

基于特征融合的维吾尔文笔迹鉴别方法^{*}

李建伟, 尚赵伟, 杨 君

(重庆大学 计算机学院, 重庆 400044)

摘 要: 针对现有维吾尔文笔迹特征提取方法缺乏旋转不变性导致识别存在偏转的样本效果较差, 以及尺度不变特征变换(SIFT)方法用于维吾尔文笔迹鉴别存在不足的问题, 提出一种基于特征融合、具有旋转不变性的鉴别方法。该方法首先提取笔迹图像的 SIFT 特征, 再计算局部窗口特征, 并将两者融合对旋转角度不同的笔迹样本进行鉴别。实验证明, 该方法能有效克服笔迹样本旋转对识别率造成的影响, 是一种简单、实用、识别率较高的维吾尔文笔迹鉴别方法。

关键词: 笔迹鉴别; 维吾尔文笔迹; 尺度不变特征变换; 局部窗口特征; 旋转不变性

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)11-4342-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.088

Uyghur handwriting verification based on features combination

LI Jian-wei, SHANG Zhao-wei, YANG Jun

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Due to the lack of rotation invariance characteristics of existing methods for Uyghur handwriting verification which lead to poor results for rotated handwriting samples, and shortage of using scale invariant feature transform(SIFT), this paper presented a method based on features combination with rotation invariance characteristics. The proposed method firstly extracted SIFT feature, then calculated local window feature and combined both of them before being used for handwriting samples of different rotation angles. Experiments show that the proposed method can effectively overcome the impact on identification of the rotation of handwriting samples and is a simple, practical method with favorable performance for Uyghur handwritings.

Key words: writer identification; Uyghur handwritings; invariant feature transform; local window feature; rotation invariance

手写笔迹是一种独有的生物特征,且获取方便,被广泛用于身份鉴别领域。笔迹鉴别的主要原理是将待测笔迹与参考笔迹进行比较,找出书写风格最相似者作为该笔迹的书写人^[1]。离线笔迹鉴别可分为文本无关法和文本相关法。在我国新疆地区,被广泛使用的维吾尔文字采用阿拉伯字母,拼写形式复杂,字符间连写频繁。由于现阶段维吾尔文字符识别和切分技术不成熟,文本相关法不适合维吾尔文笔迹的鉴别。

目前,国内关于维吾尔文笔迹文本无关鉴别方法的研究较少,主要可分为全局特征和局部特征提取方法。全局特征提取方法建立在纹理分析的基础上。文献[2,3]利用了 Gabor 小波提取笔迹特征。由于笔迹纹理块依赖于字符或文本拼接,字符或文本的不同组合会使纹理发生较大变化,直接影响笔迹鉴别效果,因此本文不采用基于纹理分析的方法。在局部特征提取方面,文献[4]利用网格窗口微结构特征统计手写体笔迹中具有位置关系的像素对出现的概率,以此描述书写者的笔迹风格并获得了较好的鉴别效果。文献[5]提出将四维笔画方向特征和字符倾斜度方向特征联合起来,采用加权距离度量获得良好识别率。

以上维吾尔文笔迹鉴别的研究均在比较理想的情况下进行,即待测样本和训练样本之间旋转角度基本相同。但实际录入过程中,笔迹图像通常会发生一定幅度的旋转。另外,书写者书写笔迹时也不能保证笔迹不偏转,因此以上几种方法不能

满足实际需要。为克服上述问题,针对维吾尔文笔迹的特点,提出将 SIFT 特征和局部窗口特征结合的方法,实现不同旋转角度的维吾尔文笔迹鉴别。

1 图像预处理

图像预处理包括背景横格线的去除和图像二值化。本文手写体笔迹由新疆大学提供,手写体笔迹用同种纸质收集,部分原始笔迹图像如图 1 所示。背景横格线可根据颜色信息去除。图像二值化采用 Otsu 算法。该算法能通过选择最佳阈值将图像灰度直方图分为黑、白两部分并使类间分离性最大、类内分离性最小,具有良好的效果。将预处理过的笔迹图像作为该书写者的笔迹样本。本文认为笔迹图像中所有黑色像素都属于书写者的书写信息。预处理效果如图 2 所示。

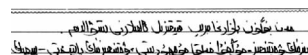


图1 部分原始笔迹图像

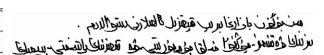


图2 预处理后的笔迹图像

2 SIFT 特征提取

尺度不变特征变换(SIFT)算法是由 Lowe^[6]提出,属于图像不变性特征描述方法的一种。该算法通过在尺度空间中寻找高斯极值点,提取到尺度、位置、旋转不变量等信息,并用 SIFT 算子进行描述。

