

文章编号:1001-9081(2007)03-0690-03

基于 LEM 的在线掌纹识别

接 标¹, 杨秀国²

(1. 安徽师范大学 数学与计算机科学学院, 安徽 芜湖 241000;
2. 云南师范大学 计算机科学与信息技术学院, 云南 昆明 650092)
(jxiaoobiao@gmail.com)

摘要: 主要研究利用掌纹对人进行身份鉴定。在掌纹的各种特征中, 线特征是一种非常重要的特征, 但由于掌纹线不规则, 几乎不能用数学进行精确的刻画, 因此提出了一种用直线段去近似掌纹线的方法, 利用线段 Hausdorff 距离方法去匹配这些线段集, 并对其进行改进。实验的结果表明了该方法的有效性。

关键词: 掌纹识别; 特征提取; 线段 Hausdorff 距离; 线边映射(LEM)

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:**A

Online palmprint recognition using line edge map

JIE Biao¹, YANG Xiu-guo²

(1. College of Mathematics and Computer Science, Anhui Normal University, Wuhu Anhui 241000, China;
2. College of Computer Science and Information Technology, Yunnan Normal University, Kunming Yunnan 650092, China)

Abstract: How to make use of palmprint to do the personal identification is the study focus of this paper. Line feature, among all the features of palmprint, is a very important one. However, considering the palmprint lines are very irregular and hardly accurate depicted with mathematics, this paper proposed an approach that these palmprint lines were approximately represented by some line segments, and put forward employing the line segment Hausdorff distance method to match two sets of line segments, and meanwhile improved this method. The experiment shows our approach can achieve very effective personal identification.

Key words: palmprint recognition; feature extraction; line segment Hausdorff distance; line edge map (LEM)

0 引言

传统的基于知识(密码等)和基于标识(磁卡、钥匙等)的身份自动鉴别技术在当今社会下显得尤为脆弱, 而生物识别技术却因其安全、稳定、方便而吸引了广大研究人员的注意。目前, 在各种识别技术中, 应用最广泛的是指纹识别技术, 最可靠的是虹膜识别技术, 其他的识别技术例如人脸、声音和手形等也受到了广泛注意和研究。作为一种相对较新的生物识别技术, 在掌纹识别中一个关键的问题就是掌纹特征的提取和表示。在掌纹的各种特征中, 线特征是最重要的特征, 通常具有较高的识别率, 但由于掌纹线不规则, 几乎不能用精确的数学进行刻画, 并且掌纹的皱纹和脊是相互交错和重叠的, 这也使掌纹的线特征提取和表示更加复杂和困难。因此, 本文利用形态学的方法对掌纹线进行提取, 并提出利用直线段去近似表示这些掌纹线, 最后利用改进的线段 Hausdorff 距离去匹配直线段。实验的结果表明了该方法的有效性。

1 掌纹识别系统

掌纹识别系统主要由四部分组成: 掌纹图像的获取、掌纹图像的预处理、特征的提取以及特征的匹配^[1]。掌纹图像的获取方法很多, 可以采用油墨、数码设备、扫描仪等。掌纹图

像的预处理主要是从原始的掌纹图像中定位和分割出一个固定大小的区域, 用于特征的提取。本文主要采用文献[2]的方法对掌纹图像进行预处理。特征的提取主要是从图像预处理后所产生的数据中, 提取出显著差别的特征。特征的匹配是把提取到的特征与数据库中已有的特征模板进行匹配, 从而得到匹配分, 而后根据匹配分进行分类。

2 线特征的提取和表示

对于掌纹, 最自然的是利用掌纹的线特征来表示掌纹, 线特征(包括屈肌线和粗皱纹)能够有效地区分不同的掌纹, 而且能够从较低分辨率的图像中提取出来^[3]。研究人员已经提出了提取掌纹线特征的各种方法, 其中 Xiangqian Wu^[4] 提出的利用形态学的方法, 能很好地提取掌纹线, 其方法认为所有的掌纹线都是谷(valley), 因此可以利用形态学中的 bottom-hat 操作进行检测, 并提出了四个方向性结构元, 分别检测在不同方向上的掌纹线, 而后把提取的结果叠加在一起则构成整个图像的掌纹线。图 1(b)是利用该方法提取的掌纹线, 从提取的结果来看, 该方法能很好地提取出掌纹线, 但是非常不规则, 很难用数学模型精确的表示, 而另一方面, 这些掌纹线非常接近直线, 直线的表示相对来说比较容易, 因此本文提出用直线段去近似掌纹线的方法。其算法如下:

1) 利用边界跟踪算法跟踪出每条曲线, 对每条曲线执行

收稿日期:2006-09-21; 修订日期:2006-12-05

作者简介:接标(1977-), 男, 安徽宿州人, 硕士, 主要研究方向:机器视觉、模式识别; 杨秀国(1945-), 男, 湖南长沙人, 教授, 主要研究方向:计算机理论。

