

指横纹：一种新的生物身份特征

李强¹ 裘正定¹ 孙冬梅¹ 张延强¹

摘要 本文提出一种新的基于指横纹的生物特征认证方法。指横纹图像具有抗噪性强、纹路简单、可分性强的优点，并易于与其它手部特征如手形、掌纹等特征形成融合认证系统。本文采用基于 Gabor 滤波的方法提取指横纹特征点，并基于互相关点匹配与决策级分数融合完成在线认证系统。评估系统建立在包含 98 个人、1971 幅图像的数据库上，平均错误率仅为 0.57%，验证了指横纹作为一种生物特征的可靠性与可行性，同时也证实了认证方法的有效性。

关键词 指横纹, Gabor 滤波, 互相关点匹配, 决策级分数融合
中图分类号 TP391.4

A Novel Biometric: Knuckleprint

LI Qiang¹ QIU Zheng-Ding¹ SUN Dong-Mei¹ ZHANG Yan-Qiang¹

Abstract A novel biometric defined as “knuckleprint” is presented in this paper. Knuckleprint preprocessing, Gabor filter based feature point extraction, normalized cross-correlation based feature matching and decision fusion scheme are integrated to implement a real-time verification system. The system is evaluated based on the database that contains 1971 image samples from 98 individuals. The half total error rate (HTER) reaches 0.57% in the experiments, which clarifies that knuckleprint is reliable and feasible as a biometric, and demonstrates the effectiveness of the proposed method.

Key words Knuckleprint, Gabor filter, normalized cross-correlation, score level decision fusion.

1 引言

生物特征识别技术是解决当前社会的信息化、数字化、网络化发展中安全问题的首选方案，近年来成为模式识别、信息融合、信息安全、图像处理等学科的研究热点。指纹、手形等手部特征是最早研究并成功应用于实际，被公认为最可靠的身份识别方法之一^[1]。然而，当前的生物特征识别技术还不够成熟，相应系统都有一定缺陷，不能完全满足准确性、可接受性、普适性、可采集性等综合要求。如指纹的唯一性已经得到了证实，但指纹图像约有 4~5% 是难于识别的劣质图像，且图像抗噪性差^[2]。基于信息融合的多模态识别是公认的最佳解决方案^[2,3]，但融合指纹、人脸、声纹等特征会降低系统的可接受性，同时数据库负担大大增加^[4]。用一种采集手段同时采集多种生物特征，是更为行之有效的方案，如将手形与掌纹融合^[5]就可避免上述问题。为充分利用手部图像中的身份信息，Li 等^[6]在 2004 年提出“指横纹”特征并对其进行了初步研究。

我们的前期工作^[6]表明，作为新的手部特征，指横纹的优势在于鲁棒性强且处理算法复杂度较低。其特点为：指横纹图像感兴趣区域较小，皮肤表面平坦，因此对光照不敏感；指节形变范围小，因而指横纹对于手姿势变换也不敏感；另外作为特征的屈肌线方向较掌纹单一，所以更易于提取，且非常易于与其它的手部特征相结合。这些特点使得较低复杂度的算法也可以实现准确的指横纹特征提取，从而确保系统的实时性与准确性。Li 等^[6]对指横纹的定义不明确，基于固定模板的点特征提取方法不完善，且识别算法依赖于指横纹在手指上的位置信息，使得大库性能衰减现象严重。本文在其基础上进一步明确指横纹定义，并针对其方向特征提出基于 Gabor 滤波的提取方法，在认证实验中得到了更好的效果。

观察如图 1(a)(图 1 见下页)所示的中指表面纹路图像，可以看到手指包含丰富的、不同层次的纹线。与指纹相同，这些纹线由遗传基因决定^[7]，因而可以作为生物身份特征。在这些纹线中，脊线(乳突纹)与褶皱纹线只能在较高分辨率的图像中得到，抗噪性较差^[8]，而屈肌褶皱纹较为粗大，更适于作为身份特征进行研究。如图 1(b)所示，鉴于第二指关节中的纹线比第一、第三指横纹线更为丰富、稳定，且中指相对易于定位，本文中定义中指第二指关节的屈肌褶皱纹图像为“指横纹”图像，并对其进行实验评估。