收稿日期: 2012-04-18; 修回日期: 2012-05-30 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61173130)

作者简介: 李建伟(1988-),男,山东青岛人,硕士,主要研究方向为模式识别、图像处理(lujianwei82475@sina.com);尚赵伟(1968-),男,副教授,博士,主要研究方向为模式识别、图像处理;杨君(1981-),男,硕士,主要研究方向为模式识别、图像处理。

2.1 构建尺度空间

尺度空间理论最早出现于计算机视觉领域时,其目的是模拟图像数据的多尺度特征。Lindeberg 等人^[7]用理论证明了高斯卷积核是实现尺度变换的唯一线性变换核。

二维高斯函数定义为

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (1)$$

则二维图像 $I(x, y)$ 不同尺度下的尺度空间可由图像与高斯核卷积得到:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2)$$

其中: σ 为尺度空间因子,其值越小表示相应尺度越小。

为有效地在尺度空间检测稳定关键点,将两相邻高斯尺度空间图像相减得到 DOG(difference of Gaussians)响应值图像:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

其中: k 表示两相邻尺度空间的倍数。然后,对其进行局部极大搜索,在位置空间和尺度空间中定位极值点。

2.2 尺度空间极值点检测

尺度空间极值点搜索通过同一组各 DOG 相邻层之间的比较完成。寻找尺度空间极值点时,每个采样点要与其所有相邻点进行比较。中间检测点与其同尺度的 8 个相邻点和上、下相邻尺度对应的 18 个点(共 26 个点)进行比较,以确保在尺度空间和位置空间都检测到极值点。

2.3 关键点位置和去除

SIFT 算子通过一种三维二次函数拟合确定关键点的位置和尺度,同时去除低对比度的关键点。Lowe 采用 DOG 函数泰勒公式展开的方法去除不稳定的边缘响应点,以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力。使用的边缘检测算子为

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(\gamma+1)^2}{\gamma}, H(x, y) = \begin{bmatrix} D_{xx}(x, y) & D_{xy}(x, y) \\ D_{xy}(x, y) & D_{yy}(x, y) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中:

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta, Det(H) = D_{xx}D_{yy} - D_{xy}^2 = \alpha\beta \quad (5)$$

α, β 分别是 H 的最大、最小特征值; H 为 Hessian 矩阵; D 值可通过求邻近点像素差分得到。Lowe 在实现该方法时取 $\gamma = 10$ 。

2.4 关键点方向确定

为保证匹配过程中图像的旋转不变性,需根据检测到的极值点局部图像结构求得一个方向参数。可利用图像高斯尺度空间极值点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数,使算子具备旋转不变性。对每个高斯图像,点 $L(x, y)$ 梯度的模 $m(x, y)$ 与方向 $\theta(x, y)$ 可通过以下计算得到:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (6)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \quad (7)$$

完成极值点邻域高斯图像的梯度计算后,根据直方图统计邻域内像素的梯度方向和幅值。梯度方向直方图将 $0^\circ \sim 360^\circ$ 分为 36 部分,每 10° 为一柱。峰值代表该极值点的主方向。若某幅值能量等于主方向峰值能量的 80%,则认为该方向是该极值点的辅方向。关键点的方向由离最高峰值最近的三个柱值通过抛物线插值得到,进而完成图像的极值点检测并确定一个 SIFT 特征区域。

2.5 特征向量生成

为保证特征向量的旋转不变性,首先需要以极值点为中

心,将极值点附近邻域内图像梯度的位置和方向旋转一个方向角 θ ,然后将邻域划分为 $4 \times 4 = 16$ 块,对每一块利用特征点方向确定时采用的方法统计一个梯度直方图,每个直方图有 8 个柱,得到一个 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的特征向量并进行归一化。

2.6 关键点匹配

两幅图像的 SIFT 特征向量生成后,一般采用特征向量的欧式距离作为相似性度量标准。取待匹配图像的某个关键点,找出其与目标图像欧式距离最近的前两个关键点。在这两个关键点中,如果最近距离除以次近距离小于某个比例,则接受这对匹配点。降低该比例会减少 SIFT 匹配点数,但更加稳定。本文在实验过程中该比例取 0.9。

3 局部窗口特征

SIFT 特征具有良好的旋转不变性,能克服偏转图像的匹配问题,对于纹理丰富的图像效果较好,但维吾尔文笔迹图像的纹理相对较少;另外, SIFT 特征是建立在由灰度值计算得到的梯度方向与幅值上^[8],本文采用二值笔迹图像。因此单独使用 SIFT 特征的性能并不理想。为提高识别率,本文利用一种具有一定旋转识别能力的局部窗口特征,采用特征融合的方法对维吾尔文笔迹进行鉴别。

