

一种新的生物特征识别模式 — 手指背关节皮纹识别¹⁾

王长宇 宋尚玲 孙丰荣 梅良模

(山东大学信息科学与工程学院 济南 250100)
(E-mail: wangcy@sdu.edu.cn)

摘 要 提出了一种新的生物特征识别模式 — 手指背关节皮纹识别. 利用自主设计的采集装置获得手背图像, 由 Canny 算子和滑动窗分割并定位手指背关节皮纹. 在识别时, 首先对要检验的两背关节皮纹进行快速配准, 然后用两种方法识别, 并对两种方法进行了比较, 一是基于相关分类器的识别, 一是基于复 Gabor 小波变换的识别. 后者是利用复 Gabor 小波提取背关节皮纹特征, 并利用二进制编码得到特征码, 以两背关节皮纹特征码的 Hamming 距离为判据, 检验两者是否为同一模式. 试验结果表明: 手指背关节皮纹具有较高的唯一性, 可以用作身份认证, 在等错误率情况下, 基于相关分类器的识别准确率高达 98.04%, 基于 Gabor 小波变换的识别准确率为 94.61%, 而后者比前者的识别速度要快得多.

关键词 生物特征识别, 手指背关节皮纹识别, 错误拒绝率, 错误接受率, Gabor 小波变换
中图分类号 TP391.4

A Novel Biometrics Technology — Finger-back Articular Skin Texture Recognition

WANG Chang-Yu SONG Shang-Ling SUN Feng-Rong MEI Liang-Mo

(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100)
(E-mail: wangcy@sdu.edu.cn)

Abstract Finger-back articular skin texture recognition is presented as a novel biometrics pattern. The hand back image is captured by the device made by ourselves. The articular skin texture is segmented and located by utilizing Canny operator and moving window. In the stage of recognition, two kinds of recognizing methods are given and compared: one is based on the correlation classifier and the other based on the complex Gabor wavelet transform. We judge the result of recognition using Hamming distance between two feature codes. The experiment results show that finger-back articular skin texture has such high uniqueness that can be used to authenticate human. The correct identification rate of the method based on correlation classifier is 98.04% when FAR equals FRR; the correct identification rate of the method based on Gabor wavelet transform is 94.61% when FAR equals FRR. But the later is faster than the former in the matching.

Key words Biometrics, finger-back articular skin texture recognition, false rejection rate, false acceptance rate, Gabor wavelet transform

1) 国家自然科学基金 (50171036) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (50171036)

收稿日期 2005-6-29 收修改稿日期 2005-11-21

Received June 29, 2005; in revised form November 21, 2005

1 引言

生物特征识别技术是利用人自身的生理或者行为特征进行身份识别的方法, 在金融、公共安全、电子商务等领域有着重要应用. 身份识别可利用的生物特征需要满足: 1) 普遍性, 即必须每个人都具备这种特征; 2) 唯一性, 即任何两个人的特征是不一样的; 3) 可测量性, 即特征可测量; 4) 稳定性, 即特征在一段时间内不会改变. 目前, 用于身份识别的特征主要有: 指纹、掌纹、虹膜^[1]、手形、视网膜、人脸、静脉图、步态、签名、声纹、耳朵等.

手形识别是速度最快的一种生物特征识别技术, 它对设备的要求较低, 图像处理简单, 可接受程度较高. 手形识别主要利用手指不同部位的宽度、手指的长度、手掌宽度和厚度等特征^[2,3], 这些特征不具有指纹和掌纹特征的那种高度唯一性, 所以识别率低, 只能应用于初步认证, 仅满足低安全要求的场合需要^[3]. 为了克服手形识别的缺陷和不足, 本文提出了一种新的生物特征识别模式 — 手指背关节皮纹识别. 手指背关节皮纹是指手指背部关节部位的皮肤纹理, 它具有丰富的褶皱、弯曲和漩涡等特征, 基于手指背关节皮纹的识别具有普遍性、非侵犯性、易被接受等优点. 该技术还能和手形识别融合, 构成双模态识别系统, 能够有效提高身份识别的强度.

本文对手指背关节皮纹识别作了初步研究. 首先, 由邻域搜索法分割出每个手指, 然后利用 Canny 算子和滑动窗对背关节皮纹进行分割与定位. 对要匹配的两背关节皮纹快速配准后, 再进行相似性度量, 判断两者是否为同一模式. 本文给出了两种识别方法, 一是基于相关分类器的识别, 一类是基于 Gabor 小波变换的识别, 并对两者的识别性能进行了比较. 第 2 节给出了手背图像的采集、手指的分割与背关节皮纹的定位, 第 3、4、5 节分别给出了背关节皮纹的配准与匹配、试验结果和结论.

2 手背图像采集、手指分割与背关节皮纹定位

2.1 手背图像采集与手指分割

通过自主设计的采集仪获得手背图像. 高分辨率摄像机置于采集仪顶部, 镜头光轴垂直底面. 除插入口外, 采集仪四周封闭, 以减弱或避免环境光的影响. 内置发光二极管提供采集图像的光源, 因为二极管能耗小、产生热量低, 可以长时间连续采样. 采集仪结构示意图见图 1.