2 指横纹图像预处理

指横纹预处理是系统实现的基础，其内容包括

收稿日期 2005-9-29 收修改稿日期 2006-7-25
Received September 29, 2005; in revised form July 25, 2006
教育部高等学校博士学科点专项科研基金(20060004007), 国家重点基础研究发展计划(2006CB303105), 北京交通大学“十五”科技专项基金(2004SM008)资助
Supported by Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education (SRFDP)(20060004007), National Basic Research Program of P. R. China (2006CB303105), and Research Foundation of Beijing Jiaotong University (2004SM008)
1. 北京交通大学计算机与信息技术学院 北京 100044
1. School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044
DOI: 10.1360/aas-007-0596

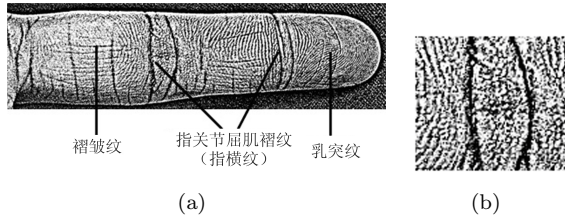


图 1 指横纹的定义 ((a) 中指上的屈肌线、皱纹线与脊线; (b) 指横纹)

Fig. 1 Definition of knuckleprint((a) Principal lines, wrinkles and ridges in the middle finger; (b) Knuckleprint)

感兴趣区域提取与归一化. 感兴趣区域提取或对齐的目的在于找到仿射变换不变的图像区域, 归一化使得所有样本灰度具有统一的均值与方差^[9].

2.1 指横纹图像提取

为采集指横纹图像, 我们参照掌纹识别相关内容^[10], 设计制作了包括采集平台、光照设备与 CCD 数码相机的专用在线采集设备. 如图 2(a) 所示, 采集中指图像作为原始图像样本, 分辨率约为 150 dpi. 采集平台上放置了两个固定栓, 用以保证采集区域中包含中指图像.

首先提取手指图像, 主要思路为提取手形上的指尖、指谷点^[6,8,10,11], 确定特定图像区域. 借鉴 Han 等^[11]、Li 等^[6] 提出方法, 通过二值化、指形边缘跟踪与低通滤波器, 可以找到如图 2(c) 所示的指形极值点 A、B、C, 并建立参考坐标系. 将该坐标系进行旋转并切割极值点确定的图像区域, 可得到旋转、平移不变的手指图像 I. 此后, 图像均放缩到 300 × 100, 以保证尺度不变性. 为精确定位指横纹, 这里采用高斯锐化方法^[12] 加重纹线. 高斯平滑模板 G 为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \exp\left[-\frac{(x - \frac{n+1}{2})^2}{2\sigma_1^2} - \frac{(y - \frac{n+1}{2})^2}{2\sigma_2^2}\right] \quad (1)$$

$(1 \leq x, y \leq n, \quad n \in Z)$

其中, n 为模板大小, σ_1 与 σ_2 为高斯函数在水平、垂直方向的标准差. 此处 n 取 16, $\sigma_1 = \sigma_2 = 6.5$. 如图 2(b) 所示, 锐化图像 I_{shrpn} 为

