

基于特征融合的维吾尔文笔迹鉴别

郭世超*, 卡米力·木依丁, 张韦煜

(新疆大学 信息科学与工程学院, 乌鲁木齐 830046)

(* 通信作者电子邮箱 guoshichao1988@126.com)

摘要:针对采用纹理方法鉴别维吾尔文不稳定的问题,提出一种与文本无关、特征融合的笔迹鉴别方法,融合的特征包括网格窗口微结构特征和笔迹曲向特征。所提方法从笔迹原始图像提取笔画边缘,对笔迹的边缘图像建立大量局部窗口模型,通过扫描边缘图像获取融合特征结构的概率密度分布,使用多种距离公式计算概率密度向量间的距离。在实验笔迹容量大小为80的笔迹库上进行实验得到的鉴别率为89.2%。所提方法能很好地刻画笔迹的局部书写变化趋势和笔画的曲向,采用概率密度分布来统计笔迹的网格窗口微结构特征和曲向特征,鉴别效果达到了预期值。

关键词:维吾尔文笔迹;文本无关;特征融合;笔迹鉴别;曲向特征;距离度量

中图分类号: TP391.413 **文献标志码:** A

Uighur handwriting identification based on feature fusion

GUO Shichao*, KAMIL · Moydi, ZHANG Weiyu

(College of Information Science and Technology, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830046, China)

Abstract: Concerning the instability of Uighur handwriting identification by texture, the authors proposed a text-independent method of handwriting identification based on feature fusion, and feature fusion involved mesh-window microstructure feature and curvature-direction feature. On the basis of extracting edge strokes from original image, a large number of local window models were created. By scanning the edge image, the probability density distribution of the feature fusion structure was obtained. And a variety of distance formulas were used to calculate the distance between the probability density feature vectors. The experimental identification rate is 89.2% in the database involving 80 handwritings. This method can portray the local writing trends of the handwritings and the curvature-direction of the strokes, the proposed method adopts probability density distribution to statistically record the mesh-window microstructure features and the curvature-direction features, and the identification effect is satisfactory.

Key words: Uighur handwriting; text-independence; feature fusion; handwriting identification; curvature-direction feature; distance metric

0 引言

笔迹是书写者自身的生理特点和后天学习过程的综合反映,笔迹隐含了书写者的书写风格和特征,它已成为人们进行身份鉴别的重要手段之一。目前的笔迹鉴别可分为文本相关和文本无关^[1]两类。鉴别方法按照样本的输入方法又可分为在线(on-line)和离线(off-line)笔迹鉴别^[1]。在线鉴别方法^[1-3]基于笔迹的二维图像;文本相关鉴别方法基于相同的文本内容;文本无关则基于统计思想。

目前,维吾尔文的手写字符识别技术不够成熟,国内外对以阿拉伯文笔迹鉴别的研究主要集中在基于纹理分析的方法上。文献[4-6]采用纹理分析的方法并使用多通道 Gabor 滤波器和灰度共生矩阵(Grey-Scale Co-occurrence Matrix, GSCM)技术;文献[7-8]使用纹理分析方法对阿拉伯文进行笔迹鉴别。基于纹理的方法依赖字符或文本拼接,忽略了字符或文本的不同组合会使纹理本身发生很大的变化,从而影响稳定笔迹特征的提取。

文献[9]提出一种随机产生的概率密度分布函数(Probability Distribution Function, PDF)方法鉴别阿拉伯文字,其主要思想是用概率分布函数来描述书写者在书写笔迹的特点。概率密度分布从统计的角度量化了笔迹的特征,从而反映书写者的书写习惯。文献[10]使用一种基于轮廓边缘的方向角度的概率分布作为特征向量用于笔迹鉴别。文献[11]提出一种基于统计的微结构特征^[11]以及改进的微结构特征^[12]的文本无关笔迹鉴别方法,在不同文种笔迹上得到了较高的鉴别性能。

针对维吾尔语采用阿拉伯文字母,其字符形式复杂,字符间连写频繁的特点,本文提出一种实用的文本无关的、基于网格窗口微结构特征和笔迹曲向特征融合的维吾尔文笔迹鉴别方法。网格窗口微结构特征描述的是笔画中渐进的细微变化;曲向特征描述的是笔画的曲度特征和方向特征。首先统计所有局部网格窗口中不同网格窗口微结构和不同曲向的出现次数;其次分别计算得到网格窗口微结构特征和曲向特征的概率密度向量;再次合并网格窗口微结构特征向量和曲向

