

基于边缘笔画特征结构的维吾尔笔迹鉴别

张伟煜, 卡米力·木依丁*

(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 misuemagic@yahoo.com.cn)

摘要:针对维吾尔文字的特点提出一种笔迹边缘量化模型的鉴别方法。该方法在提取边缘图像的基础上,以“横竖撇捺”基本笔画概念对维吾尔文字笔迹边缘在四族角度趋向上建立一种与文本无关、与方向和长度相关的特征结构矢量模型,统计所有局部窗口的特征结构并得到边缘笔画的概率密度特征向量,使用加权与不加权的距离公式求得鉴别样本笔迹与参考样本笔迹间的特征向量距离,通过比对向量距离来筛选笔迹的候选书写者。该方法能很好地刻画维吾尔文字的笔迹的局部的特征和风格,有较强的实用性,并取得了较好的鉴别效果。

关键词:笔迹鉴别;维吾尔文;边缘笔画特征结构;文本无关;矢量模型;加权距离

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Uygur handwriting identification based on edge stroke feature structure

ZHANG Wei-yu, KAMIL Moydi*

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

Abstract: According to the features of Uygur letters, the author proposed a method of identifying the stroke edge quantification model of handwriting. On the basis of extracting edge image, a text-independent, direction and length-dependent feature structure vector model was set up on the four-class angles tendency of Uygur letter handwriting edge by using the basic stroke concept of “horizontal, vertical, left-descending and right-descending strokes”. The author counted all feature structures of local windows to obtain the probability density feature vector of the edge stroke, used weighted and unweighted distance formulas to get the handwriting feature vector distance between identification and reference samples and judged candidate writers by sorting vector distance. With a relative strong practicability, this method can describe local feature and style of Uygur letter handwriting commendably and achieve better identification results.

Key words: handwriting identification; Uygur; edge stroke feature structure; text independent; vector model; weighted distance

0 引言

手写体笔迹鉴别是模式识别领域中非常活跃的研究课题之一。笔迹鉴别的目的是从不同人书写的参考笔迹中找出与检验笔迹的书写特征最接近的样本。

根据笔迹鉴别的输入方法的不同,分为在线^[1]和离线^[2]的笔迹鉴别。在线笔迹鉴别因受硬件设备的影响较大,所以其使用范围比较局限。因此离线笔迹鉴别的研究更有通用性。离线笔迹鉴别需要将待鉴别笔迹材料扫描成彩色位图再进行后续处理。离线笔迹鉴别可细分为文本相关(Text-dependent)和文本无关(Text-independent)方法^[3]。文本相关的笔迹鉴别方法对鉴别文本内容有较高要求。文本无关的鉴别方法则不考虑笔迹的文本内容,而是从笔迹鉴别材料中提取笔迹书写特征来实现鉴别。

Ubul 和 Nadia 等使用纹理分析方法^[4-5]对阿拉伯文字笔迹鉴别,缺少对阿拉伯文字笔画曲度和倾斜特点的刻画。Bulacu 和 Schomaker 提出的一系列基于概率分布函数(Probability Distribution Function, PDF)^[2,6-7]特征的文本无关的笔迹鉴别方法,在英文、阿拉伯文笔迹鉴别上取得了很好的效果。李昕等^[8-9]提出的基于微结构特征以及改进的微结构

特征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。

本文提出的基于边缘笔画特征结构的文本无关笔迹鉴别方法是利用笔迹边缘笔画的方向和长度两个属性来描述笔迹特征结构,通过统计所有局部微切分窗口中特征结构的出现次数,得到不同笔画边缘特征结构在特征结构总数中的比重,计算得到边缘笔画特征结构的概率密度分布,进而计算笔迹间概率密度分布特征向量距离来度量笔迹的相似性。

