

特微量の次元数増加による手書き数字認識の高精度化

正員 若林 哲史<sup>†</sup>      正員 鶴岡 信治<sup>††</sup>  
 正員 木村 文隆<sup>†</sup>      正員 三宅 康二<sup>†</sup>

Accuracy Improvement through Increased Feature Size in Handwritten Numeral Recognition

Tetsushi WAKABAYASHI<sup>†</sup>, Shinji TSURUOKA<sup>††</sup>, Fumitaka KIMURA<sup>†</sup>  
 and Yasuji MIYAKE<sup>†</sup>, Members

あらまし 文字輪郭線の局所方向ヒストグラムを特微量とする統計的手書き数字認識において、種々の方向量子化数と領域分割数の組合せに対して、大量の手書き数字データを用いた認識実験を行い、認識率および正規性との関係を調べた。また、より高い精度で方向量子化を行うために、濃度値こう配を利用する方向量子化の有効性を検討した。その結果、(1)特微量の次元数を増加する場合、領域分割数は、4×4あるいは5×5程度とし、あとは方向量子化数を増加させるとよいこと、(2)同じ次元数では、正規性が良いほど認識率が高い傾向があること、(3)濃度値こう配を用いる方向量子化が、特微量の正規性を保つのに有効であること、(4)量子化レベル数削減におけるフィルタ処理には、正規性を改善する効果があり、認識率の向上に有効であることなどがわかった。また、実際の郵便物から収集した郵便番号の手書き数字に対して、濃度値こう配の局所方向ヒストグラム(400次元)を用いた場合に、平均で正読率99.18%の良好な結果が得られた。

キーワード 文字認識, パターン認識, 郵便番号認識, 特徴抽出, こう配, 正規性

1. まえがき

筆者らは前報<sup>(1)</sup>で、文字輪郭線の局所方向ヒストグラムを特微量とする統計的手法による手書き漢字認識の認識精度を向上させるのに、領域分割の細分化による特微量の次元数増加が有効であることを報告した。また、領域分割数を増やして次元数を上げると、特微量の分布の正規性が悪化する(正規分布から偏る)傾向があることも示した。これは小領域当りの輪郭画素の減少が影響しているものと思われ、数字や平仮名のようにもともと画数の少ない文字で、その傾向が著しい。その結果、数字認識においては、単に領域分割数を増加させるだけでは次元数の増加が認識率の向上に十分寄与しないことが判明した<sup>(2)</sup>。

一方、数字や平仮名はその構造に曲線成分を多く含むため、曲線分の丸みを表現する特微量の有効性が報

告されている<sup>(3),(4)</sup>。従って従来一般的に検討されている4方向あるいは8方向の方向量子化では量子化精度が不十分であることも予想される。

これらの問題を検討し解決するために、種々の方向量子化数と領域分割数の組合せに対して、大量の手書き数字データを用いた認識実験を行い、認識率および正規性との関係を調べた。また、より高い精度で方向量子化を行うために、濃度値こう配を利用する方向量子化の有効性を検討した。

以下2.において、文字の輪郭点チェーンコードおよび濃度値こう配からの種々の局所方向ヒストグラム特徴の抽出アルゴリズムを示し、3.において、認識率と正規性を計算機シミュレーションにより評価・検討する。

2. 特徴抽出

2.1 輪郭点チェーンコードと方向精度の向上

以下にまず、輪郭点のチェーンコードから、方向量子化数4、領域分割数4×4の64次元の局所方向ヒス

<sup>†</sup> 三重大学工学部情報工学科, 津市  
<sup>††</sup> 三重大学工学部電気電子工学科, 津市  
 Faculty of Engineering, Mie University, Tsu-shi, 514 Japan

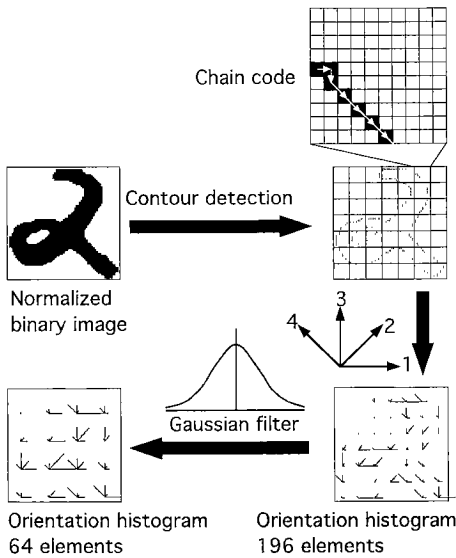


図1 輪郭点チェーンコードからの特徴抽出  
Fig. 1 Feature extraction from contour chain code.