收稿日期:2012-07-13;修回日期:2012-08-20。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61065001);新疆少数民族科技人才特殊培养计划项目(201023116)。

作者简介:郭世超(1988-),女,河南平顶山人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、自然语言处理;卡米力·木依丁(1959-),男(维吾尔族),新疆轮台人,副教授,主要研究方向:模式识别、信息检索;张韦煜(1986-),男,山西武乡人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、自然语言处理。

特征向量即为笔迹的特征向量;最后通过对比不同的距离度量方法度量笔迹间的相似性。

1 笔迹特征提取和相似性度量

笔迹鉴别首先从待鉴别的原始笔迹图像中获取反映书写者写作风格的特征向量,然后与多个参考样本的特征向量进行距离运算,通过排序距离值得到与检验笔迹图像最相似的参考样本。该样本的书写者就作为鉴别笔迹的首选或前若干候选书写者。笔迹鉴别实验主要分为3个步骤:预处理、提取融合特征和特征匹配。笔迹鉴别关键部分的是笔迹特征的提取和匹配。鉴别系统流程如图1所示。

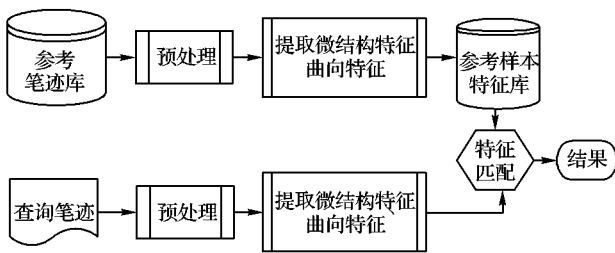


图1 笔迹鉴别系统流程

1.1 笔迹图像的预处理

在本文的笔迹鉴别系统中,对笔迹图像的预处理包括纸张背景和网格线的去除、灰度化、去噪、二值化和提取轮廓等一系列的过程。

采用文献[13]的方法对笔迹图像进行预处理,然后采用Sobel算子获得图像梯度,利用基于噪声的均方根误差为指标进行估计^[14]的方法来确定边缘的判决阈值,从而获得笔迹的轮廓图像。预处理结果样例如图2所示。

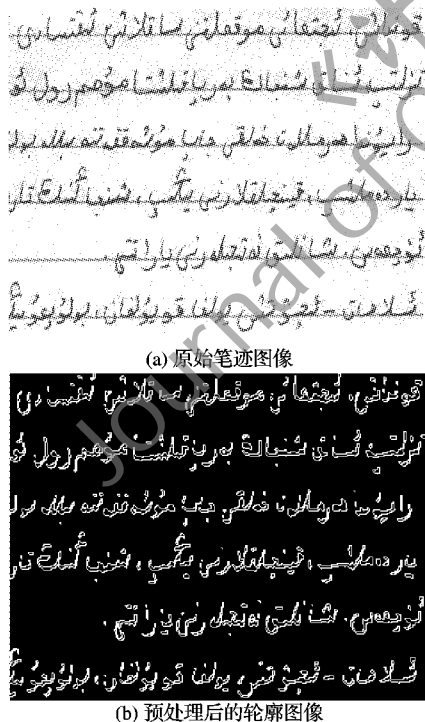


图2 原始笔迹图像与预处理后的轮廓图像

1.2 融合特征提取

1.2.1 改进网格窗口微结构特征提取

本文在于文献[11-12]中提出的网格窗口微结构特征的笔迹鉴别方法的基础上做了改进和优化。网格窗口微结构特征是在笔迹轮廓图像上提取的一种反映不同手写笔迹风

格的概率密度分布特征。

首先,设用于扫描的网格窗口的大小为 $(2 \times G + 1) \times (2 \times G + 1)$,网格窗口上每一个网格位置都用一个符号 i_m 来标记,其中 $m(0 \leq m \leq G)$ 表示网格所在的层数,中心网格处在最内层即 $m = 0$,紧挨中心网格的一圈网格处在第一层即 $m = 1$,依次类推 $m = 2, \dots, m = G$ 。 $i(0 \leq i \leq 8 \times m - 1)$ 表示在 m 层网格中具体的网格位置,中心网格 $i = 0$,第一层网格($m = 1$)中每个网格的 i 值定义如下:中心网格右边的第一个网格 i 的取值为0;然后以逆时针方向网格 i 的取值依次为 $i = 1, \dots, i = 7$;其他层网格的 i 值以同样的方法选取。图3是 $7 \times 7(G = 3)$ 的网格示例。