本文局部窗口特征采用 3×3 窗口,对其按一定规则循环移动获得一个新窗口并计算新窗口的值,如图 3 所示。使窗口中心依次遍历每个笔迹像素点,可得到不同新窗口值的频率直方图,以此作为笔迹图像的局部窗口特征。

C_4	C_5	C_2
C_5	1	C_1
C_6	C_7	C_8

(a) 局部窗口序列示例

0	0	0
1	1	1
0	0	0

(b) 局部窗口结构1

0	0	1
0	1	0
1	0	0

(c) 局部窗口结构2

1	0	0
0	1	0
0	0	1

(d) 局部窗口结构3

图3 局部窗口结构

图 3(a) 是一个中心在笔迹像素上的 3×3 窗口,其窗口序列为 $(C_1, C_2, \dots, C_8)$, 则其值为

$$\text{value} = \sum_{i=1}^8 C_i \times 2^{i-1} \quad (8)$$

图 3(b) 所示窗口序列为 $(1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0)$, 按照以上方法计算其值为 $1 + 16 = 17$; 同样, (c) 所示窗口值为 $2 + 32 = 34$ 。

获得新窗口具体步骤如下:

a) 查找窗口序列 $(C_1, C_2, \dots, C_8)$ 中表示笔迹像素 $C_i = 1 (1 \leq i \leq 8)$ 的点序列 $C_{\text{positive}} = (C_j, C_k, \dots, C_l)$ 。其中, $1 \leq j < k < l \leq 8$ 。

b) 计算循环移动的距离 $d = C_8 - C_l (0 \leq d \leq 7)$ 。

c) 获得新窗口序列 $(C_{j+d}, C_{k+d}, \dots, C_{l+d})$, 按照上述公式计算其值, $1 \leq j < k < l \leq 8$ 。

图 3(d) 是 (b) 和 (c) 按上述步骤得到的新窗口。可见, 笔迹图像旋转后, 该方法能在一定程度上避免对相同局部窗口的错误识别。将窗口依次遍历整幅笔迹图像, 统计各窗口值出现的次数可构成频率直方图 $\text{Hist} = (N_{\text{value}_1}, N_{\text{value}_2}, \dots, N_{\text{value}_n})$, 以此作为笔迹图像的局部窗口特征。其中 N_{value_n} 表示窗口值 value_n 出现的次数。

4 相似性度量

得到笔迹图像 SIFT 特征和局部窗口特征后, 本文将两者

结合达到笔迹鉴别的目的。其步骤如下:

a) 将待测笔迹样本与参考笔迹样本的 SIFT 特征向量进行关键点匹配,由此可以得到一个匹配关键点序列 $\text{feature}_{\text{SIFT}} = (A_1, A_2, \dots, A_N)$, 归一化进一步得到:

$$\text{feature}'_{\text{SIFT}} = \text{feature}_{\text{SIFT}} / \max(\text{feature}_{\text{SIFT}}) \quad (9)$$

b) 根据街区距离计算待测笔迹样本和参考笔迹样本局部窗口特征间的距离 $\text{feature}_{\text{value}} = (B_1, B_2, \dots, B_N)$, 则有:

$$\text{feature}'_{\text{value}} = \text{feature}_{\text{value}} / \max(\text{feature}_{\text{value}}) \quad (10)$$

c) 待测样本 s 和参考样本 t 之间的相似性度量公式为

$$\text{similarity}_{(s,t)} = w_1 \times \text{feature}'_{\text{SIFT}} + w_2 \times (\text{feature}'_{\text{SIFT}} / \text{feature}'_{\text{value}}) \quad (11)$$

其中 $w_1 + w_2 = 1$ 。 $\text{similarity}_{(s,t)}$ 值越大,表示两幅笔迹图像越相似。

5 实验与分析

目前的维吾尔文笔迹鉴别方法都不具有旋转不变性。本文方法属于局部特征提取方法。文献[2,3]是基于全局纹理分析的方法,前文已指出其缺点,因此不与其进行对比。局部特征提取方面,文献[4]的微结构特征(图4)考虑了具有一定位置关系的像素对出现的概率。文献[5]中四维笔画方向特征需扫描四种方向像素总数,倾斜度方向特征需计算笔迹倾斜度。笔迹旋转后,两种特征均受较大影响,识别效果较差。而对于文献[4],如图4(a),假设值为1的点是笔迹像素点(按图3(a)方式排列),在 C_7 处的微结构特征为:(1,2),(2,4),(4,5)。旋转为图4(b)所示情况后, C_7 处微结构为:(2,4),(4,5)。由此可知,该微结构特征旋转前、后可能有相同部分,能保证其具有一定的识别效果。因此本文与文献[4]进行对比。