图像采集时, 手在插入口内自然伸展平放在采集仪底部的平板上. 通常情况下, 由于拇指伸展时易于与摄像机主轴成偏角, 难于得到符合识别的图像, 所以要求大拇指与手掌垂直放置, 不采集到拇指, 其余四个手指要有一定的间隙, 以便于手指的分割, 如图 2 所示.

将手背图像转换为 8 位灰度图像, 利用 Canny 边缘检测算子得到手指的单像素边缘, 如图 3. 对边缘图像进行 8 邻域边缘跟踪, 得到从左至右 8 条边缘向量 $p_i(x_1^i, y_1^i; \dots; x_{n_i}^i, y_{n_i}^i)$, $i = 1, 2, \dots, 8$, 从而分割得到四个手指背. 利用下列式 (1) 计算每条边缘的斜率,

$$k_i = \frac{\sum_{l=0}^L (y_{n_i-l}^i - y_{L-l+1}^i)}{(L+1)(x_{n_i-1}^i - x_{L-l+1}^i)}, \quad i = 1, 2, \dots, 8, L \text{ 为正整数} \quad (1)$$

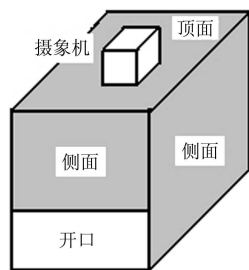


图 1 采集仪结构示意图

Fig. 1 Sketch map of capturer

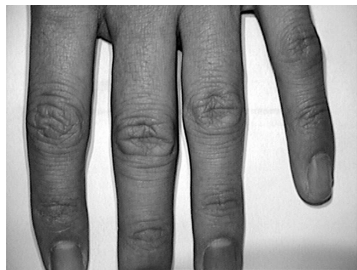


图 2 手背图像

Fig. 2 Hand-back image

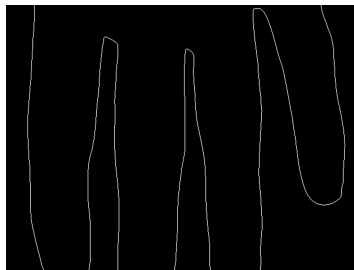


图 3 边缘提取

Fig. 3 Edge extraction

取每个手指两侧边缘斜率的均值, 作为手指中心线的斜率 k'_j , 即:

$$k'_j = \frac{k_{2*j-1} + k_{2*j}}{2}, \quad j = 1, 2, 3, 4 \quad (2)$$

根据 k'_j , 对分割后的手指进行旋转, 使得手指中心线与水平线垂直, 最后得到的中指和无名指如图 4(a) 所示.

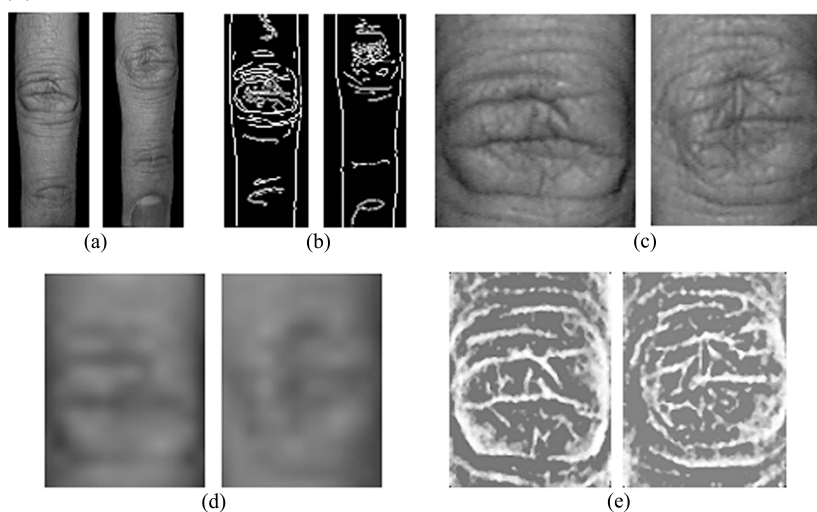


图 4 (a) 分割得到的中指和无名指图像 (b) 由 Canny 算子检测背关节皮纹的边缘
(c) 背关节皮纹定位和分割结果 (d) 背景光估计 (e) 图像增强效果

Fig. 4 (a) Middle finger and third finger image (b) Edge of finger-back articular skin texture by Canny operator (c) Location and segmentation of finger-back articular skin texture (d) Estimate of background light (e) Enhanced image

2.2 背关节皮纹定位

图像采集时, 食指和小指通常容易发生偏斜, 特别是手指间分叉比较大时, 食指和小指背关节的皮肤表面不能与摄像头光轴方向垂直. 本文以中指和无名指的中间背关节皮纹为例, 对其特征进行识别.