1 笔迹鉴别预处理和边缘检测

在笔迹鉴别系统中,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、二值化等一系列的过程。

本文实现的笔迹鉴别方法建立在二值图像的基础上,由于二值图像受书写环境的影响较小,因此可认为经二值图像中所有黑像素点都是文字笔迹。实验所用的笔迹文字是用普通书写工具,如钢笔等自由书写在普通的纸张上。利用扫描精度为 300 dpi 扫描仪,扫描类型设置为彩色(24 位),把笔迹样本扫描成彩色图像以 bmp 格式存入计算机中。采用文献[10]的方法对彩色图像进行预处理。其次采用文献[8]的提出方法获取图像梯度,从而获得笔迹的边缘图像。如图 1 所

收稿日期:2011-11-29;修回日期:2012-02-09。

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:张伟煜(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;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。

示一个笔迹碎片边缘提取后的笔迹边缘像素点模型图。

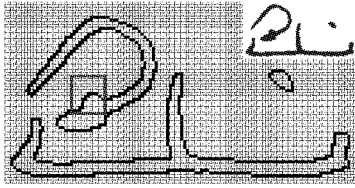


图1 笔迹边缘像素模型

2 笔迹的特征提取

本文提出的笔画边缘特征是从笔迹边缘图像上提取的一种概率密度分布特征^[4]。本方法从样本笔迹的边缘图像中提取四族基本方向的笔画边缘特征,利用式(1)得到笔画边缘特征的概率密度分布。

2.1 笔画边缘特征结构的概念

笔画边缘特征是存在于笔迹中,且与书写者书写特点和风格相关的特征信息。对维吾尔文字笔迹边缘像素点采用“横、竖、撇、捺”的基本笔画概念建立矢量模型,根据局部微切分窗口的边缘笔画角度趋向不同,可分为四族笔画,分别为撇族、竖族、捺族、横族,角度趋向依次为 45° 、 90° 、 135° 、 180° 。由此可将局部微切分窗口中的笔迹像素点阵构造造成与方向和长度相关的矢量模型。

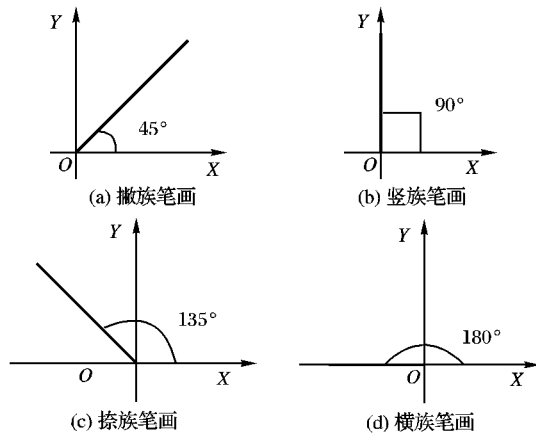


图2 边缘笔画方向示意图

本文规定:

规则1 笔迹的某一边缘笔画的长度为至少要在该笔画角度趋向上有相邻、连续且连通的三个像素点的长度,其范围 $length$ 的理论值在 $3 \leq kind \leq 2 \times n + 1$,其中 n 是微切分窗口大小控制参数。

规则2 根据同一角度趋向的边缘笔画长度的不同,可以得到该族上不同边缘笔画长度的一系列边缘笔画特征结构,这些同一角度趋向、不同长度的边缘笔画特征结构构成该族特征结构。

图2中,在二维坐标中,使线段一端与原点重合,另一端绕原点逆时针旋转,线段与 X 轴所夹的角度就代表边缘笔画的角度趋向,线段的长度代表边缘笔画长度,通过此规则使边缘笔画具有方向属性和长度属性。下面以图1中笔迹碎片的微切分窗口模型(图3所示)来说明边缘笔画特征结构的概念。

定义1 撇族笔画。该方向上的笔画是以二维坐标原点为中心,逆时针方向转动与 X 轴形成 45° 的夹角的笔画。其笔画的长度是该笔画角度趋向上组成笔画的相邻连续且连通的像素点的最大个数。该族的笔画特征可以下分的种类数