以下步骤;

- 2) 利用曲线的端点 x_1 和 y_1 生成一条直线 L , 计算曲线上每一点距离直线 L 的距离, 并计算出距离 L 最大值的点的位置 O_1 以及距离 L_1 , 如果 L_1 大于给定阈值 T , 则执行步骤3), 否则执行4);
- 3) 把以 O_1 和 y_1 为端点的曲线进栈 S , 并把 O_1 点赋值为 y_1 , 跳回执行步骤2);
- 4) 保存端点 x_1 和 y_1 , 此时若栈 S 不为空, 则从栈中弹出曲线的两个端点并赋值给 x_1 和 y_1 , 跳回执行步骤2)。

通过上面的算法, 可以把掌纹图像的曲线用若干直线段近似表示, 图1(c)是对一个掌的三幅掌纹图像的掌纹线近似的结果。从图中可以看出, 文章提出的方法能对掌纹线进行很好的近似, 而且能够减少因错误分割而得到的虚线。

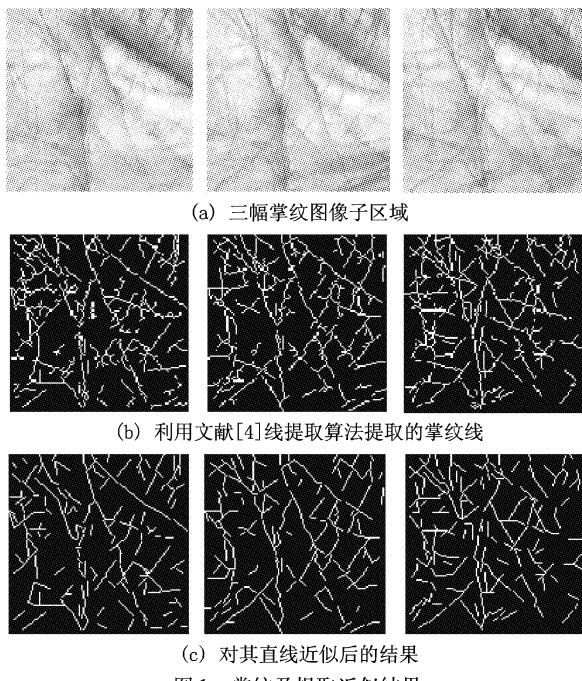


图1 掌紋及提取近似结果

3 掌紋的匹配

3.1 Hausdorff 距离

Hausdorff 距离(Hausdorff Distance, HD)用于描述两个点集间相似程度, 它是定义在两个点集上的最大最小(max-min)距离。给定有限的两个点集 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 和 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$, A 和 B 之间的 Hausdorff 距离定义为:

$$H(A, B) = \max[h(A, B), h(B, A)] \quad (1)$$

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (2)$$

$h(A, B)$ 称有向 Hausdorff 距离。Hausdorff 距离表征了两个点集之间的最不相似程度, 强调了点与点之间是模糊关系, 而非完全重合; 同时, Hausdorff 距离也满足距离的一些性质(例如, 同一性、对称性和三角不等式)。

3.2 线段的 Hausdorff 的距离

最初, HD 用于定义两个点集之间的距离, Yongsheng Gao^[5]等人把这个概念进行了扩展, 把其用于计算线段集之间的距离(Line Segment Hausdorff Distance, LHD), 并利用LHD 进行人脸的识别, 获得了很好的效果。LHD 是基于线边映射(Line Edge Map, LEM)的形状比较, 其定义如下:

给定两个 LEM: $M^l = \{m_1^l, m_2^l, \dots, m_p^l\}$ (表示在数据库中的 LEM 模型)和 $T^l = \{t_1^l, t_2^l, \dots, t_q^l\}$ (表示输入的 LEM), 则对于两个线段 m_i^l 和 t_j^l 的距离 $d(m_i^l, t_j^l)$ 的定义如下:

$$d(m_i^l, t_j^l) = \begin{bmatrix} d_\theta(m_i^l, t_j^l) \\ d_\pi(m_i^l, t_j^l) \\ d_\perp(m_i^l, t_j^l) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: $d_\theta(m_i^l, t_j^l)$, $d_\pi(m_i^l, t_j^l)$, $d_\perp(m_i^l, t_j^l)$ 分别表示方向距离、平行距离和垂直距离。