トグラム特徴を抽出する手順を示す(図1)。

(1) 前処理として、ノイズ除去、外接枠・重心合せによる位置・大きさの正規化、平滑化を行う。

(2) 前処理後の2値文字パターンに対して、文字部分の輪郭線を8連結で追跡し、輪郭点のチェーンコードを求める。各輪郭線の方向は $\pi/4$ 刻みの4方向に量子化する。

(3) 文字の外接枠を $7 \times 7$ の49個の小領域に分割し、それぞれの領域内で、方向ごとにヒストグラムを求め、196次元の局所方向ヒストグラムを得る。

(4) この局所方向ヒストグラムに方向別に重なりのある2次元ガウスフィルタを掛けて、 $4 \times 4$ の小領域に対する64次元の特徴量に次元縮小する。

上記(3)の領域分割数を $(2m-1) \times (2m-1)$ とすれば、 $m=4, 5, \dots, 10$ に対して64次元、100次元、 $\dots$ 、400次元の特徴ベクトルが得られる。

また(2)において隣接する二つのチェーンコードのベクトル和から、 $\pi/8$ 刻みの8方向、向きを考慮すれば16方向の特徴量が抽出できる。次元数はそれぞれ2倍、4倍となる。更に図2(a)のような8方向のヒストグラムに対し加重フィルタを掛けることによって、8方向から4方向に次元縮小したヒストグラムを得ることができる(同図(b))。加重フィルタとしては $[1 \ 2 \ 1]$ を用いる。図中の $n_i (i=0, 1, \dots, 7)$ は、第 $i$ 方向をもつ輪郭点の数を表している。

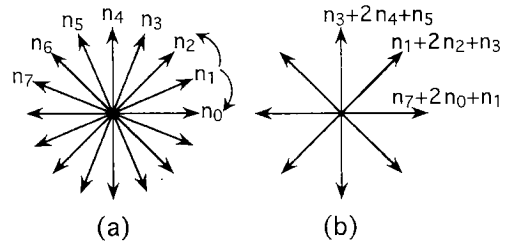


図2 局所方向ヒストグラムの縮小  
Fig. 2 Reduction of local orientation histogram.

(4)における次元縮小では、重なりのある2次元ガウスフィルタによるぼけ処理<sup>(5)</sup>を行っている。このフィルタリング処理は、標本点数の削減による次元縮小において、折返し誤差を防ぐためのアンチエイリアス処理(antialiasing)ととらえることもでき、その効果が文献(6)で詳しく論じられている。同様に8方向から4方向への次元縮小においても、フィルタリング処理の必要性・有効性が予想できる。

## 2.2 濃度値こう配の局所方向ヒストグラム

輪郭点チェーンコードから特徴抽出する場合、2値文字画像の輪郭線を追跡するため、はじめから4方向、8方向といった離散的な方向指数しか求めることができず、これ以上方向の精度を高めることが困難である。そこで画像の各画素点での濃度値のこう配を計算し、それを量子化することで高い方向精度をもつ特徴量を得る方法を示す(図3)。

以下にまず、128次元の特徴ベクトルの抽出手順を示す。

(1) 前処理として、外接枠・重心合せによる位置・大きさの正規化を行う。

(2) 入力画像が2値画像であれば、全画素に $2 \times 2$ の平均値フィルタを施す処理を $n$ 回行うことにより実数値をとる濃度値画像(以下濃度値画像)を得る。

(3) 濃度値画像の濃度値の平均が0、分散が1となるように画像を標準化する。

(4) 標準化画像に対してRobertsフィルタを適用し、こう配の向きと強さを求める。すなわち、次式のように直交する2方向の差分値を合成することにより、ある画素点でのこう配の方向 $\theta(i, j)$ とエッジ強度 $f(i, j)$ を求める。