$kind$ 范围在 $3 \leq kind \leq 2 \times n + 1$,共计 $2 \times n - 1$ 种。

如图3微切分窗口中,由网格0、A5、B10组成边缘笔画 $\langle 0, A5, B10 \rangle$ 和网格A0、A6、B11、C16组成边缘笔画 $\langle A0, A6, B11, C16 \rangle$,其笔画长度分别为3和4。

E15	E14	E13	E12	E11	E10	E9	E8	E7	E6	E5
E16	D12	D11	D10	D9	D8	D7	D6	D5	D4	E4
E17	D13	C9	C8	C7	C6	C5	C4	C3	D3	E3
E18	D14	C10	B6	B5	B4	B3	B2	C2	D2	E2
E19	D15	C11	B7	A3	A2	A1	B1	C1	D1	E1
E20	D16	C12	B8	A4	0	A0	B0	C0	D0	E0
E21	D17	C13	B9	A5	A6	A7	B15	C23	D31	E39
E22	D18	C14	B10	B11	B12	B13	B14	C22	D30	E38
E23	D19	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21	D29	E37
E24	D20	D21	D22	D23	D24	D25	D26	D27	D28	E36
E25	E26	E27	E28	E29	E30	E31	E32	E33	E34	E35

图3 笔迹边缘笔画微切分窗口

定义2 竖族笔画。该方向上的笔画是以二维坐标原点为中心,逆时针方向转动与 X 轴形成 90° 的夹角的笔画。其笔画的长度是该笔画角度趋向上组成笔画的相邻连续且连通的像素点的最大个数。该族的笔画特征可以下分的种类数 $kind$ 的范围在 $3 \leq kind \leq 2 \times n + 1$ 。

如图3微切分窗口中网格B10、C16、D22、E28组成边缘笔画 $\langle B10, C16, D22, E28 \rangle$,其长度为4。

定义3 捺族笔画。该方向上的笔画是以二维坐标原点为中心,逆时针方向转动与 X 轴形成 135° 的夹角的边缘笔画,其笔画的长度是该笔画角度趋向上组成笔画的相邻连续且连通的像素点的最大个数。该族的笔画特征可以下分的种类数目范围在 $3 \leq kind \leq 2 \times n + 1$ 。

如图3中微切分窗口中网格C0、D31、E38组成边缘笔画 $\langle C0, D31, E38 \rangle$,长度为3。

定义4 横族笔画。该方向上的笔画是以二维坐标原点为中心,逆时针方向转动与 X 轴正半轴形成 180° 的夹角的边缘笔画,其笔画的长度是该笔画角度趋向上组成笔画的相邻连续且连通的像素点的最大个数。该族笔画特征可以下分的种类数目范围在 $3 \leq kind \leq 2 \times n + 1$ 。

如图3中微切分窗口中网格0、A0、B0、C0组成边缘笔画 $\langle 0, A0, B0, C0 \rangle$,其长度为4。

2.2 笔画边缘特征结构提取

本文方法建立在有足够篇幅的整篇或整段文本的笔迹样本基础上,当文本中含有的字符达到一定数量后,各种边缘笔画特征结构的比例将达到统计意义上的稳定^[9]。不同书写者的边缘笔画特征结构中笔画特征概率密度分布的变化就是不同书写者笔迹的差异。

在扫描笔迹边缘图像前需设置四族特征结构计数变量分别为 $H(i, length) = 0$ 来记录四族边缘笔画特征结构。其中 i 表示边缘笔画特征结构不同类别,取值为0,1,2,3,依次对应撇族、竖族、捺族、横族; $length$ 代表笔画的长度,最小值为3,最大值为 $2 \times n - 1$ (n 为切分窗口大小控制参数); $H(i, length)$ 表示 i 方向上、长度为 $length$ 的特征结构计数器对该