$$d_\theta(m_i^l, t_j^l) = f(\theta(m_i^l, t_j^l)) \quad (4)$$

$$d_\pi(m_i^l, t_j^l) = \min(l_{\pi 1}, l_{\pi 2}) \quad (5)$$

$$d_\perp(m_i^l, t_j^l) = l_\perp \quad (6)$$

其中 $\theta(m_i^l, t_j^l)$ 表示线段 m_i^l 和 t_j^l 夹角; f 是一个非线性补偿函数, 它把一个角映射到一个标量, 它的基本要求就是忽略小的角度变化而增大大的角度偏离, 在本文中取 $f(x) = x^2 \circ l_{\pi 1}$ 和 $l_{\pi 2}$ 分别表示平行线段 m_i^l 和 t_j^l 的两个端点之间的距离, l_\perp 表示平行线段 m_i^l 和 t_j^l 之间距离(见图2)。则根据定义可知: $d_\theta(m_i^l, t_j^l)$ 表示两条线段方向距离, $d_\pi(m_i^l, t_j^l)$ 表示校正线段的左端点或右端点的最小位移量, $d_\perp(m_i^l, t_j^l)$ 表示平行线段之间的距离。

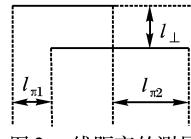


图2 线距离的测量

在大多情况下, m_i^l 和 t_j^l 都不是平行的, 不能直接计算 $d_\pi(m_i^l, t_j^l)$ 和 $d_\perp(m_i^l, t_j^l)$ 。此时, 可以选择其中的一条线段以其中点为中心旋转使其平行后(见图3), 再计算它们的值, 通常旋转较短的线段, 这样可以减少线段变形的影响。另外, 为了减少因线分割错误而产生的虚线的影响, 并且减少因特征点(线段的端点)增加、减少和移动的影响, 在图4中的三种情况下令 $l_{\pi 1}$ 和 $l_{\pi 2}$ 都等于0。

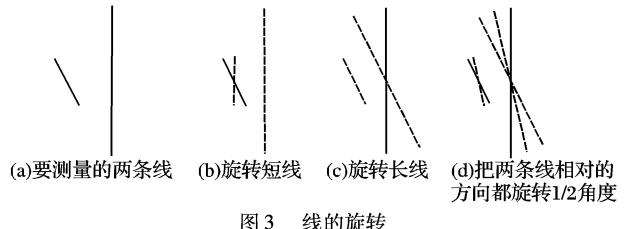


图3 线的旋转

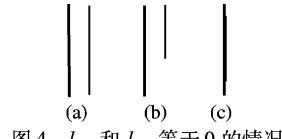


图4 $l_{\pi 1}$ 和 $l_{\pi 2}$ 等于0的情况

最终线段 $l_{\pi 1}$ 和 $l_{\pi 2}$ 之间距离被定义为:

$$d(m_i^l, t_j^l) = \sqrt{d_\theta(m_i^l, t_j^l) + d_\pi(m_i^l, t_j^l) + d_\perp(m_i^l, t_j^l)} \quad (7)$$

并且两个线段集之间的距离被定义为:

$$H_{pLHD}(M^l, T^l) = \max(h(M^l, T^l), h(T^l, M^l)) \quad (8)$$

$$h(M^l, T^l) = \frac{1}{\sum_{m_i^l \in M} l_{m_i^l}} \sum_{m_i^l \in M} \min_{t_j^l \in T^l} d(m_i^l, t_j^l) \quad (9)$$

其中 $l_{m_i^l}$ 表示线段 m_i^l 的长度, 在式(9)的计算中, 它被作为权重系数。在式(5)的定义中, 可以看出位移距离主要依赖于较小线段(见图2), 这意味着测量仅仅反映了两条线端点中较小的偏移。如果其中一个端点是一致的而无论另外一个端点相差多大, 这个位移值都为0, 这有助于解决较少特征点的漂移问题。

根据 $h(M^l, T^l)$ 定义可知, 要求其值必须把 M^l (元素的个数为 m) 中的任意一个线段 m_i^l 与 T^l (元素个数为 n) 中的每一线段 t_j^l 逐一计算 $d(m_i^l, t_j^l)$ ($j = 1, 2, \dots, n$), 而后求其最小值的和。然而, 考虑到在 T^l 中使 $d(m_i^l, t_j^l)$ 具有最小值的线段 t_k^l 一定在线段 m_i^l 的附近区域, 因此本文提出逐层扩展的方式来计算 $d(m_i^l, t_j^l)$ ($j = 1, 2, \dots, n$) 的最小值。其基本过程如下:

- 1) 计算线段 m_i^l 中点位置的整数值($midX, midY$);
- 2) 以($midX, midY$) 为中心选择一个大小为 $M \times N$ 的矩形框(本文的实验中 $M = N = 10$);
- 3) 判断是否有 T^l 中线段落入此矩形框区域内, 若存在则计算 m_i^l 与这些线段的 d , 并选择一个最小值, 结束程序; 若不存在则把矩形区域扩展 K 个大小(本文的实验中 $K = 5$), 并重复此步骤。