$$I_{shrpn} = 2I - I * G \quad (2)$$

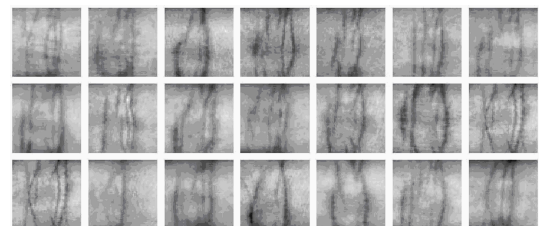
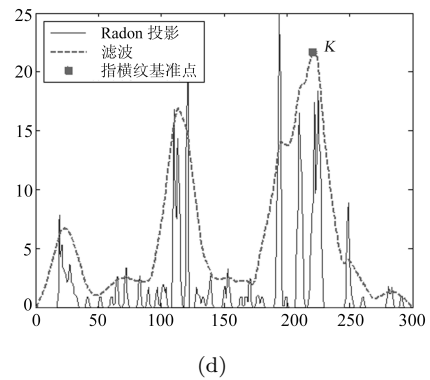
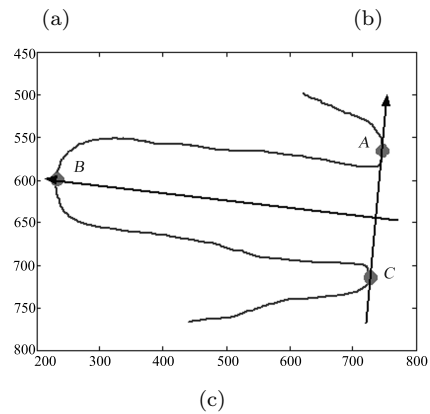
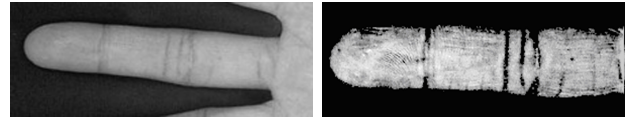
将锐化后的图像进行水平方向的 Radon 变换投影, 可确定指横纹准确位置. 给定 $m \times n$ 图像 $I(x, y)$, 其 Radon 投影为

$$r_\theta(x') = \int_{-\infty}^{+\infty} I(x' \cos \theta - y' \sin \theta, x' \sin \theta + y' \cos \theta) dy' \quad (3)$$

θ 为投影方向, 由于指横纹方向较为单一, 这里将 θ

设置为 0, 即

$$r(x) = \sum_{y=1}^M I(x, y), \quad x \in [1, N] \quad (4)$$



(e)

图 2 指横纹对齐 ((a) 原始图像样本; (b) 基准坐标系; (c) 图像锐化; (d) 指横纹基准点 K; (e) 不同人的指横纹样本)

Fig. 2 Knuckleprint alignment ((a) Original image sample; (b) Datum coordinate; (c) Sharpened image; (d) Datum points K of knuckleprint; (e) Knuckleprint form different persons)

$r(x)$ 经高通滤波后得到图 2(d) 中实线所示的曲线, 将该曲线进行低通滤波, 可得图中虚线所示数据. 其极值点即为指横纹基准点 K, 在此处指横纹能量最为集中. 我们定义以 K 点为中心、0.4 ac 为边长

的正方形区域为指横纹图像. 为使得图像有统一大小, 将该区域标准化为 48×48 的图像, 分辨率约为 50dpi.

2.2 指横纹图像归一化

本文借鉴文献 [9] 中的方法对指横纹图像进行归一化. 设 $J(i, j)$ 表示图像在点 (i, j) 处的灰度值, μ 与 σ^2 表示 J 的均值与方差, μ_0 与 σ_0^2 为归一化后希望得到的图像均值与方差, 则归一化图像 K 为

$$K(i, j) = \begin{cases} \mu_0 + \sqrt{\frac{\sigma_0^2(J(i, j) - \mu)^2}{\sigma^2}} & \text{若 } J(i, j) > \mu \\ \mu_0 - \sqrt{\frac{\sigma_0^2(J(i, j) - \mu)^2}{\sigma^2}} & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

处理后的图像样本基本去除了光照变化的影响, 并使得指横纹中屈肌线更加清晰. 图 2(e) 给出了数据库中部分人的指横纹样本, 可以直观地看到, 虽然指横纹方向比较单一, 但具有较强的可分性.