样本笔迹边缘的所有像素点进行扫描,构造大小为 $(2 \times n + 1) \times (2 \times n + 1)$ 的局部微切分窗口, n 是设置微切分窗口大小的控制参数,微切分窗口的中心网格是当前扫描像素点,将此窗口大小能覆盖范围内的笔迹边缘像素信息设置到窗口的相应网格位置。若微切分窗口中出现某个特征结构时,按照特征结构的角趋向和长度将对应计数器的 $H(i, length) = H(i, length) + 1$, 如图3中所示的微切分窗口中需要进行加1操作的结构 $H(i, length)$ 有: $H(0, 3)$ 、 $H(0, 4)$ 、 $H(1, 4)$ 、 $H(2, 3)$ 和 $H(3, 4)$ 。当对图像中所有笔迹边缘的像素点遍历完成后,计数族 $\{H(i, length)\}$ 就记录了四族边缘笔画特征结构的数量,由公式(1)可以获得不同微结构的出现概率。

$$p(i, length) = \frac{H(i, length)}{\sum_{i, length} H(i, length)} \quad (1)$$

通过上述计算得到的概率向量 $\{p(i, length)\}$ 就是该笔迹的边缘笔画特征结构的概率密度分布,并且 $\sum p(i, length) = 1$ 。

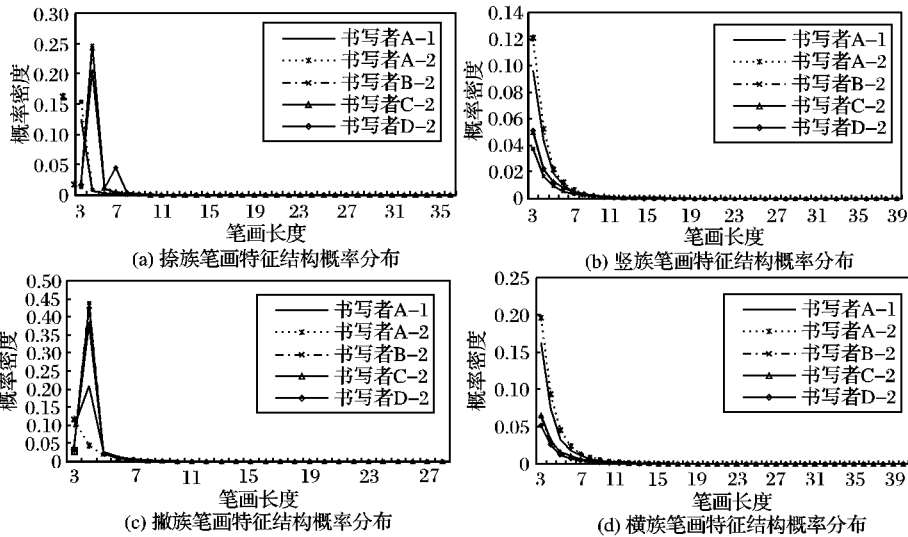


图5 边缘笔画特征结构概率密度分布(微切分窗口控制参数为25)

图5表示不同书写者的笔迹在四族边缘笔画特征结构分布曲线偏差较大,说明不同作者的两篇笔迹的边缘笔画特征结构分布存在明显差异性,而同一书写者的四族边缘笔画特征结构在概率分布呈现一定的相同态势,说明同一作者的两篇笔迹的边缘笔画特征结构分布存在相似性。

3 笔迹相似性度量

在相似性度量阶段将笔迹的边缘笔画特征结构的概率密度分布作为描述笔迹特征的特征向量,计算与其他笔迹特征向量间的距离,这个向量距离是笔迹差异的度量值。向量距离越大,笔迹间的相似性就越小;反之,距离越小,笔迹间的相似性越大。