$$\Delta u = g(i, j) - g(i+1, j+1)$$

$$\Delta v = g(i, j+1) - g(i+1, j)$$

$$\theta(i, j) = \tan^{-1} \left( \frac{\Delta v}{\Delta u} \right)$$

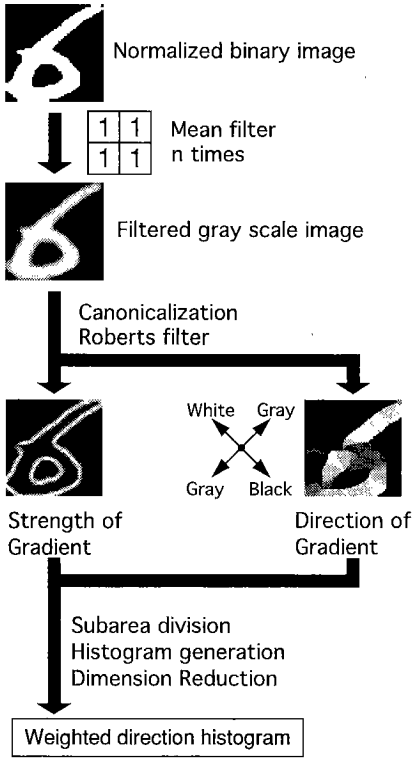


図3 濃度値こう配からの特徴抽出  
Fig. 3 Feature extraction from gray scale gradient.

$$f(i, j) = \sqrt{(\Delta u)^2 + (\Delta v)^2} \quad (1)$$

ここで、 $g(i, j)$  は画素点  $(i, j)$  での濃度値である。また  $\Delta u = 0$  のとき、 $\theta(i, j)$  は  $\Delta v > 0$  なら  $\pi/2$ 、 $\Delta v < 0$  なら  $-\pi/2$ 、 $\Delta v = 0$  なら  $0$  とした。

$f(i, j)$  が大きな値をもつところが、濃度値の急激な変化を示している。図3でこう配の方向を表す画像は向きが  $3\pi/4$  を最大輝度(白)、 $-\pi/4$  を最小輝度(黒)で表示したものである。また図4には平均値フィルタリング回数  $n$  とこう配の関係を示す。なお、 $\theta(i, j)$  に  $\pi/2$  を加えると、濃度値画像の等高線のエッジの向きが得られる。つまり特徴量としての  $\theta(i, j)$  はエッジの向きと等価である。

(5) 得られたこう配の方向を  $\pi/8$  刻みの8方向に量子化する。

(6) 文字の外接枠を  $7 \times 7$  の49個の小領域に分割し、各領域内で量子化した八つの方向別にエッジ強度  $f(i, j)$  の値を加算して392次元の局所方向ヒストグラムを得る。

(7) このヒストグラムに対し、方向別に重なりのある2次元ガウスフィルタを施して  $4 \times 4$  の小領域に対する128次元の局所方向ヒストグラム特徴を得る。

Roberts フィルタでこう配を求めると、画素ごとに連続的な値をもつ方向値が得られる。よって方向の量子化時に4, 8, 12, 16, 20, 32といった任意の方向量子化数を設定できる。原理上は更に方向量子化数を増加

		Normalized binary image	Filtered gray scale image	Strength of gradient	Direction of gradient
n	0				
	5				
	10				
	50				

図4 フィルタリング回数  $n$  に対する濃度値こう配の変化  
Fig. 4 Effect of repeated filtering on gray scale gradient.

させて、方向の精度を高めることが可能である。輪郭点チェーンコードの場合と同様に、加重フィルタを掛けることにより8方向から4方向へ次元縮小したヒストグラムを得ることができる。加重フィルタには [1 4 6 4 1] を用いる。

更に向きを考慮すれば向きあり 32 方向から向きあり 16 方向に次元縮小した特徴量を作成することもできる。

また、この手法では入力画像が濃度値画像の場合には、平均値フィルタ処理を省き、Roberts フィルタにより直接濃度値こう配の強度とその方向を求めることも可能である。

### 3. 認識実験

#### 3.1 使用データ

実験には、郵政省郵政研究所が作成した第1回および第2回文字認識技術コンテストの学習用サンプルを用いる<sup>(7),(8)</sup>。このサンプルは実際の郵便物から収集された郵便番号で、1セットが3けたの数字からなる計9,500セット(28,500文字)である。画像サイズは横240ドット×縦120ドットで、あらかじめ適当なしきい値で2値化されており、郵便番号枠は含まれていない。収集データの性質上、文字単位でのサンプル数が字種ごとに異なっている。また、筆記具は、ペン、ボールペン、サインペン、毛筆など多岐にわたっている。図5に例を示す。

なお、初期に収集されたデータセットの後半500セットは、観測時の2値化しきい値設定不良による極度のかすれが目立つため以下の実験では用いていない。従って実際に使用したデータは9,000セット(27,000文字)である。