3 指横纹特征提取

指横纹的纹线是其直观特征, Li 等^[6] 采用固定模板提取纹线, 误检漏检较严重. 针对指横纹的特点, 本文提出基于 2 维 Gabor 函数进行特征提取. Gabor 滤波器具有良好的生物相关性, 能够达到时频分析测不准下界, 这使它在生物特征识别领域中得到广泛应用, 如虹膜识别^[13]、指纹识别^[9]、人脸识别^[14] 与掌纹识别^[8] 等都有相关研究. 对于指横纹来说, 由于 Gabor 滤波有对光照不敏感、方向选择性强的优点, 所以可以得到更好的效果. 指横纹图像中的纹线大都是垂直的, 所以本文采用固定方向的 2 维 Gabor 滤波器进行特征提取.

2 维 Gabor 滤波器可看作是被复正弦函数调制的 Gaussian 函数^[13]. 在频率 f_0 与方向 θ_0 下的 Gabor 函数定义为

$$g(x, y, \theta_0, f_0, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \times \exp\{i2\pi f(x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0)\} \quad (6)$$

其中, $f_0 = (1/2)f_N$ (f_N 为 Nyquist 频率), σ 为高斯包络的标准差, 这里设 $\sigma = (3\sqrt{\ln 2/\pi})^{-1}f_0$ 使得其带宽为常数^[15]. 同时, θ_0 设为 0 以得到垂直方向的指横纹纹理. 给定指横纹图像 K , 选择滤波后的实部 F 描述其纹理特征

$$F(x, y) = \text{Re}\left[\sum_{\mu, \nu} K(\mu, \nu) \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \times \exp\left\{-\frac{(x - \mu)^2 + (y - \nu)^2}{2\sigma^2}\right\} \times \exp\{i2\pi f_0(x - \mu)\}\right)\right] \quad (7)$$

为达到实时处理的目的, 本文用快速算法实现式 (7) 得到近似的结果^[15]. 式 (7) 中的 2 维 Gabor 滤波可看作是纵向的高斯滤波与横向的 Gabor 滤波, 设定这两个一维滤波器的模板长度均为 11 点, 高斯滤波器包络为 $W_x = \exp(-\pi x^2/\sigma^2)$, Gabor 滤波器模板 f 为

$$f = [0, 17/255, 0, -62/255, 0, 90/255, 0, -62/255, 0, 17/255, 0] \quad (8)$$

指横纹图像经 W_x 纵向滤波后得图 3(b) 图像, 再经过 f 横向滤波后得到如图 3(c) 所示的近似 2 维 Gabor 滤波结果 F . 如图 3(d) 所示, 对 F 进行二值化 (阈值 $T = 105$) 即可得到纹线特征. 为进一步降低特征匹配的运算复杂度, 这里对二值化后的图像进行连续地收缩、清除形态学操作^[16], 使得特征点数不多于 200 点, 最终特征提取结果在图 3(e) 中给出. 图 4 给出了同一人不同样本与不同人的指横纹特征对比图例, 可以看出上述特征提取方法是有效的, 且指横纹特征具有较好的可分性.

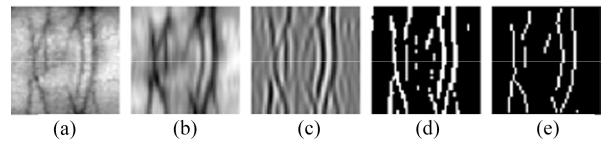
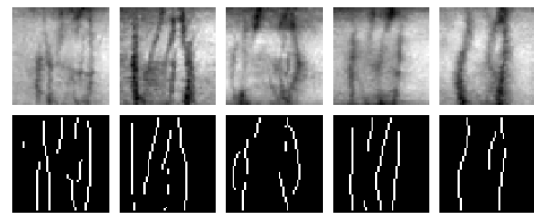
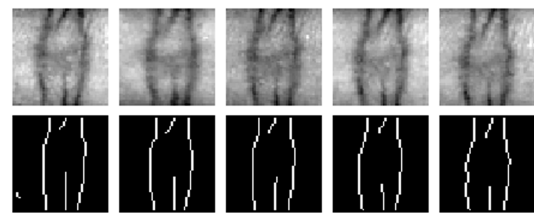