9 ₃	8 ₃	7 ₃	6 ₃	5 ₃	4 ₃	3 ₃
10 ₃	6 ₂	5 ₂	4 ₂	3 ₂	2 ₂	2 ₃
11 ₃	7 ₂	3 ₁	2 ₁	1 ₁	1 ₂	1 ₃
12 ₃	8 ₂	4 ₁	0 ₀	0 ₁	0 ₂	0 ₃
13 ₃	9 ₂	5 ₁	6 ₁	7 ₁	15 ₂	23 ₃
14 ₃	10 ₂	11 ₂	12 ₂	13 ₂	14 ₂	22 ₃
15 ₃	16 ₃	17 ₃	18 ₃	19 ₃	20 ₃	21 ₃

图3 网格窗口微结构特征提取示意图

网格窗口的中心网格将遍历所有边缘像素点。当中心网格扫描到某一边缘像素点时,其他网格位置上也出现边缘像素点,把任意两个出现边缘像素点的网格定义为一种局部网格窗口微结构。比如在同一个网格窗口中网格 i_m 和 j_n 上都出现边缘像素点,记这种局部网格窗口微结构为 (i_m, j_n) 。

使用函数 $f(i_m, j_n)$ 记录 (i_m, j_n) 网格窗口微结构的共现度,扫描初始时设置 $f(i_m, j_n) = 0$ 。当用于扫描的网格窗口中心移动到一个新的边缘像素点时,并且检测到此时的网格窗口上有网格窗口微结构 (i_m, j_n) 出现, $f(i_m, j_n)$ 增加1,即 $f(i_m, j_n) = f(i_m, j_n) + 1$ 。当网格窗口中心扫描完所有的边缘像素点时,函数 $f(i_m, j_n)$ 的值就记录了网格窗口微结构 (i_m, j_n) 的共现度,使用所有网格窗口微结构出现的总次数 $\sum f(i_m, j_n)$ 对函数 $f(i_m, j_n)$ 进行归一化,得到网格窗口微结构 (i_m, j_n) 的共现率 $p(i_m, j_n)$,如式(1):

$$p(i_m, j_n) = \frac{f(i_m, j_n)}{\sum_{i_m, j_n} f(i_m, j_n)} \quad (1)$$

所有网格窗口微结构的共现率 $p(i_m, j_n)$ 满足 $\sum_{i_m, j_n} p(i_m, j_n) = 1$,它们构成的二维的概率密度分布向量就是反映笔迹风格的网格窗口微结构特征。

并不是所有的局部网格窗口微结构都能反映不同笔迹风格之间的差异。在文献[12]中提出的改进网格窗口微结构特征考察了同层网格,网格层数相差为1,2的两个网格(即满足 $0 \leq i < j \leq 8 \times m - 1$ 且 $m = n, m = n - 1, m = n - 2$ 的 i_m 和 j_n 网格)上出现边缘像素点的情况。在图3所示的笔迹轮廓网格窗口中,满足这个条件的网格窗口微结构有: $(8_3, 6_2)$, $(6_2, 11_3)$, $(11_3, 12_3)$, $(8_3, 11_3)$, $(6_2, 12_3)$, $(4_3, 3_2)$, $(3_2, 1_1)$, $(1_1, 6_1)$, $(6_1, 11_2)$, $(11_2, 17_3)$, $(4_3, 1_1)$, $(6_1, 17_3)$, $(3_2, 11_2)$, $(4_3, 17_3)$, $(23_3, 14_2)$, $(14_2, 20_3)$, $(23_3, 20_3)$ 。

一般一个网格窗口中除了与中心网格连通的笔画之外至少还有一个以上的连续笔画。相同的笔画在网格窗口中的位

置不同所体现的网格窗口微结构就不同,为避免这一问题,提高笔迹鉴别正确率,文中只考虑和中心网格像素点连通的笔画,也就是只处理网格窗口中心遍历到的连续笔画。文献[11-12]中提取的网格窗口微结构没有考虑其他像素点和网格窗口中心像素点所构成的网格窗口微结构,文中加入了与网格窗口中心像素点构成的网格窗口微结构。