0	1	0
1	0	1
1	1	1

1	1	0
1	0	1
1	1	0

(a) 未旋转的微结构窗口 (b) 旋转后的微结构窗口

图4 微结构窗口

5.1 笔迹样本库

本文利用新疆大学提供的99名不同书写者的维吾尔文手写体笔迹样本,如表1所示。每个书写者提供一份文本笔迹,将每份笔迹样本按面积分为上、下相等的两部分,上半部分作为参考样本,下半部分作为待测样本。

表1 本文采用的笔迹样本书写者构成

	文化程度			
	小学	初中	高中	大学
人数	20	28	40	11

5.2 实验过程与结果

实验过程中,由于原笔迹图像较大,对其按固定比例缩小,将待测样本在 MATLAB 7.1 环境下利用线性插值法作不同角度旋转,参考样本不进行旋转。对比实验识别率采用文献[4]中欧氏距离、卡方距离、加权欧氏距离和加权卡方距离在某角度下达到的最高识别率。实验结果如表2~4所示。

表2 SIFT 特征不同角度下最高正确识别率

	角度				
	10°	15°	-30°	90°	180°
识别率/%	90.9	80.8	77.8	76.8	76.8

表3 局部窗口特征不同角度下最高正确识别率

	角度				
	10°	15°	-30°	90°	180°
识别率/%	78.8	52.5	72.7	43.4	68.7

表4 本文方法与文献[4]方法不同旋转角度下识别率对比

方法	10°	-10°	15°	-20°	90°	180°
文献[4]/%	59.6	82.8	38.4	27.3	5.1	58.6
本文/%	92.9	95.0	91.9	90.9	90.9	92.9

5.3 实验分析

如表2所示, SIFT 特征是基于纹理丰富的图像且依赖于由灰度值决定的梯度方向和幅值,对于二值、纹理相对较少的维吾尔文笔迹,其旋转不变性受到影响。当旋转角度较大时,识别率不理想,如偏转10°时的识别率为90.9%,偏转90°时识别率为76.8%。

由表3可知,局部窗口特征在一定程度上避免了对相同局部窗口的错误识别,对旋转图像有一定的识别能力。如偏转角度为5°时识别率为78.8%、-10°时为72.7%,但某些旋转角度识别率较低。

表4给出了文献[4]方法和本文方法的对比结果,由于前者不具有旋转不变性,对笔迹图像偏转敏感。如旋转角度为10°时识别率为59.6%、-10°时为82.8%,效果不稳定,且总体识别率不高。本文将 SIFT 特征和局部窗口特征效果相结合,效果比单独使用两种特征好,较好地抑制了图像旋转对识别率造成的影响。同时,不同旋转角度的识别率基本相同,进一步说明了本文方法的稳定性。另外,本文局部窗口结构特征计算简单,不需复杂的学习过程。因此,本文方法优于文献[4]的微结构特征。

6 结束语

本文将 SIFT 特征和局部窗口特征结合,有效解决了实际操作过程中笔迹样本旋转对识别率造成的影响,是一种简单、实用且有效的维吾尔文笔迹鉴别方法。更好的旋转不变特征提取和度量方法是下一步研究的内容。

参考文献:

- [1] 张慧档,贺显曜. 基于小波变换和神经网络集成的笔迹鉴别方法[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(3): 741-743.
- [2] UBUL K, HAMDULLA A, AYSA A, et al. Research on Uyghur off-line handwriting-based writer identification[C]//Proc of the 9th International Conference of Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1656-1659.
- [3] 阿布都热衣木·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, 67(5): 184-185.
- [4] 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.
- [5] 古孜丽塔吉·乃拜, 库尔班·吾布力卡米力·木依丁, 等. 基于多方向特征融合的维吾尔文笔迹鉴别研究[J/OL]. (2011-10-24) [2012-04-18]. <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20111024.1012.047.html>.
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] LINDBERG T. Shape from texture from a multi-scale perspective[C]//Proc of the 4th International Conference on Computer Vision. New York: IEEE Press, 1993: 683-691.
- [8] 王万同, 韩志刚, 刘鹏飞. 基于 SIFT 点特征和 Canny 边缘特征匹配的多源遥感影像配准研究[J]. 计算机科学, 2011, 38(7): 287-289.