图 3 指横纹特征提取 ((a) 指横纹样本; (b) 高斯滤波; (c) Gabor 滤波; (d) 二值化; (e) 指横纹特征点)

Fig. 3 Knuckleprint feature extraction ((a) Knuckleprint image; (b) Gaussian filtering; (c) Gabor filtering; (d) Binary image; (e) Point feature of knuckleprint)



(a) 不同人的指横纹及其特征



(b) 同一人的不同指横纹及其特征

图 4 指横纹及其特征

Fig. 4 Knuckleprint images and corresponding feature images from (a) different persons and (b) same person

4 指横纹特征匹配

点匹配针对的主要问题是匹配在仿射变换与非线性变换条件下的特征点集,这是指纹匹配中的主要问题^[17],也是模式识别基本问题之一^[18].但对指横纹来说,其纹线上的特征点难于准确定义,且其空间位置相对固定,所以点匹配方法并不适用,而利用原始图像的信息进行特征匹配的图像配准方法^[19]更适于指横纹匹配.将指横纹特征点看作是控制点(Control point),未知类别的指横纹 K_I 与训练样本 K_T 间的相似度可由其匹配的控制点个数度量.本文采用基于归一化互相关方法对控制点进行匹配^[19,20].

设 P_I 与 P_T 为使用上文方法得到的 K_I 与 K_T 的特征点集,则点集中任意两点 $p_I(x_s, y_s) \in P_I$ 、 $p_T(x_t, y_t) \in P_T$ 的互相关系数为

$$CC(p_I, p_T) = \frac{1}{\sigma_{I\omega} \sigma_{T\omega} \omega^2} \sum_{i=-(\omega-1)/2}^{(\omega-1)/2} \sum_{j=-(\omega-1)/2}^{(\omega-1)/2} \{K_I(x+i, y+j) - \mu_{I\omega}\} \{K_T(X+i, Y+j) - \mu_{T\omega}\} \quad (9)$$

其中, ω 为滑动窗口尺寸, $\mu_{I\omega}$ 、 $\sigma_{I\omega}$ 、 $\mu_{T\omega}$ 和 $\sigma_{T\omega}$ 分别为该窗口中 K_I 与 K_T 的均值与标准差.本文采用双向搜索策略^[20]进行控制点匹配,即所有的 $p_I(x_s, y_s) \in P_I$ 在 $p_T(x_t, y_t) \in P_T$ 中搜索互相关系数最大的匹配点,而 $p_T(x_t, y_t) \in P_T$ 的所有点也在 $p_I(x_s, y_s) \in P_I$ 中进行相应搜索,将两次搜索相符合的结果作为匹配点集.

由于指横纹预处理已经将仿射变换影响减小,因此设置匹配点之间的距离门限可以使得匹配结果更加精确.若上述方法求得的匹配点之间的距离大于 d 个像素,则认为这一对匹配点为错误匹配.在下文的实验中,我们将比较不同 d 值对错误率的影响.

基于上述分析,定义 K_I 与 K_T 之间的相似度为

$$s = \frac{\text{匹配点对个数}}{(K_I \text{中特征点个数} + K_T \text{中特征点个数})/2} \quad (10)$$

图5为指横纹匹配示意图,图中的每条直线指向两个上述方法得到的匹配点.其中图5(a)为同一人的不同指横纹匹配示例,其相似度 $s_a=0.5831$,而图5(b)为不同人的指横纹,相似度 $s_b=0.0805$,两者数值差异较大,说明算法有较好的性能.

