案した方向性 HMM は、2次元 HMM のパラメータ数よりもはるかに小さい。

また、パラメータ学習の効率を考えると、2次元 HMM ではそのパラメータを一度に学習する必要があるのに対し、方向性 HMM では、パラメータ数が $O(S)$ である通常の 1次元 HMM の学習を実現すればよい。すなわち、本論文で提案した方向性 HMM 認識系は、従来の 1次元 HMM のパラメータ推定と同程度の計算を 4 回行うことで実現できる。

以上のことから、考案手法は、モデル学習の効率に優れ、従来の 1・2次元 HMM 認識系よりも高い認識性能を示したことから、実用性の高い手法であるといえる。加えて、Voting を行った MD-HMM 認識系と同等以上の性能を発揮しており、独立に構築した複数のモデルを Voting するような大規模な認識系を必要とせず、小規模なモデルにより高い認識性能を実現するものといえる。

7. む す び

本研究では、実用的な HMM 文字認識系実現方法として、2次元的なパターン中の画素の位置・方向の特徴を抽出する方向性特徴抽出フィルタを利用した単方向性 HMM を複合した方向性 HMM 認識系構築手法を提案する。提案手法は、従来の 1次元 HMM のように 1次元的に特徴を検出するのではなく、2次元の画素の連結情報を特徴として検出するものであり、提案認識系のパラメータ数は、2次元の HMM (MRF-HMM) よりはるかに少ない実用的な手法といえる。提案手法の評価実験として、ETL-6 の常用手書き英文字データベースを利用して、検査サンプル 18,636 パターンについて文字認識実験を行った。実験の結果から提案する方向性 HMM 認識系は、1位正解率 98.5%、3位累積正解率 99.3%という高い認識性能を示した。これは、従来の 2次元 HMM 認識系よりも高い認識性能であり、本手法の有効性を実証した。

以上より、提案手法は認識モデルのパラメータを抑制しつつ、高い認識性能を実現する実用的な手法であると考える。

謝辞 本研究では、(社)日本電子工業振興協会で作成・管理している手書き文字データベース ETL6 を使用させていただいた。ここに感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Rabiner, L.R.: A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition, *Proc. IEEE*, Vol.77, No.2, pp.257-286 (1989).
- 2) 中川聖一: 確率モデルによる音声認識, 電子情報通信学会 (1988).
- 3) Lee, J.-J., Kim, J.-H. and Nakajima, M.: A Hierarchical HMM Network-Based Approach for On-Line Recognition of Multilingual Cursive Handwritings, *IEICE Trans*, Vol.E81, No.D8, pp.881-888 (1998).
- 4) Kundu, A. and Bahl, P.: Recognition of Handwritten Script: A Hidden Markov Model Based Approach, *Proc. Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol.1, pp.928-931 (1998).
- 5) Park, H.-S. and Lee, S.-W.: Off-line Recognition of Large-set Handwritten Characters with Multiple Hidden Markov Models, *Pattern Recognition*, Vol.29, No.2, pp.231-244 (1996).
- 6) Park, H.-S. and Lee, S.-W.: A Truly 2-D Hidden Markov Model for Off-Line Handwritten Character Recognition, *Pattern Recognition*, Vol.31, No.12, pp.1849-1864 (1998).
- 7) Kopec, G.E. and Chou, P.A.: Document Image Decoding Using Markov Source Models, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.16, No.6, pp.602-617 (1994).
- 8) Saon, G. and Belaid, A.: Off-line handwritten word recognition using a mixed HMM-MRF approach, *Proc. ICDAR'97*, Vol.1, pp.118-122 (1997).
- 9) 西村広光, 小林 誠, 丸山 稔, 中野康明: 多方向特徴抽出 HMM と Bagging による多数決を利用した文字認識, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J82-DII, No.9, pp.1429-1434 (1999).
- 10) 安田道夫, 藤澤浩道: 文字認識のための相関法の一改良, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J62-D, No.3, pp.217-224 (1979).
- 11) 齊藤泰一, 山田博三, 森 俊二: 手書文字データベースの解析 (III), 電総研彙報, Vol.42, No.5, pp.385-434 (1978).

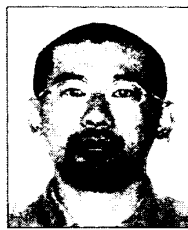
(平成 13 年 11 月 20 日受付)

(平成 14 年 9 月 5 日採録)



西村 広光 (正会員)

平成 7 年信州大学工学部情報工学科卒業。平成 9 年同大学大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程修了。平成 12 年同大学院工学系研究科システム開発工学専攻博士課程修了。同年神奈川工科大学助手，現在に至る。博士（工学）。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。



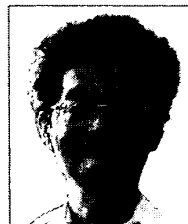
宮尾 秀俊 (正会員)

平成元年長岡技術科学大学電子機器工学課程卒業。平成 3 年同大学大学院工学系研究科電気電子システム工学専攻修了。同年信州大学工学部情報工学科助手，現在に至る。平成 10～11 年ワシントン大学（アメリカ）文部省在外研究員。博士（工学）。パターン認識，音楽情報処理分野の研究に従事。電子情報通信学会会員。



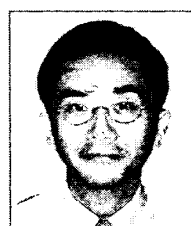
堤 正義

昭和 30 年東京大学工学部応用物理学科（物理工学）卒業。同年通商産業省工業技術院機械試験所入所。昭和 36 年（株）日立製作所入所，戸塚工場，中央研究所，コンピュータ事業部，昭和 57 年小田原工場，日立京浜工業専門学院を経て，平成 8 年神奈川工科大学情報工学科教授，現在に至る。工学博士。主記憶装置，文字認識，磁気記録等の研究に従事。日本物理学会，応用磁気学会各会員



中野 康明 (正会員)

昭和 36 年東京大学工学部応用物理学科卒業。昭和 38 年同大学大学院数物系研究科応用物理専攻修了。同年日立製作所入社。平成元年信州大学工学部情報工学科教授，現在に至る。工学博士。主として文字認識・文書理解の研究に従事。



丸山 稔 (正会員)

昭和 57 年東京大学工学部計数工学科卒業。同年三菱電機（株）入社，先端技術総合研究所勤務。平成 2～3 年マサチューセッツ工科大学人工知能研究所客員研究員。平成 8 年信州大学工学部情報工学科助教授，現在に至る。工学博士。3 次元物体認識，学習等の研究に従事。電子情報通信学会，IEEE，ACM 各会員。