#### 3.2 識別関数

本実験では、次の擬似バイズ識別関数を用いて文字

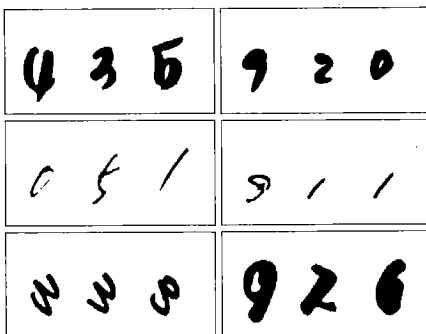


図5 テストデータの例  
Fig. 5 Example of test sample.

認識を行う<sup>(9)</sup>。

$$g(X) = (N + N_0 + n - 1) \ln \left[ 1 + \frac{1}{N_0 \sigma^2} \left[ \| X - M \|^2 - \sum_{i=1}^k \frac{\lambda_i}{\lambda_i + \frac{N_0}{N} \sigma^2} \{ \phi_i^T (X - M) \}^2 \right] \right] + \sum_{i=1}^k \ln \left( \lambda_i + \frac{N_0}{N} \sigma^2 \right) \quad (2)$$

ここで  $X$  は入力文字の特徴ベクトル、 $M$  は標本平均ベクトル、 $\phi_i^T$ 、 $\lambda_i$  はそれぞれ標本共分散行列の第  $i$  固有ベクトル、第  $i$  固有値、 $n$  は特徴ベクトルの次元数、 $k$  は識別に用いる固有ベクトルの数、 $\sigma^2$  は分散の初期推定量、 $N$  は学習サンプル数、 $N_0$  は  $\sigma^2$  の信頼度定数である。

#### 3.3 実験方法

9,000 セットの実験サンプルを10巻のデータセットに分ける。1,000 セットのもが8巻と500 セットのもが2巻である。学習に9巻、テストに1巻を用い、ローテーション法で全セットに対し認識実験を行い文字の平均認識率を求める。

認識実験は以下の手順で行う。

(1) 画像の周辺分布と文字の位置情報を用いて切出しを行う。

(2) 2.に述べた各手法により特徴量を求める。変数変換 ( $y = x^{0.4}$ ) により分布の正規性を改善する<sup>(1),(10)</sup>。

(3) 字種ごとに式(2)の識別関数を計算し最小値を与える字種に決定することによって識別を行う。用いる固有ベクトルは40軸 ( $k=40$ ) とし、 $\sigma^2$  には全字種全固有値の平均を用いる。 $N_0$  は実験的に最も良い値(1,600)を選んだ。

#### 3.4 輪郭点チェーンコードによる認識実験

2.1により輪郭点チェーンコードから求めた局所方向ヒストグラムを特徴量として認識実験を行った。4方向、8方向、縮小4方向(8方向の特徴量を次元縮小して4方向にしたもの)、向きあり16方向の4種類について、領域分割数を変化させて次元数と正読率の関係を調べた。リジェクト処理はしていない。結果を図6に示す。

ほとんどの次元数で、4方向より縮小4方向の正読率が高いことがわかる。しかし次元数を上げていくと、196次元をピークに正読率は減少に転ずる。その一方で8方向の正読率は上昇を続ける。更に高い次元数では、向きあり16方向が8方向を上回っている。400次元付近では同じ次元数でも4方向より8方向、8方向より

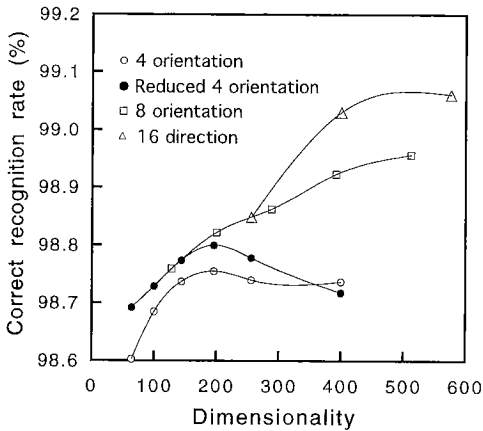


図6 輪郭点チェーンコードでの次元数と正読率の関係  
Fig. 6 Correct recognition rate v.s. dimensionality for contour chain code features.