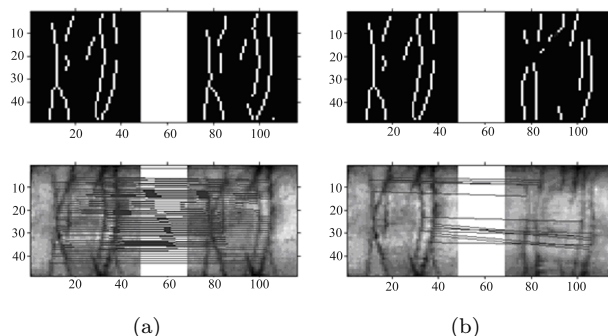


图5 指横纹匹配 ((a) 相同人的不同指横纹样本匹配; (b) 不同人的指横纹样本匹配)

Fig. 5 Matching of knuckleprints ((a) Image from same class; (b) Knuckleprints of different classes)

5 实验与讨论

实验评估系统建立在我们建立的图像数据库上,该数据库共包含来自98个人的1971幅手部图像样本,比前期工作^[6]中增加了25类528幅图像.采集的方法为在6个月的时间内跟踪采集2~4次(平均为2.7次),每人采集最多28幅图像样本.这98类样本中,每类抽取5个样本作为训练集,剩下的1481幅图像作为测试集.在本文的每一次完整的认证试验中,都要完成727160($1481 \times 98 \times 5$)次比对,其中有7420次为真实身份,其余为冒充身份.实验环境为Matlab6.2/WinXP/P4 2.6G/256RAM.

实验评估所使用的参数指标^[21]有:错误接受率(FAR),错误拒绝率(FRR),平均错误率(HTER,即 $(FAR+FRR)/2$)与等错误率(EER,即 $FAR = FRR$ 时的错误率).另外,部分实验的ROC曲线也在文中给出,用以直观地描述实验结果.

首先,基于实验对指横纹匹配算法中的窗口大小 ω 和距离门限 d 进行确定.该实验从98类样本中任意抽取30类,并抽取10次分别进行认证实验.实验所得的EER的平均值在表1中给出,可以看到,平均错误率在 $d=7$ 时, $\omega=9$ 、 $\omega=11$ 两种情况下达到3.45%的最小值,而 ω 取9需要更少的运算量,因而在系统验证中沿用.

表1 不同 ω 、 d 下的等错误率

Table 1 Error rates using different ω and d

EER(%)	$\omega=7$	$\omega=9$	$\omega=11$	$\omega=13$	$\omega=15$
$d=5$	4.33	4.26	3.66	5.21	6.42
$d=6$	4.14	3.77	3.47	4.40	6.50
$d=7$	4.10	3.45	3.45	4.82	4.71
$d=8$	4.10	3.47	3.62	4.91	5.25
$d=9$	4.35	3.59	3.98	5.11	5.34

为了测试算法的稳定性和指横纹特征有效性,

本文在每类仅使用 1 个训练样本的情况下建立了 5 个认证系统 (每类训练样本有 5 个, 分别构成系统), 并使用整个测试集进行测试. 实验结果在图 6 和表 2 中给出, 在 5 次测试中, HTER 最低达到 2.23%, 平均值为 2.42%, 系统各项错误率指标均比较稳定. 另外, 通过与表 1 中数据对比, 实验类别由 30 类增加到 98 类, 而错误率基本持平, 表明本文算法在类别增多时仍能达到较好的性能.

为提高系统准确率, 系统采用决策级分数融合的方法将上述 5 个系统所得匹配分数进行融合, 这样就可以利用不同训练样本的信息改善系统性能^[3]. 多模融合是近年来生物特征识别的热点研究内容, 很多融合方法如融合算子 (包括最大、最小、平均与乘积算子)、决策树、SVM 方法、线性判别函数等都已有了相应研究^[3]. 由于融合算子法相对复杂度较低且效果较好^[3,21], 本文采用该算法并进行了实验. 将上一实验中不同训练样本下得到的 5 个分数进行取最大、取最小、平均、乘积运算, 即可分别得到 4 种算法下的最终匹配分数. 这 4 个融合系统的 ROC 曲线与各项性能指标在图 7 与表 3 中给出.