假设 V_1 和 V_2 分别为两篇笔迹的概率密度特征向量,则计算它们之间的欧氏距离 d_{Euc} 、卡方距离 d_{Chi} 、曼哈顿距离 d_{Man} 公式如下:

$$d_{\text{Euc}}(V_1, V_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (V_{1i} - V_{2i})^2} \quad (2)$$

$$d_{\text{Chi}}(V_1, V_2) = \sum_{i=1}^n \frac{(V_{1i} - V_{2i})^2}{(V_{1i} + V_{2i})} \quad (3)$$

$$d_{\text{Man}}(V_1, V_2) = \sum_{i=1}^n |V_{1i} - V_{2i}| \quad (4)$$

2.3 边缘笔画特征结构示例

为了简要说明,从实验中随机抽取四篇笔迹样本,图4中(a)、(b)所示为同一书写者笔迹,(c)、(d)、(e)所示为其他三个不同书写者笔迹,笔迹的部分截图如图4,特征结构概率密度分布如图5。

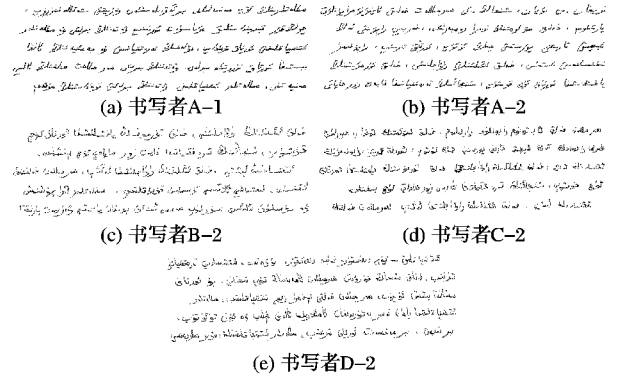


图4 随机抽取的笔迹样本片段截图

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^[9],利用各维标准差进行加权的距离度量。对于加权的距离测量,方法是用不同维度上数值的标准差作为加权值,而此标准差可以用参考样本库中所有的笔迹统计出来^[8]。加权欧氏距离 $d_{\text{W-Euc}}$ 、加权卡方距离 $d_{\text{W-Chi}}$ 、加权曼哈顿距离 $d_{\text{W-Man}}$ 公式如下:

$$d_{\text{W-Euc}}(V_1, V_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{V_{1i} - V_{2i}}{\sigma_i} \right)^2} \quad (5)$$

$$d_{\text{W-Chi}}(V_1, V_2) = \sum_{i=1}^n \frac{(V_{1i} - V_{2i})^2}{\sigma_i (V_{1i} + V_{2i})} \quad (6)$$

$$d_{\text{W-Man}}(V_1, V_2) = \sum_{i=1}^n \frac{|V_{1i} - V_{2i}|}{\sigma_i} \quad (7)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (V_{ji}^R - m_i)^2} \quad (8)$$

$$m_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N V_{ji}^R \quad (9)$$

其中: V_{1i} 和 V_{2i} 分别表示 V_1 和 V_2 的各维元素, N 表示向量维数, m_i 和 σ_i 是参考样本特征在第 i 维上的均值和标准差, V_{ji}^R 是参考笔迹样本库中 N 个参考样本中第 j 个样本的第 i 维特征。

整篇笔迹扫描完毕后利用式(1)得到上述示例中所随机抽取的四个人的笔迹的多维的边缘笔画特征概率密度分布特

征向量,利用式(2)~式(9)求出鉴别样本特征向量和参考样本特征向量的多种向量距离。如书写者 A-1 笔迹特征向量与其他的特征向量距离测试结果如表 1,使用表 1 的数据得到雷达图 6 从直观上反映了不同笔迹间的差异。

表 1 书写者 A-1 笔迹特征向量测试(窗口控制参数为 25)

距离	A-2	B-2	C-2	D-2
d_{Euc}	0.076 313 4	0.120	0.144 3	0.153 128
d_{Chi}	0.031 694 7	0.079	0.093 6	0.095 870
d_{Man}	0.160 336 0	0.280	0.333 9	0.349 524
$d_{\text{W_Euc}}$	11.579 900 0	13.510	15.062 0	24.152 300
$d_{\text{W_Chi}}$	35.911 600 0	72.950	81.014 0	198.202 000
$d_{\text{W_Man}}$	64.787 500 0	117.300	130.300 0	254.261 000