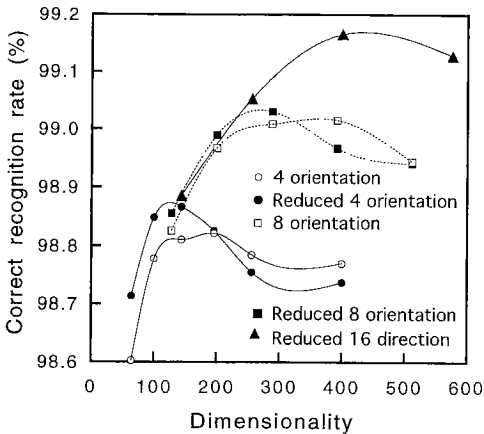


図7 濃度値こう配での次元数と正読率の関係  
Fig. 7 Correct recognition rate v.s. dimensionality for gray scale gradient.

向きあり16方向が良い結果を示している。

### 3.5 濃度値こう配の局所方向ヒストグラムを用いた実験

2.2より求めた濃度値こう配の局所方向ヒストグラムを用いた認識実験の結果を図7に示す。2×2の平均値フィルタを施す回数は予備実験の結果最も良かった5回とした。4方向、8方向、縮小4方向、縮小8方向(16方向の特徴量を次元縮小して8方向にしたもの)、向きあり縮小16方向(向きあり32方向の特徴量を向きあり16方向に次元縮小したもの)の五つに対して、領域分割数を変化させて次元数と正読率の関係を調べた。

4方向より縮小4方向、8方向より縮小8方向が良

い結果を示している。但し次元数を上げるとこの関係が逆転することがわかる。高い次元数では、輪郭点チェーンコードの場合と同様に、4方向より8方向の正読率が良好である。400次元付近では、向きあり縮小16方向が99.17%と最高の正読率を記録している。

図6と図7において、同じ方向量子化数のもの同士を比べると、ほとんどの次元数で濃度値こう配が輪郭点チェーンコードの結果を大きく上回っている。

### 3.6 正規性の検定と考察

3.4, 3.5の結果から次のことが言える。

(1) 方向に対する次元縮小は、次元数を増やすことなく認識精度を高めるのに有効である。輪郭点チェーンコードより濃度値こう配の場合に次元縮小の効果が大きい。但し領域分割数が大きすぎると効果がない。

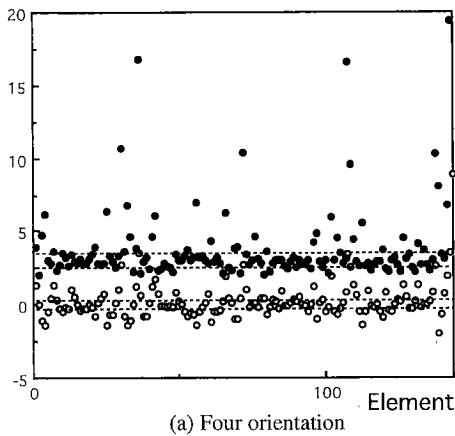
(2) 領域分割数、方向量子化数が同じ場合、輪郭点チェーンコードを用いるより濃度値こう配を用いた方が正読率が高い。

(3) 次元数の増加による正読率の向上を期待するならば、領域分割数を増やすだけでなく、方向の量子化数も増やした方がよい。

以上の結果と、分布の正規性との関連を調べるために、各特徴量に対して分布のひずみ度(skewness)、尖度(kurtosis)を要素ごとに計算し図示した(図8～図10)。横軸を要素番号、縦軸をひずみ度、尖度とし、次元数は144とした。ひずみ度は分布の対称性を示す値で、正規分布で0になる。尖度は分布のすその広がり性を示す値で、正規分布で3になる。0付近と3付近の破線は、それぞれひずみ度と尖度を正規分布と仮定したときの有意水準5%を意味している。つまり、この範囲外であれば正規分布とは言えないが、範囲内では正規分布の可能性を否定できないと言える<sup>(11),(12)</sup>。以下では数字の8の特徴量の場合を示す。