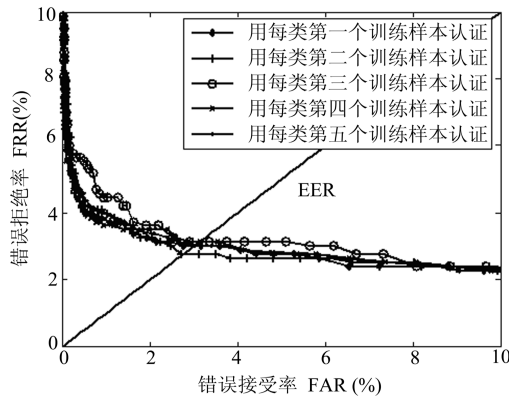


图 6 使用不同训练样本下的系统 ROC 曲线

Fig. 6 System ROC using different training samples

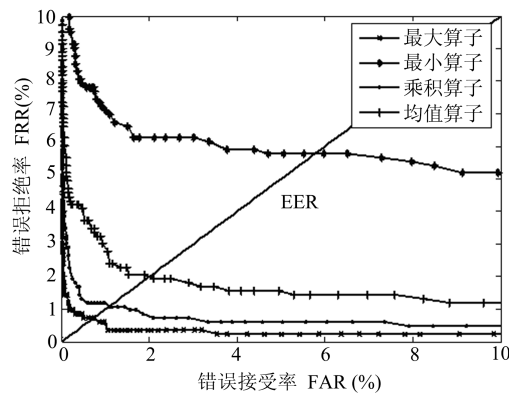


图 7 不同融合算法下的系统 ROC 曲线

Fig. 7 ROC using different fusion operators

表 2 使用不同训练样本时的系统参数

	第一样本	第二样本	第三样本	第四样本	第五样本
FAR(%)	0.51	0.53	0.82	0.60	0.74
FRR(%)	4.21	3.97	4.57	3.85	4.42
HTER(%)	2.36	2.25	2.70	2.23	2.58
EER(%)	2.77	3.10	3.40	3.36	3.30

表 3 不同融合算法下系统性能

	平均算子	最大算子	乘积算子	最小算子
判决门限 (HTER)	0.184	0.252	0.160	0.124
判决门限 (EER)	0.164	0.218	0.150	0.102
FAR(%)	0.46	0.17	1.08	1.64
FRR(%)	1.32	0.96	2.41	6.26
HTER(%)	0.89	0.57	1.74	3.95
EER(%)	1.08	0.72	2.01	5.65

比较表 2 与表 3 的数据, 可见融合算法很大程度上提高了识别的准确率, 而在 4 种融合算子中, 求最大算子得到了最好的结果, 其 HTER 达到了 0.57%, 将错误率降低到千分级, 比仅用一个训练样本的情况降低了 1.85%, 因而最终的原型系统采用每类 5 个样本和求最大算子完成. 需要说明的是, 采用 Li 等^[6]的方法在该数据库上仅能达到 16.10% 的等错误率, 而本文方法在舍弃指横纹位置信息, 仅使用指横纹图像本身信息的条件下使得错误率降低一个数量级以上, 充分说明了算法的有效性.

6 总结

本文将指横纹作为生物身份特征, 通过点特征提取与决策融合方法实现了实时认证系统, 最终的实验结果证实了指横纹的可靠性与算法有效性. 今后的工作将在不同手指的指横纹的有效性、指横纹特征融合、指横纹与掌纹等手部特征融合等方面展开, 使得该技术进一步实用化.