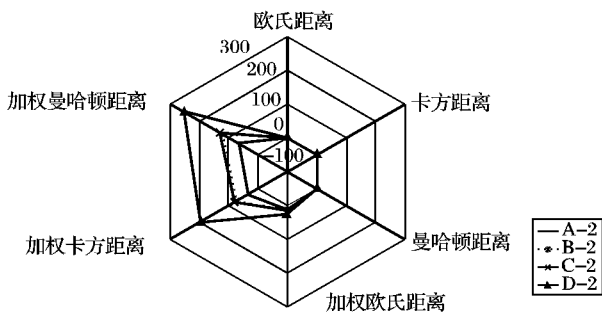


图 6 特征向量距离雷达图

假设图 6 中坐标为 0 的封闭坐标线代表鉴别笔迹的形态基准线,则其他参考笔迹与鉴别笔迹间特征向量的距离值按不同分类分布在坐标上,观察其他笔迹的在图中的形态曲线,可以推测形变最小的在很大程度上可能就是鉴别笔迹的书写者另一篇手稿笔迹。

本文是在 45 名书写者的笔迹样本库上进行实验的,将每个人的内容不相同的两篇笔迹中的一篇作为鉴别样本笔迹,另一篇作为参考样本笔迹,将每一篇鉴别样本笔迹与 45 篇参考样本笔迹进行相似性度量,得到一组概率密度分布特征向量之间距离。通过对这一组距离值进行排序,可以得到与该篇鉴别笔迹最相似的参考笔迹,这篇参考笔迹和该鉴别笔迹最有可能是同一书写者。根据 45 篇鉴别笔迹的前 M 选候选名单中是否出现鉴别笔迹的实际书写者,可以计算出笔迹鉴别的前 M 选正确率。 $M=1$ 时,就得到首选正确率; $M=3$,表示在实际书写者在前三位候选书写者中。实验分别使用微切分窗口大小控制参数为 25,45,65 的窗口统计特征结构,实验结果如表 2~4。

表 2 前 M 选鉴别正确率(微切分窗口控制参数为 25) %

距离	首选	前三选	前五选	前十选
欧氏	25.6	48.0	52.0	71.4
卡方	41.3	45.0	65.7	73.1
曼哈顿	33.8	57.3	57.7	75.1
加权欧氏	31.5	50.2	62.6	75.7
加权卡方	46.8	60.4	71.2	80.5
加权曼哈顿	44.8	61.3	62.6	75.7

从表 2~表 4 的数据可以看出,笔迹的鉴别率随着微切分窗口增大而有所提高,说明通过扩大微切分窗口来增加特征结构的数量能够提高鉴别率。距离测量使用边缘笔画特征向量各维标准差对该向量进行加权能有效提高鉴别性能。

在实验中通过扩大局部微切分窗口增加了当前扫描的覆盖面积,可获取较多的边缘笔画特征结构。微切分窗口大小

会影响到两个像素点的微切分窗口的重合度,本文在大量篇幅笔迹的边缘笔画特征结构的基础上,采用概率密度分布的方法统计和度量该笔迹书写者的笔迹特征结构,每种边缘笔画特征结构在不同窗口中分布是不同的,因此可以将重合度忽略。微切分窗口无限扩大并不能将鉴别率提高至 100%,因为同一作者的两篇笔迹总存在笔迹内容相关度和笔迹形态的差异。微切分窗口的大小在可控范围内的扩大,窗口覆盖的边缘笔画特征增加会有助于提高鉴别率。

表 3 前 M 选鉴别正确率(微切分窗口控制参数为 45) %

距离	首选	前三选	前五选	前十选
欧氏	41.5	44.5	75.0	84.7
卡方	53.4	71.3	77.6	88.4
曼哈顿	44.5	76.5	83.7	81.3
加权欧氏	44.4	69.4	72.3	85.2
加权卡方	55.2	75.0	91.6	95.4
加权曼哈顿	52.8	73.3	82.7	94.7