利用这种改良后的方法, 可以减少计算的复杂度。根据上面的定义和分析可知, LHD 定义两个线段集合之间的距离, 并且充分利用线的方向和位置信息来测量两个线段的相似程度。与其他基于形状比较方法不同(其大部分都是在模型和测试图像之间建立一一对应关系), 即使没有明确的线对应关系, LHD 仍然能够计算, 这将能克服因分割错误而引起的虚线问题。另外, 由于 LHD 是测量线之间的相似性而不是精确的线重合, 而且 LHD 匹配对于位置较混乱的线具有更强的容忍性, 基于 LEM 的 LHD 方法已经被应用到人脸识别和 logo 识别^[6] 中, 本文把它应用于掌纹的识别。

4 实验

主要利用 PolyU-ONLINE-Palmpoint-II 中的 600 幅掌纹对本文的方法进行验证, 主要测试了系统的识别率和认证率。

4.1 识别率

在实验中, 主要采用一多匹配的方法测试系统的识别率, 经过反复实验, 得出系统的识别率为 96.67%。表 1 把本文的结果和其他的方法进行了比较, 可以看出本文的方法识别率还是比较高的。

表 1 各种识别方法的识别率的比较

方法	掌纹的数量	识别率(%)
本文的方法	600 幅(100 人)	96.67
Zhang 的方法 ^[7]	3200 幅(320 人)	92.30
Duta 的方法 ^[8]	30 幅(3 人)	95.00
Tee 的方法 ^[9]	600 幅(100 人)	93.33

4.2 认证率

进一步验证系统, 还需要测试其认证率。对于认证率, 主要考虑以下两个标准: 错误接收率(False Acceptance Rate, FAR)、错误拒绝率(False Rejection Rate, FRR)^[1,9], FAR 和 FRR 的定义如下:

$$FAR = \frac{\text{被错误接受的样本数}}{\text{总的样本数}} \times 100\%$$

$$FRR = \frac{\text{被错误拒绝的样本数}}{\text{总的样本数}} \times 100\%$$

从定义可知, FAR 和 FRR 越低, 表明系统越好, 但这两者是一对矛盾, 在识别系统中可以通过调整参数, 使 FAR 和 FRR 之间达到一个最优平衡。另外, 还用下面两种标准去评价系统: 等错误率(Equal Error Rate, EER) 和 最小错误率(Total Minimum Error, TME)。图 5 是在不同的阈值下所计算出来的 FAR 和 FRR, 以及由此所绘制的 ROC(Receiver Operating Characteristics) 曲线图^[1]。由 ROC 曲线图可以看出在同一阈值下, FAR 和 FRR 都可以获得较低的值, 而且根据 EER 和 TME 标准, 计算出系统的错误认证率分别为 3.58335% 和 3.33335%, 其值还是比较理想的。

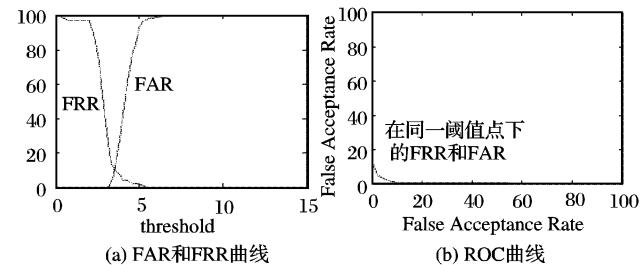


图 5 实验曲线

5 结语

掌纹被认为是唯一的、稳定的、可靠的人类的特征之一, 掌纹识别对现有的安全系统也提供了一种强有力的保障。文章提出了一种新的掌纹识别方法, 并利用实验表明了该方法的有效性。但掌纹特征的提取和表示仍然是掌纹识别中热点问题也是一个难点, 而且本文只从正确性方面对系统进行了评价, 并未对系统的响应时间、数据处理能力等指标进行研究。

参考文献:

- [1] ZHANG DD. Palmprint authentication[M]. Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [2] ZHANG D, YOU J. Online Palmprint Identification [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041–1049.
- [3] WU PS, LI M. Pyramid edge detection based on stack filter[J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(4): 239–248.
- [4] WU XQ, WANG KQ. A novel approach of Palm-line extraction [A]. Proceeding of the Third International Conference on Image and Graphics(ICIG'04)[C]. 2004.
- [5] GAO YS, LEUNG KH. Face recognition using line edge map[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(6): 764–779.
- [6] CHEN JY, LEUNG MKH, GAO YS. Noisy logo recognition using line segment Hausdorff distance[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(4): 943–955.
- [7] DAVID Z, SHU W. Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(4): 691–702.
- [8] DUTA N, JAIN AK, MARDIA KV. Matching of Palmprint[J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 23(4): 477–485.
- [9] CONNIE T, TEOH A, GOH M, et al. Palmprint Recognition with PCA and ICA[M]. Palmerston North, 2003. 227–232.