References

- 1 Lockie M. Hand-based biometrics. *Biometric Technology Today*, 2003, **11**(7): 9~11
- 2 Jain A K, Ross A. Multibiometric systems. *Communications of Association for Computing Machinery, Special Issue on Multimodal Interfaces*, 2004, **47**(1): 34~40
- 3 Ross A, Jain A K. Information fusion in biometrics. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(13): 2115~2125
- 4 Bubeck U M. Multibiometric Authentication. Technical Report CS574, San Diego State University, 2003
- 5 Ribaric S, Ribaric D, Pavesic N. A biometric identification system based on the fusion of hand and palm features. In:

- Proceedings of the Cost 275 Workshop on the Advent of Biometrics on the Internet. 2002. 79~82
- 6 Li Q, Qiu Z D, Sun D M, Jie W. Personal identification using knuckleprint. In: Proceedings of SINOBOMETRICS'04. Guangzhou, China, 2004. 680~689
 - 7 Rodriguez P, Silva J. Biometric identification by dermatoglyphics. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 1996. 312~322
 - 8 Zhang D, Shu W. Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching. *Pattern Recognition*, 1999, **32**(4): 691~702
 - 9 Hong L, Wan Y, Jain A K. Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(8): 777~789
 - 10 Zhang D, Kong W K, You J. Online palmprint identification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(9): 1041~1050
 - 11 Han C, Cheng H, Lin C, Fan K C. Personal authentication using palmprint features. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(2): 371~381
 - 12 The MathWorks. Image Processing Toolbox for Use with Matlab: User's Guide. [Online], available: <http://www.mathworks.com>, November 3, 2003
 - 13 Daugman J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, **15**(11): 1148~1161
 - 14 Liu C J. Gabor-based kernel PCA with fractional power polynomial models for face recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(5): 575~581
 - 15 Nestares O, Navarro R, Protilla J, Tabenero A. Efficient spatial-domain implementation of a multiscale image representation based on Gabor functions. *Journal of Electronic Imaging*, 1998, **7**(1), 166~173
 - 16 Duta N, Jain A K, Mardia K V. Matching of palmprints. *Pattern Recognition Letters*, 2002, **23**(4): 477~485
 - 17 Wamelen P, Li Z, Iyengar S S. A fast expected time algorithm for the 2-D point pattern matching problem. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(8): 1699~1711
 - 18 Alt H, Guibas L J. *Discrete geometric shapes: matching, interpolation and approximation*. *Handbook of Computational Geometry*. Elsevier Science Publishers B.V., North-Holland, Amsterdam, 1999. 121~153
 - 19 Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(11), 977~1000
 - 20 Fonseca M G, Costa M H M. Automatic registration of satellite images. In: Proceedings of Computer Graphics and Image Processing. Campos do Jordao, Brazil, 1997. 219~226
 - 21 Bengio S, Mariethoz J, Maroel S. Evaluation of Biometric Technology on XM2VTS. IDIAP Research Report 01-21, Dalle Molle Institute for Perceptual Artificial Intelligence, 2001



李 强 北京交通大学计算机与信息技术学院博士研究生. 研究方向为生物特征识别, 模式识别和图像处理. 本文通信作者. E-mail: liqianglq@126.com
(**LI Qiang** Ph.D. candidate in School of Computer and Information Technology at Beijing Jiaotong University. His research interest covers biometrics, pattern recognition, and image processing. Corresponding author of this paper.)



裘正定 北京交通大学计算机与信息技术学院教授, 博士生导师. 研究方向为数字信号处理, 多媒体信息处理与通信和信息安全认证技术.
(**QIU Zheng-Ding** Professor in School of Computer and Information Technology at Beijing Jiaotong University. His research interest covers digital signal processing, multimedia communication and processing, and security biometric authentication.)



孙冬梅 北京交通大学计算机与信息技术学院副教授. 研究方向为生物特征识别, 信息安全认证技术.
(**SUN Dong-Mei** Associate professor in School of Computer and Information Technology at Beijing Jiaotong University. Her research interest covers biometrics and security authentication

technology.)



张延强 北京交通大学计算机与信息技术学院博士研究生. 研究方向为生物特征识别, 模式识别.
(**ZHANG Yan-Qiang** Ph.D. candidate in School of Computer and Information Technology at Beijing Jiaotong University. His research interest covers biometrics and pattern recognition.)