满足本文方法的网格窗口微结构有: $(4_3, 3_2), (3_2, 1_1), (1_1, 0_0), (0_0, 6_1), (6_1, 11_2), (11_2, 17_3), (4_3, 1_1), (3_2, 0_0), (1_1, 6_1), (0_0, 11_2), (6_1, 17_3), (3_2, 11_2), (4_3, 17_3)$ 。这样同一笔画中连续渐进的细微变化就能在网格窗口微结构特征中体现。

通过上述改进,对局部网格窗口微结构进行了部分删除和增加,这样经过遍历和统计得到的网格窗口微结构特征,就是本文提出的改进网格窗口微结构特征。

1.2.2 曲向特征提取

受文献[15]中提到的提取笔迹特征方法的启发,针对维吾尔文的文字特点,本文提取了以下几个反映书写者风格的特征。对于某一类笔画来说,不同书写者会习惯使用不同的长度、方向和弧线弯曲程度,而如果长度、方向、弧线弯曲程度确定,也就基本确定了单个笔画的形态。因此本文用笔画长度、笔画方向、笔画曲度的概率分布表征书写者的书写方向特征、曲度特征,即曲向特征,进而量化地体现了不同书写者的书写风格。

令扫描使用的网格窗口的左上角网格为坐标原点 $(0, 0)$, 对扫描到的每个笔迹轮廓做如下处理。

对网格窗口进行自左向右自上而下的扫描,扫描到的第一个与中心网格连通的黑色像素点记为笔迹轮廓的起点,当前网格坐标记为 (x_b, y_b) , 扫描到的最后一个与中心网格连通的黑色像素点记为笔迹轮廓的终点,当前网格坐标记为 (x_e, y_e) , 定义笔迹轮廓的笔画长度 L 为网格窗口中与中心像素点连通的黑色像素点的个数,笔画书写方向 K 和曲度 C 如式(2)~(3)所示:

$$K = \frac{y_e - y_b}{x_e - x_b} \quad (2)$$

$$C = \frac{|p_b p_e|}{|p_b p_{b+1}| + \dots + |p_{e-1} p_e|} \quad (3)$$

其中 $|p_i p_j|$ 为网格窗口中黑色像素点 p_i 与像素点 p_j 之间的直线距离。直线距离记为像素点所在网格的横纵坐标之差的平方再开方。

网格窗口的大小为 $(2 \times G + 1) \times (2 \times G + 1)$, 笔画长度 L 的取值范围设置为 $[2, 76]$, 步长为 2, 被分为 37 个阈值区间, $L_1 \sim L_{37}$ 分别表示 37 个不同的阈值区间; 笔画书写方向 K 的取值范围为 $[-2 \times G, 2 \times G]$, 步长为 0.25, 被分为 $16 \times G$ 个阈值区间, $K_1 \sim K_{16 \times G}$ 分别表示 $16 \times G$ 个不同的阈值区间; 笔画曲度 C 的取值范围为 $[0, 1]$, 步长为 0.1, 被分为 10 个阈值区间, $C_1 \sim C_{10}$ 分别表示 10 个不同的阈值区间。曲向特征结构记为 (L_i, K_j, C_m) ($i = 1, 2, \dots, 37; j = 1, 2, \dots, 16 \times G; m = 1, 2, \dots, 10$), L_i, K_j, C_m 分别从所属的不同阈值区间中选择。

使用函数 $g(L_i, K_j, C_m)$ 记录 (L_i, K_j, C_m) 曲向特征结构出现的次数, 扫描初始时设置 $g(L_i, K_j, C_m) = 0$ 。当网格窗口中心扫描到下一个边缘像素点时, 并且计算得到此时的网格窗口中笔迹轮廓的曲向特征结构也为 $g(L_i, K_j, C_m)$, $g(L_i, K_j, C_m)$ 增加 1, 即 $g(L_i, K_j, C_m) = g(L_i, K_j, C_m) + 1$ 。当网格窗口

遍历完所有的边缘像素点后, 累加后的各种书写方向、曲度就记录了每种书写方向、曲度出现的次数, 然后用总次数对各种书写方向、曲度的出现次数进行归一化, 得到每种曲向特征结构的出现概率为:

$$p(L_i, K_j, C_m) = \frac{g(L_i, K_j, C_m)}{\sum_{i,j,m} g(L_i, K_j, C_m)} \quad (4)$$