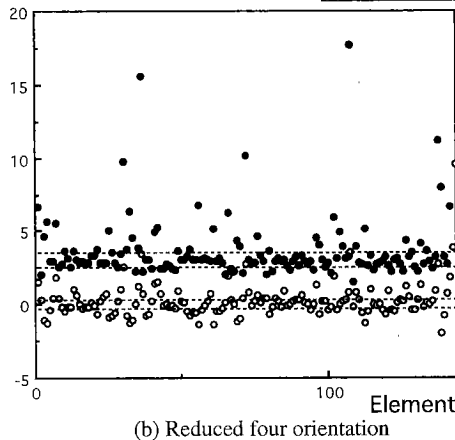
図8は輪郭点チェーンコードから求めた特徴量のひずみ度、尖度を表している。領域の分割数は6×6である。同図(a)は4方向、(b)は縮小4方向である。分布の正規性には顕著な変化が見られないが、正読率は良くなっている。フィルタリング処理によって8方向から4方向へ量子化レベル数削減を行うときのぼけ処理、あるいはアンチエイリアスの効果が、正読率の上昇に寄与していると考えられる。

図9は濃度値こう配から求めた特徴量に対する結果である。同様に(a)が4方向、(b)が縮小4方向である。両者を比較すると方向を次元縮小した特徴量では正規性が著しく改善されていることがわかる。よって前述



(a) Four orientation

○ Skewness  
● Kurtosis



(b) Reduced four orientation

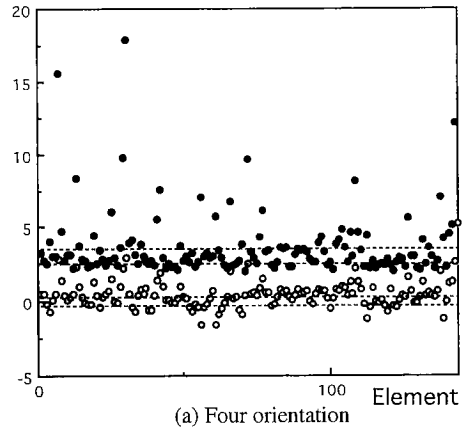
図8 輪郭点チェーンコードからの144次元特徴量の正規性  
Fig. 8 Normality of 144 dimensional feature vector from contour chain code.

の(1)は次元縮小における適切なフィルタリング処理のアンチエイリアス効果と正規性の改善による結果と思われる。

図8(a)と図9(a)を比較すると後者の正規性がいくぶん改善されており、そのことが、上記(2)の濃度値こう配の優位性に関与していると考えられる。また図8(b)、図9(b)を比較して明らかのように、方向の次元縮小がある場合にはこの傾向は顕著である。

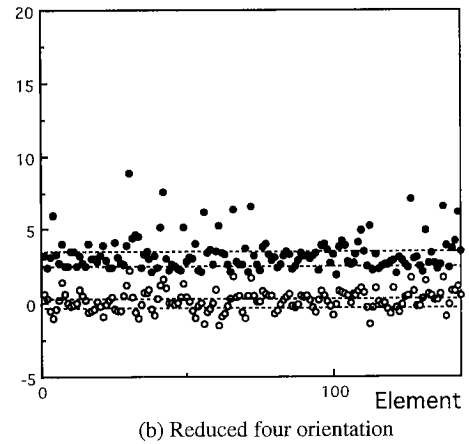
次に図10に濃度値こう配の局所方向ヒストグラムで、向きあり縮小16方向の場合(領域分割数 $3 \times 3$ )を示す。図8、図9のどのグラフよりも正規性が高いことがわかる。上記(3)の正読率の向上が、正規性の改善によるものであることが理解できる。

以上のことより、特徴量を求めるとき方向の量子化



(a) Four orientation

○ Skewness  
● Kurtosis



(b) Reduced four orientation

図9 濃度値こう配からの144次元特徴量の正規性  
Fig. 9 Normality of 144 dimensional feature vector from gray scale gradient.

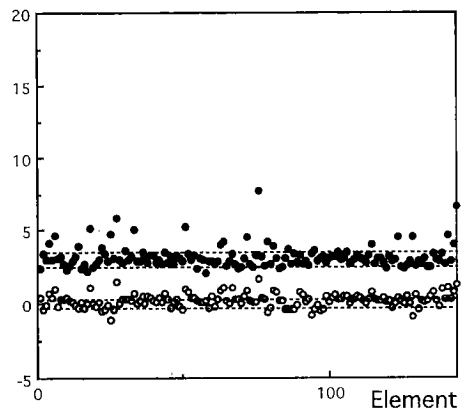
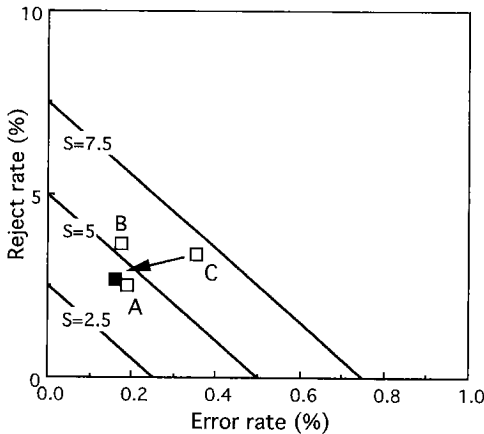


図10 濃度値こう配からの144次元特徴量(向きあり縮小16方向)の正規性

Fig. 10 Normality of 144 dimensional (reduced 16 direction) feature vector from gray scale gradient.

