

5D-5

ファジィメッシュ黒画素密度特徴
による手書き漢字認識

王 曉文 橋本 礼治 宮垣 嘉也

岡山理科大学 工学部

まえがき

これまでに、粗いメッシュパターンによる分類文字についていろいろの研究が行われている^{1,2}。手書き文字の粗いメッシュ特徴は本質的にファジィ的なものと考えられる。そこで、われわれはあるメンバシップ関数を用いて、粗いメッシュパターンをファジィデータ集合に変換し、類似性を判定する基準として、ニアレートを定義し、認識を行ってきた³。本研究では、ファジィデータ集合として、ファジィメッシュ黒画素密度(Fuzzy Mesh Block Pixel Density、F-MBPDと略す)特徴パターンを定義し、これにニアレートを適用した場合を検討する。

手 法

[1] ファジィメッシュ黒画素密度特徴パターン

F-MBPD特徴は、文字を $k \times k$ の粗いメッシュに分割し、各メッシュ領域内の水平、垂直、 $\pm 45^\circ$ の4方向の軸へ以下に説明する規則で投影し、それらをメンバシップ関数でファジィ化して得られる。具体的には、図1に示すように、各メッシュに対して、二行あるいは二列の領域ごとにそれぞれ水平、垂直軸へ、 $\pm 45^\circ$ の主軸と両側の副主軸で構成した領域をそれぞれ $\pm 45^\circ$ の軸へ投影し、それらの領域の黒画素数(b_{ij} で表す、 $i=1, 2, \dots, k \times k$, $j=1, 2, \dots, k+2$)を式(1)のメンバシップ関数

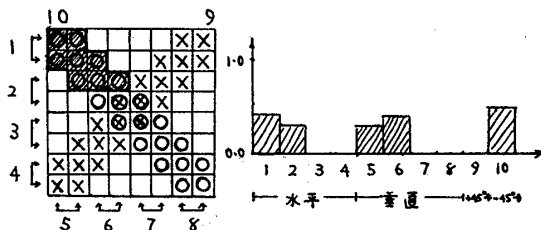
$$\mu_{ij}(b_{ij}) = \text{INT}[(|b_{ij}| + u)/w] / v; \quad (1)$$

によって、ファジィ化する。このように得られた $k+2$ 次元の特徴ベクトルをF-MBPD特徴と呼ぶ。

F-MBPD特徴パターンあるいはファジィデータ集合を

$$D = \{ \mu_{ij}(b_{ij}) / b_{ij} \}; \quad (2)$$

で表す。ただし、 $m = (64/k) \times (64/k)$, $n = k+2$ 。

図1 F-MBPD特徴の例 ($k=8$)

このように定めたF-MBPD特徴は、単に局所領域内の黒画素密度のみによる粗いメッシュ特徴と比べ、メッシュ内の黒画素の位置の違いを抽出することができること、およびファジィ化することにより一定範囲以内のずれを吸収できることから、手書き文字に対する分類能力の向上が期待できる。

[2] ニアレートによる認識

1) F-MBPD特徴パターンに対するファジィデータ行列

認識の判断基準とするニアレートに使う参照パターンカテゴリD
Recognition of Handwritten Chinese Characters by Fuzzy Mesh
Block Pixel Density-Feature

WANG Xiaowen, Reiji HASHIMOTO, Yoshiya MIYAGAKI
OKAYAMA University of Science

よび未知パターンTに関するファジィデータ行列 F_D および F_T を次のように定義する。

$$F_D = \begin{bmatrix} \bar{d}_{11} & \bar{d}_{12} & \dots & \bar{d}_{1n} \\ \bar{d}_{21} & \bar{d}_{22} & \dots & \bar{d}_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \bar{d}_{m1} & \bar{d}_{m2} & \dots & \bar{d}_{mn} \end{bmatrix}$$

$$F_T = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \dots & t_{1n} \\ t_{21} & t_{22} & \dots & t_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ t_{m1} & t_{m2} & \dots & t_{mn} \end{bmatrix}$$

エレメント d_{ij} および t_{ij} はそれぞれDおよびTのi番目のメッシュに関するF-MBPD特徴ベクトルのj番目の要素で、 $\bar{d}_{ij}$ はDに属するすべてのサンプルに対する同じ要素 d_{ij} 値の平均である。

2) ニアレート

まず、次のようにニア行列 $N_{D,T}$ を定義する。

$$N_{D,T} = (F_{D,T} \wedge F_{D,T}) + (F_{D,T} \vee F_{D,T})^c \quad (3)$$

手書き文字の変形のために、ニア行列の要素の中に極端に小さい値を持つ領域(特異点)が存在することがある。ある場合このような特異点のせいで、誤った認識が発生することがある。これらの特異点を除去するために、カットニア行列を用いることにした。

$n_{D,T}^x \in N_{D,T}^x$ (カットニア行列)に対して:

$$n_{D,T}^x = \begin{cases} n_{D,T} & n_{D,T} \geq x \text{ の場合 } (x \text{ はカット値}) \\ 0 & n_{D,T} < x \text{ の場合} \end{cases}$$

認識はカットニア行列の要素の平均値(ニアレートと呼ぶ)に基づいて、最大基準に従って行う。

シミュレーションと実験結果

シミュレーションにおけるパラメータは次の通りである:

- 1) カテゴリ数30、各カテゴリ当たり辞書パターンのサンプル数100、未知パターンのサンプル数60。
- 2) $k=8$ 、したがって、 $m=64$, $n=10$;
- 3) メンバシップ関数の引き数: 水平、垂直の場合、 $u=1$, $w=2$, $v=8$; $\pm 45^\circ$ の場合、 $u=2$, $w=3$, $v=8$;

実験結果

カット値	ニアレート法 *1			ハミング 距離法
	A(1)	A(2)	A(7)	
0.0	83.72	90.78	96.55	
0.535 *2	86.78	92.61	97.61	78.39

*1: A(i)は第i位の累積認識率。

*2: $x=0.535$ は二分法で選出した最適なカット値。

結 論

- 1) 通常のマッチング法と比べて、認識率は5.3%ぐらい上昇した。
- 2) カット値を使うと、認識率はさらに3.0%ぐらい改善された。

参考文献

- 1) 梅田三千雄 J. IECE, Vol. 1, J62-D (No. 2)
- 2) 萩田 紀博 J. IECE, Vol. 1, J65-D (No. 6)
- 3) 王 曉文 Proceedings of SINO-JAPAN Joint Meeting on Fuzzy Set and System, E2-4