所有曲向特征结构的出现概率值满足 $\sum_{i,j,m} p(L_i, K_j, C_m) = 1$ 。用这些曲向特征结构的概率密度值组成的向量作为描述笔迹风格的曲向特征。

把以上提取的表示网格窗口微结构特征的向量和表示曲向特征的向量合并为一个向量, 最终合并的向量就是反映笔迹风格的特征向量。

本文方法不仅考虑了使用网格窗口微结构描述同一笔画中渐进的细微变化, 还进一步改进了网格窗口微结构的产生条件, 而且融合了反映笔画书写方向和弧度的方向特征和曲度特征。

以一小块实际维吾尔笔迹的轮廓图像为例, 来说明笔迹曲向特征的提取过程, 如图4所示。

12 ₄	11 ₄	10 ₄	9 ₄	8 ₄	7 ₄	6 ₄	5 ₄	4 ₄
13 ₄	9 ₃	8 ₃	7 ₃	6 ₃	5 ₃	4 ₃	3 ₃	3 ₄
14 ₄	10 ₃	6 ₂	5 ₂	4 ₂	3 ₂	2 ₂	2 ₃	2 ₄
15 ₄	11 ₃	7 ₂	3 ₁	2 ₁	1 ₁	1 ₂	1 ₃	1 ₄
16 ₄	12 ₃	8 ₂	4 ₁	0 ₀	0 ₁	0 ₂	0 ₃	0 ₄
17 ₄	13 ₃	9 ₂	5 ₁	6 ₁	7 ₁	15 ₂	23 ₃	31 ₄
18 ₄	14 ₃	10 ₂	11 ₂	12 ₂	13 ₂	14 ₂	22 ₃	30 ₄
19 ₄	15 ₃	16 ₃	17 ₃	18 ₃	19 ₃	20 ₃	21 ₃	29 ₄
20 ₄	21 ₄	22 ₄	23 ₄	24 ₄	25 ₄	26 ₄	27 ₄	28 ₄

图4 曲向特征提取示例

按照上述方法提取此笔迹轮廓的曲向特征结构。图3中的笔迹轮廓长度 $L = 9$, 在 L_4 阈值区间; 笔迹轮廓的起点坐标为 $(0, 5)$, 终点坐标为 $(8, 2)$, 笔迹方向 $K = \frac{5-2}{0-8} = \frac{3}{8} = 0.375$, 在 K_{34} 阈值区间; 与中心像素点连通的笔迹轮廓中黑色像素点的坐标依次为 $(0, 5), (1, 4), (2, 4), (3, 4), (4, 4), (5, 3), (6, 3), (7, 2), (8, 2)$, 笔迹曲度 $C = \frac{\sqrt{73}}{\sqrt{2} + 1 + 1 + 1 + \sqrt{2} + 1 + \sqrt{2} + 1} = 0.92$, 在 C_{10} 阈值区间。此笔迹轮廓的曲向为 $(9, 0.375, 0.92)$, 属于 (L_4, K_{34}, C_{10}) 这个曲向特征结构。利用函数 $g(L_i, K_j, C_m)$ 计算笔迹曲向特征结构 (L_4, K_{34}, C_{10}) 的出现次数, 图3的计算结果为 $g(L_4, K_{34}, C_{10}) = 1$ 。

本文使用频次组成的概率分布函数作为书写笔迹的特征。文本内容不同, 笔迹中各种笔画类别的出现比例就会有所变化, 为了使此种特征对于同一个人的笔迹趋于稳定, 就需要笔迹中的字符数达到一定数量。因此需要从足够篇幅的整篇或整段文本的笔迹样本上提取。

1.3 相似性度量

当得到笔迹图像的特征向量之后, 采用向量间的距离来度量两个笔迹图像之间的差异性。距离越大, 笔迹间差异越大; 反之, 距离越小, 笔迹间差异就越小。

本实验为了对比不同距离的鉴别效果, 使用了加权与不

加权的欧氏距离、卡方距离和 Manhattan 距离作为距离度量方法。假设 \mathbf{v}_1 和 \mathbf{v}_2 是两个笔迹图像的特征向量, v_{1i} 和 v_{2i} 分别表示 \mathbf{v}_1 和 \mathbf{v}_2 的各维元素, N 为向量维数, 则它们之间的欧氏距离 d_{Euc} 、卡方距离 d_{Chi} 和 Manhattan 距离 d_{Man} 分别为:

$$d_{\text{Euc}}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (v_{1i} - v_{2i})^2} \quad (5)$$

$$d_{\text{Chi}}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \sum_{i=1}^N \frac{(v_{1i} - v_{2i})^2}{v_{1i} + v_{2i}} \quad (6)$$

$$d_{\text{Man}}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \sum_{i=1}^N |v_{1i} - v_{2i}| \quad (7)$$