表1 400次元の認識精度

リジェクト 無しの正読率 (%)	C (%)	R (%)	E (%)	S
99.18	97.17	2.67	0.16	4.28

図11 郵政研究所第2回文字認識技術コンテストの結果と  
の認識精度比較Fig. 11 Comparison with result of Second IPTP character  
recognition competition.

を工夫することで、方向の精度と分布の正規性が改善され、正読率を高くすることが可能であることがわかった。

### 3.7 認識精度

3.5において濃度値こう配の局所方向ヒストグラムを特徴量とした場合、向きあり縮小16方向(400次元)が最高の正読率を示した。ここではリジェクト処理を考慮した場合の認識精度を調べる。認識精度は、郵政研究所による文字認識技術コンテストで用いられたもので次式で定義される。

$$S=10E+R \quad (3)$$

但し、 $R$ はリジェクト率、 $E$ は誤読率( $C+R+E=100\%$ : $C$ は正読率)である。

第1候補の相違度の値(式(2)の値)がしきい値 $t_1$ 以上のとき、あるいは第1候補と第2候補の相違度の差がしきい値 $t_2$ 以下の場合にリジェクトとする。固有ベクトル数は40とする。3.1に示した9,000セット(27,000文字)を学習に用い、第2回文字認識技術コンテストで使用された評価データI(5,000セット(15,000文字))をテストに用いた。

結果を表1に示す。リジェクト判定のしきい値 $t_1$ ,  $t_2$ の値はそれぞれ105, 90とした。数字は1文字単位の

認識精度である。また、第2回文字認識技術コンテストの評価結果<sup>(6)</sup>との比較を図11に示す。A, B, Cは、コンテストの上位3手法の認識精度で、図中Cは本論文で述べた100次元の輪郭点チェインコード特徴に基づく手法であったが、次元数増加と濃度値こう配の利用により矢印のように認識精度が向上した。

処理速度は、輪郭点チェインコード100次元(4方向,  $k=40$ )の場合に28文字/s(特徴抽出:30ms/文字, 識別6ms/文字), 濃度値こう配400次元(向きあり縮小16方向,  $k=40$ )の場合に7.6文字/s(特徴抽出:107ms/文字, 識別:24ms/文字)である。使用計算機はSun SPARC Station 10で、時間はCPU時間を計測したものである。

## 4. むすび

実際の郵便物から収集された郵便番号データを用い、輪郭点のチェインコードと濃度値のこう配から特徴量を抽出して認識実験を行った。そして種々の方向量子化数と領域分割数の組合せに対して、認識率および正規性との関係を調べた。その結果、(1)特徴量の次元数を増加する場合、領域分割数は、 $4 \times 4$ あるいは $5 \times 5$ 程度とし、あとは方向量子化数を増加させるとよいこと、(2)同じ次元数では、正規性が良いほど認識率が高い傾向があること、(3)濃度値こう配を用いる方向量子化が、特徴量の正規性を保つのに有効であること、(4)8方向から4方向等への量子化レベル数削減におけるフィルタリング処理には、ぼけ処理、アンチエイリアスの効果と共に、正規性を改善する効果があり、認識率の向上に有効であることなどがわかった。

また濃度値こう配の局所方向ヒストグラム(400次元)を用いた場合に平均で正読率99.18%, 認識精度 $S=4.28$ の良好な結果が得られた。

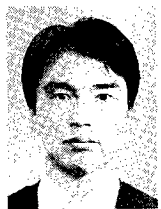
本実験では、濃度値こう配の計算に、 $2 \times 2$ の平均値フィルタを $n$ 回反復適用したが、等価な $(n+1) \times (n+1)$ のフィルタを、1次元分解<sup>(13)</sup>、増分法、ルックアップテーブル等を利用して高速に適用することができる。これらを含めた特徴抽出・識別の高速化、数字以外の字種への適用などが今後の課題として残されている。