表 4 前 M 选鉴别正确率(微切分窗口控制参数为 65) %

距离	首选	前三选	前五选	前十选
欧氏	53.4	75.1	91.1	94.1
卡方	61.5	78.8	93.6	97.6
曼哈顿	57.3	75.4	82.3	95.4
加权欧氏	60.0	83.2	89.4	100.0
加权卡方	68.0	87.6	96.5	100.0
加权曼哈顿	65.4	85.5	88.1	95.3

4 结语

本文提出的基于边缘笔画特征结构的笔迹鉴别方法既表征了笔画的延展方向也量化笔画的长度,保证了笔迹自身的稳定形态。该方法能够较全面地描述维吾尔文字书写笔迹的局部细节,同时也直观反映了笔迹的风格特征。

同时可以看出,用各维分量标准差对元素值进行加权度量得到的鉴别率较高,有效提升笔迹鉴别方法的性能。本文提出的笔迹鉴别方法直接考察二值图像的实际像素点,避免了对手写文本图像进行切分和文本标记,该方法能更真实体现笔迹的风格的特点。在今后的研究中,应该注重笔迹的笔画曲度结果和连笔结构和文本内容相关度的鉴别研究。

参考文献:

- [1] KHERALLAH M, HADDAD L, ALIMI A M, et al. On-line recognition of handwritten digits based on trajectory and velocity modelling [J]. International journal of Pattern Recognition Letter, 2008, 29(5): 580-594.
- [2] BULACU M, SCHOMAKER L, BRINK A. Text-independent writer identification and verification on offline Arabic handwriting[C]// Proceedings of the 9th International Conference on Document Analysis and Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2007: 769-773.
- [3] PLAMONDON R, LORETTE G. Automatic signature verification and writer identification [J]. Pattern Recognition, 1989, 22(2): 107-131.
- [4] UBUL K, HAMDULLA A, AYSA A, et al. Research on Uyghur off-line handwriting-based writer identification[C]// Proceedings of the 9th International Conference on Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1656-1659.

颜色再现性较好。

表2 Photoshop 彩度差和色差计算表

序号	L_1	a_1	b_1	L_3	a_3	b_3	$\Delta C_{ab,2}^*$	ΔE_2
1	79	-17	45	82	-13	40	6.0	7.1
2	74	22	74	78	14	72	3.9	9.2
3	97	-1	7	98	-4	7	-1.0	3.2
4	52	40	37	55	35	28	9.7	10.7
5	97	0	1	98	0	3	-2.0	2.2
平均值							3.32	6.48

采用 Photoshop 赛普专色分色插件对原图像进行分割处理,得出表2。将二者图像分割结果通过表1和表2进行对比。 $\Delta C_{ab,1}^* < 0 < \Delta C_{ab,2}^*$ 表明前者相比原图像和后者,色彩更饱和、更绚丽。 $\Delta E_1 < 6 < \Delta E_2$ 表明前者色差小于后者,且处在彩色图像印刷的色差允许范围内,分色效果强于后者。