特征值分布相对密集的维度上, 相同数值差所体现的差异应该越大, 在计算距离时应该获得更高的权重^[12]。常用的加权方法是用不同维度上数值的标准差作为加权值, 而这一标准差可以用参考样本库中所有的笔迹统计出来^[11]。则上述三种距离度量方法的加权距离分别为:

$$d_{\text{WEuc}}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^N \left(\frac{v_{1i} - v_{2i}}{\sigma_i} \right)^2} \quad (8)$$

$$d_{\text{WChi}}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \sum_{i=1}^N \frac{(v_{1i} - v_{2i})^2}{\sigma_i (v_{1i} + v_{2i})} \quad (9)$$

$$d_{\text{WMan}}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \sum_{i=1}^N \frac{|v_{1i} - v_{2i}|}{\sigma_i} \quad (10)$$

其中:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{j=1}^K (v_{ji} - \mu_i)^2} \quad (11)$$

$$\mu_i = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K v_{ji} \quad (12)$$

其中: v_{ji} 是 $K = 80$ 个参考样本中第 j 个样本的第 i 维元素, σ_i 和 μ_i 是参考样本特征向量在第 i 维上的标准差和均值。

2 笔迹鉴别性能实验

本文实验所采用的笔迹库容量大小为 80, 每位书写者的有两篇笔迹图像: 一份作为参考样本, 一份作为检验样本。在整个实验过程中, 将检验样本分别与 80 位书写者的参考样本比较, 计算两两样本间的特征向量距离并将排序, 找出与检验样本书写特征最相似的书写者。

同一书写者边缘笔画的融合特征的概率分布会非常相似, 而不同书写者笔迹的融合特征间则会存在着明显的差异。因此, 同一书写者的书写习惯在统计上是稳定的, 而不同书写者的书写习惯则有所不同。书写者笔迹风格特征的差异性能够通过本文提出的融合特征反映出来。

对于一个手写笔迹 W , 计算所有其他笔迹的融合特征向量和它的融合特征向量之间的距离, 然后把计算得到的距离从小到大排成序列。理想情况下排在第一位的笔迹和手写笔迹 W 是来自同一个书写者。但是, 并不能保证来自同一个书写者的笔迹总是排在第一位。

根据大量实验结果得出网格窗口的大小控制在 $7 \times 7 \sim 17 \times 17$ 比较合适, 因此本实验选取了网格窗口大小为 9×9 , 11×11 , 13×13 , 15×15 的实验结果。实验考察了手写笔迹的首选、前 3 选、前 5 选、前 10 选的鉴别正确率, 并且对不加权和加权距离度量结果进行了比较。如表 1 是本实验在加权距离度量下的鉴别结果, 表 2 是本实验在加权距离度量下的鉴别结果。

从表 1~2 的数据可以看出, 在同样大小的窗口下加权距

离度量方法鉴别性能更好; 并且加权欧氏距离和加权卡方距离有着相当的性能, 并且在网格窗口大小为 13×13 时, 得到了相对较高的鉴别正确率, 但是当网格窗口增大或减小时, 鉴别正确率有所下降, 这是因为网格窗口太小或太大时, 提取的笔迹轮廓太短或太长, 以至于用于鉴别的特征信息减少或冗余信息增加。

表 1 网格窗口不同时的鉴别正确率(不加权) %

网络窗口	距离度量	首选	前 3 选	前 5 选	前 10 选
9×9	欧氏距离	73.2	75.3	78.5	82.4
	卡方距离	72.7	74.6	79.1	83.6
	Manhattan 距离	71.3	72.4	75.3	79.6
11×11	欧氏距离	75.2	77.3	79.5	84.4
	卡方距离	74.7	76.6	80.2	85.2
	Manhattan 距离	74.3	75.1	77.5	85.7
13×13	欧氏距离	77.2	79.1	81.4	85.2
	卡方距离	76.8	78.9	80.7	86.1
	Manhattan 距离	77.3	79.2	81.3	86.8
15×15	欧氏距离	72.5	74.3	77.5	81.6
	卡方距离	71.8	73.7	76.3	80.5
	Manhattan 距离	70.8	71.9	74.9	79.3