謝辞 本研究に関し、手書き郵便番号データを作成・提供して下さいました郵政省郵政研究所の皆様、討論をして頂いた研究室の皆様へ深謝致します。

## 文 献

- (1) 若林哲史, 鶴岡信治, 木村文隆, 三宅康二: "手書き文字認識における特徴量の次元数と変数変換に関する考察", 信

- 学論(D-II), **J76-D-II**, 12, pp. 2495-2503 (1993-12).
- (2) 木村文隆, 若林哲史, 大橋勝己: “統計的手法による手書き数字認識方式”, 「手書き文字認識技術の過去・現在・未来」シンポジウム講演論文集, pp. 38-45, 郵政省郵政研究所, 電子情報通信学会 (1993-04).
  - (3) 寅市和男, 石打智美, 堀内隆彦, 山本和彦, 山田博三: “曲線分近似による弛緩整合法を用いた手書き漢字・平仮名認識”, 信学論(D-II), **J73-D-II**, 9, pp. 1448-1457 (1990-09).
  - (4) Yoshimura M., Shimizu T. and Yoshimura I.: “A Zip Code Recognition System Using the Localized Arc Pattern Method”, Proceedings of the Second International Conference on Document Analysis and Recognition, pp. 183-186, IEEE Computer Society Press (1993).
  - (5) 飯島泰蔵: “パターン認識理論”, p. 149, 森北出版 (1989).
  - (6) Foley J., van Dam A., Feiner S. and Hughes J.: “Computer Graphics, Principles and Practice, Second Edition”, pp. 621-623, Addison-Wesley (1990).
  - (7) 松井俊弘, 山下郁生, 若原 徹, 吉室 誠: “文字認識アルゴリズムの複合化の検討, 第一回文字認識技術コンテストの結果より”, 信学技報, **PRU92-33** (1992-09).
  - (8) 能見 正, 松井俊弘, 山下郁生, 若原 徹, 吉室 誠: “手書き数字認識における誤読・リジェクトパターンの分析”, 信学技報, **PRU93-46** (1993-09).
  - (9) Kimura F. and Shridhar M.: “Handwritten Numeral Recognition based on Multiple Algorithms”, Pattern Recognition, **24**, 10, pp. 969-983 (1991).
  - (10) Fukunaga K.: “Introduction to Statistical Pattern Recognition, Second Edition”, pp. 76-77, Academic Press (1990).
  - (11) 市原清志: “バイオサイエンスの統計学”, 南江堂 (1989).
  - (12) Johnson R. A., Wichern D. W., 西田俊夫訳: “多変量解析の徹底研究”, 現代数学社 (1988).
  - (13) 鳥脇純一郎: “画像理解のためのデジタル画像処理[ I ]”, pp. 128-129, 昭晃堂 (1988).
- (平成 6 年 2 月 28 日受付, 6 月 1 日再受付)



若林 哲史

昭 60 三重大・工・電子卒。昭 62 同大大学院修士課程了。平 2 三重大・工・助手。現在に至る。手書き文字認識, 文書理解, 画像処理, コンピュータグラフィックスの研究に従事。

鶴岡 信治



昭 52 岐阜大・工・電子卒。昭 54 名大大学院博士(前期)課程了。同年三重大・工・電子助手, 平 1 同大・工・助教授, 現在に至る。この間, 平 3~4 米国ミシガン大デアボーン校客員助教授, 工博。手書き文字認識, 文書理解, コンピュータグラフィックス, 医用画像処理に関する研究に従事。情報処理学会, 日本 ME 学会, 人工知能学会各会員。

木村 文隆



昭 48 名大・工・電気卒。昭 53 同大大学院博士課程了。同年同大・工・助手, 昭 58 三重大・工・助教授, 現在に至る。その間平 1 からミシガン大学客員助教授を勤める。文字・パターン認識, 画像処理, コンピュータグラフィックスの研究に従事。情報処理学会, 日本 ME 学会, 人工知能学会各会員。工博。

三宅 康二



昭 35 名大・工・電気卒。昭 40 同大大学院博士課程了。同年同大・工・助手, 昭 43 同講師, 昭 44 同助教授, 昭 53 三重大・工・教授, 現在に至る。現在, 手書き文字の機械認識, コンピュータグラフィックスおよび医用画像処理の研究に従事。情報処理学会, 日本 ME 学会, 日本人工知能学会, 日本ロボット学会, 電気学会, 日本シミュレーション学会等各会員。工博。