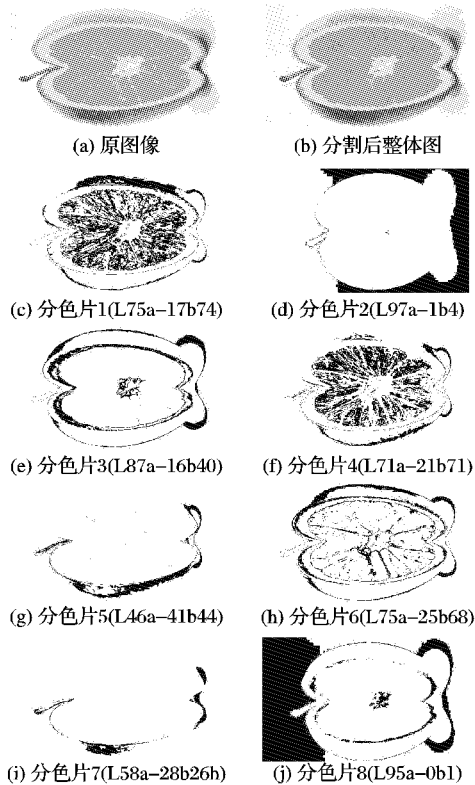


图2 分色片

FCM 执行的速度取决于所选的色调的数目和迭代次数,

同时也会受到原始图像尺寸大小的影响,从而影响分色效率^[11]。虽然颜色搭界区域有一定程度上的并级,使得颜色阶调丢失,连续过渡区域不自然。但 FCM 较好地描述了人眼视觉中的模糊性和随机性,解决在模式识别的不同层次中由于信息不全面、不准确、含糊、矛盾等造成的不确定性问题,因此并级对视觉的影响不大。

4 结语

本文应用 FCM 对印刷图像进行专色分色处理,该方法易于实现,自动化程度高,分色效果较好。然而,FCM 存在本质上的缺陷,它仅利用了图像的灰度信息来建立聚类目标函数,而没有考虑像素的空间信息,因而分割模型是不完整的,从而影响分割的效果。本文的研究主要偏重于对 FCM 理论上的研究与简单的实现,下一步将对具体问题将进行更进一步的探讨,研究其在印刷图像上的应用范围、算法的评价方法以及算法效率的改善等。

参考文献:

- [1] 卜涛涛,卢超. 图像分割算法研究[J]. 电脑知识与技术, 2010, 6(8): 1944-1946.
- [2] 范伟. 基于区域生长的彩色图像分割算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(13): 192-196.
- [3] 杜海顺,汪凤泉. 一种快速的模糊 C 均值聚类彩色图像分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(33): 138-140.
- [4] 林开颜,徐立鸿. 快速模糊 C 均值聚类彩色图像分割方法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(2): 159-163.
- [5] 刘晓龙,张佑生. 基于模糊聚类图像分割方法研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2006.
- [6] 将小标,汤光明. 基于模糊理论的图像分割方法[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(16): 3940-3942.
- [7] AYECH M B, KALTI K, AYEB B. Image segmentation based on adaptive fuzzy C-means clustering[C]// Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition. New York: IEEE Press, 2010: 2306-2307.
- [8] 屠长河,冯定国,李学庆,等. 面向专色印制的油墨定制及图像分色算法的研究[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(1): 75-80.
- [9] 葛敏,孟祥旭. 面向专色工艺的彩色图像分色及印制方法[J]. 软件学报, 2002, 13(12): 2281-2285.
- [10] 高向阳,杨巍亮. 专色分色印刷工艺分析[J]. 印刷杂志, 2009(8): 56-57.
- [11] 邓富强,庞全. 一种改进的模糊 C-均值(FCM)彩色图像分割算法[J]. 机电工程, 2010, 27(9): 116-119.
- [5] NADIA F, KAMEL H. Personal identification based on texture analysis of Arabic handwriting text [C]// 2nd International Conference on Information and Communications Technologies: from Theory to Application. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1302-1307.
- [6] BULACU M, SCHOMAKER L. Text-independent writer identification and verification using textural and allographic features [J]. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(4): 701-717.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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, 2010, 50(4): 595-600.
- [10] 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.
- [11] ABDI M N, KHEMAKHEM M, BEN-ABDALLAH H. A novel approach for off-line Arabic writer identification based on stroke feature combination [C]// 23rd International Symposium on Computer and Information Sciences. Piscataway: IEEE Press, 2009: 597-600.
- [12] CHAABOUNI A, BOUBAKER H, KHERALLAH M, et al. Fractal and multi-fractal for Arabic offline writer identification [C]// 20th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2010: 3793-3796.

(上接第 1597 页)