表 2 网格窗口不同时的鉴别正确率(加权) %

网络窗口	距离度量	首选	前 3 选	前 5 选	前 10 选
9×9	加权欧氏距离	75.4	77.3	80.2	85.3
	加权卡方距离	74.1	76.8	81.3	86.2
	加权 Manhattan 距离	73.6	75.7	79.5	84.3
11×11	加权欧氏距离	77.2	79.3	81.3	87.6
	加权卡方距离	76.8	78.5	82.6	86.3
	加权 Manhattan 距离	77.3	78.5	82.9	87.1
13×13	加权欧氏距离	79.5	81.4	84.7	89.2
	加权卡方距离	79.2	80.9	83.8	88.7
	加权 Manhattan 距离	78.7	80.2	83.6	87.9
15×15	加权欧氏距离	74.6	76.8	80.5	84.8
	加权卡方距离	74.2	77.2	79.9	85.3
	加权 Manhattan 距离	72.6	75.3	78.6	83.6

3 结语

本文提出的网格窗口微结构特征和曲向特征融合的笔迹鉴别方法通过模拟笔画延伸中渐进的细微变化和笔画的书写方向和弯曲程度, 较全面地反映了维吾尔文笔迹的书写特征, 较稳定地体现了笔迹的特征和风格。

由于笔迹样本间文本内容的差异性, 存在某些网格窗口微结构和曲向特征结构出现频率不稳定, 本文采用加权计算的方法来避免该现象对鉴别率的干扰。某一维度的权值是笔记库中所有笔迹特征向量的同一维度特征结构的标准差, 并将融合特征结构特征向量的不同维度上的概率值参考该标准差来计算相似度。从实验结果也可以看出, 使用加权版本距离度量的性能均优于使用不加权距离度量的性能, 这说明用各维分量标准差对元素值进行加权能够有效提高笔迹鉴别方法的性能。

在提取融合特征结构时, 网格窗口大小是关键参数。网格窗口太小时, 不能表现笔画轨迹走向; 网格窗口太大时, 又添加了超出笔画层次的冗余信息。在容量大小为 80 的手写笔迹库上实验, 窗口大小为 13×13 时, 首选正确率达到 89.2%。

(下转第 79 页)

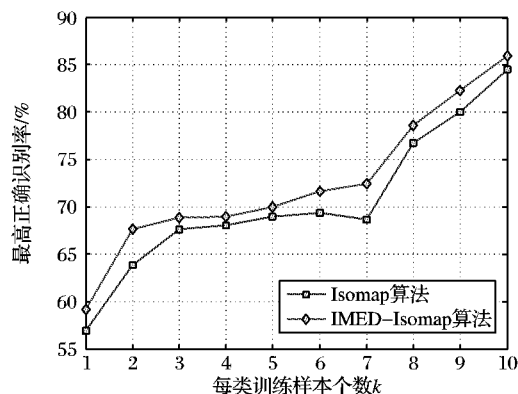


图9 Yale数据库识别率随训练样本个数变化曲线图

5 结语

Isomap 算法在处理扰动图像时拓扑结构不稳定,本文将图像欧氏距离嵌入到等距离映射 Isomap 算法当中,提出了一种基于图像欧氏距离的 Isomap 算法——IMED-Isomap。该算法在考虑图像对应像素点灰度值的同时,也考虑了不同像素点位置上的关联性,从而减小相似性度量对于图像平移、变换及噪声的敏感度,提高 Isomap 算法的鲁棒性。在 ORL 和 Yale 人脸数据库上的实验结果都表明 IMED-Isomap 算法具有良好的性能。说明该算法既能有效地降低人脸图像之类的高维数据的维数,又能提高算法拓扑结构的稳定性,提高识别能力。在下一步的工作中将主要研究如何降低算法的复杂度,提高系统效率。

参考文献:

- [1] HUANG W L, YIN H J. On nonlinear dimensionality reduction for face recognition [J]. *Image and Vision Computing*, 2012, 30(4): 355–366.
- [2] 胡洁. 高维数据特征降维研究综述[J]. *计算机应用研究*, 2008, 25(9): 2601–2606.

- [3] HOU C P, ZHANG C S, WU Y, *et al.* Stable local dimensionality reduction approaches [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(9): 2054–2066.
- [4] TENENBAUM J B, de SILVA V, LANGFORD J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. *Science*, 2000, 290(5500): 2319–2323.
- [5] ROWEIS S T, SAUL K L. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. *Science*, 2000, 290(5500): 2323–2326.
- [6] BELKIN M, NIYOGI P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. *Neural Computing*, 2003, 15(6): 1373–1396.
- [7] WU Y M, CHAN K L. An extended Isomap algorithm for learning multi-class manifold [C]// *Proceedings of the 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Piscataway: IEEE Press, 2004: 3429–3433.
- [8] GENG X, ZHAN D C, ZHOU Z H. Supervised nonlinear dimensionality reduction for visualization and classification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B: Cybernetics*, 2005, 35(6): 1098–1107.
- [9] YANG M H. Extended Isomap for pattern classification [C]// *Proceedings of the Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence*. Menlo Park: American Association for Artificial Intelligence, 2002: 224–229.
- [10] CHOI H, CHOI S. Robust kernel Isomap [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 853–862.
- [11] 邵超, 黄厚宽, 赵连伟. 一种更具拓扑稳定性的 Isomap 算法[J]. *软件学报*, 2007, 18(4): 869–877.
- [12] WANG L W, ZHANG Y, FENG J F. On the Euclidean distance of images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(8): 1334–1339.
- [13] 郝建东, 张伟伟. 基于核的图像欧氏距离人脸识别[J]. *计算机工程与设计*, 2011, 32(11): 3844–3847.

(上接第75页)

本文提出的方法统计的是笔迹的局部特征,为了进一步提高笔迹鉴别的准确性和可靠性,今后的工作在于把基于全局纹理特征的方法和基于局部特征的方法有效地结合起来。

参考文献:

- [1] PLAMONDON R, LORETTE G. Automatic signature verification and writer identification [J]. *Pattern Recognition*, 1989, 22(2): 107–131.
- [2] SAID H E S, TAN T N, BAKER K D. Personal identification based on handwriting [J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33(1): 149–160.
- [3] AL-DMOUR A, ZITAR R A. Arabic writer identification based on hybrid spectral-statistical measures [J]. *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, 2007, 19(4): 307–332.
- [4] 曲宏山, 郭小波, 刘水平. 改进 Gabor 滤波器在笔迹鉴别中的应用[J]. *计算机与数字工程*, 2008, 36(8): 146–149.
- [5] 苑丽红, 付丽, 杨勇, 等. 灰度共生矩阵提取纹理特征的分析[J]. *计算机应用*, 2009, 29(4): 1018–1021.
- [6] 阿不都热依木·热西丁. 基于 Gabor 小波的维吾尔文笔迹的特征提取方法研究[J]. *和田师范专科学校学报*, 2010, 29(5): 184–185.
- [7] UBUL K, HAMDULLA A, AYSA A, *et al.* Research on Uighur off-line handwriting-based writer identification [C]// *Proceedings of the 9th International Conference on Signal Processing*. Piscataway:

IEEE Press, 2008: 1656–1659.

- [8] NADIA F, KAMEL H. Personal identification based on texture analysis of Arabic handwriting text [C]// *Proceedings of the 2nd International Conference on Information and Communications Technologies: from Theory to Application*. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1302–1307.
- [9] SCHOMAKER L, BULACU M, FRANKE K. Automatic writer identification using fragmented connected-component contours [C]// *Proceedings of the 9th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2004: 185–190.
- [10] BULACU M, SCHOMAKER L, VUURPIJL L. Writer identification using edge-based directional features [C]// *Proceedings of the 7th International Conference on Document Analysis and Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2003: 937–941.
- [11] 李昕, 丁晓青, 彭良瑞. 一种基于微结构特征的多文种文本无关笔迹鉴别方法[J]. *自动化学报*, 2009, 35(9): 1199–1208.
- [12] 李昕, 丁晓青. 基于改进微结构特征的笔迹鉴别[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2010, 50(4): 595–600.
- [13] 师宝山, 张贵州. 笔迹鉴别预处理算法的设计与实现[J]. *电子器件*, 2008, 31(4): 1357–1360.
- [14] PRATT W K. *Digital image processing* [M]. New York: Wiley, 1991.
- [15] 刘海, 吕岳. 基于轮廓方向特征的脱机手写中文笔迹鉴别[J]. *电视技术*, 2011, 35(21): 131–134.