对分割得到的手指图像, 仍利用 Canny 边缘检测算子 (阈值较小), 可得到关节皮纹的边缘, 如图 4(b). 设矩形窗 $W(N, M)$, N 为分割后手指图像高的 $1/6$, M 为分割后手指图像宽度, W 自上向下沿手指边缘图像滑动, 记录窗覆盖的边缘点数量最大时的位置, 并计算此时窗覆盖区域的中心 (a, b) . (a, b) 应使得代价函数

$$s(x, y) = \sum_{i=1}^{num} ((x_i - x)^2 + (y_i - y)^2) \quad (3)$$

最小, 其中 num , (x_i, y_i) 分别为 W 覆盖下的边缘点的数量和坐标. 由此则得

$$a = \frac{\sum_{i=1}^{num} x_i}{num}, \quad b = \frac{\sum_{i=1}^{num} y_i}{num} \quad (4)$$

然后, 我们取中心点 (a, b) 上下各 50 像素之间的部分归一为 120×160 , 如图 4(c) 所示进行背关节皮纹识别.

2.3 对比度增强

尺寸归一后的关节皮纹图像(4(c)所示)对比度较低, 不能直接用于特征提取和匹配. 为了得到具有更理想的灰度分布, 首先, 取图像 10×10 小块的均值作为纹理背景光强的粗略估计, 并用三次插值将它放大到与原始图像一样的尺寸, 如图 4(d). 然后, 从原始图像减去背景光, 并对每 20×20 小块进行直方图均衡和中值滤波, 得到增强后的背关节皮纹图像, 如图 4(e). 这样就去掉了背景光的影响, 大大增强了背关节皮纹图像效果.

3 背关节皮纹的配准与匹配

不同的采样, 背关节皮纹中心的定位可能不一致, 这将会严重影响着识别的准确率, 因而需要将待识别的皮纹与数据库中的模板作配准处理, 然后再进行匹配识别. 本文给出了两类识别方法, 一是基于相关分类器的识别, 一是基于复 Gabor 小波变换的识别, 通过试验对两者进行了比较.

3.1 背关节皮纹的配准

设数据库中的模板为 $g(x, y)$, 取待识别图像的中间小块 $f(x, y)$ ($f(x, y)$ 尺寸应小于 $g(x, y)$ 的尺寸). 在 $g(x, y)$ 中寻找与 $f(x, y)$ 最大相关区域, 作为两者配准位置. $f(x, y)$ 在 $g(x, y)$ 上移动计算的一般算法计算量大、速度慢. 由卷积定理, 得到快速的配准算法, 具体计算如下: 将 $f(x, y)$ 四周补 0, 记为 $h(x, y)$, 大小同 $g(x, y)$, 利用式 (5) 得到配准点 (x_0, y_0) ,

$$C(u, v) = \overline{H(u, v)}^* G(u, v), \quad c(x, y) = \|F^{-1}(C(u, v))\|, \quad c(x_0, y_0) = \max_x(\max_y(c(x, y))) \quad (5)$$

其中 $G(u, v)$ 为 $g(x, y)$ 的二维傅立叶变换, $\overline{H(u, v)}$ 为 $h(x, y)$ 的傅立叶变换的共轭, $F^{-1}(\cdot)$ 为逆傅立叶变换, $\|\cdot\|$ 为取模运算, (x_0, y_0) 为最佳匹配点. 同一模式两次采样图像的配准函数 $c(x, y)$ 显示出较好单峰性, 如图 5; 如果两幅图像的配准函数 $c(x, y)$ 不具有单峰性, 如图 6 所示, 则表明配准性差.

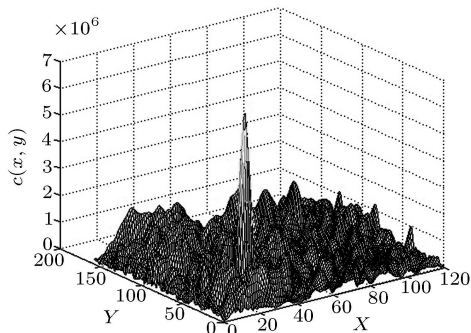


图 5 相同模式的配准函数

Fig. 5 Register function of same pattern

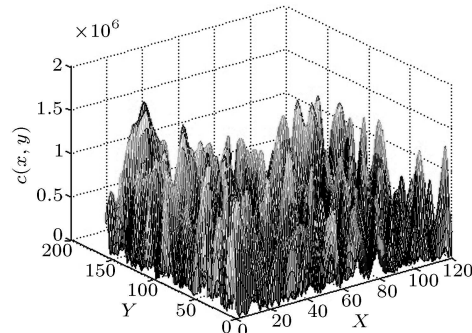


图 6 不同模式的配准函数

Fig. 6 Register function of different pattern

3.2 基于相关分类器的关节皮纹匹配

由 3.1 确定了两图像的配准点, 分别记两者的重叠部分为 p_1, p_2 , 按式 (6) 计算 p_1, p_2 的相关系数, 作为识别判据^[4].

$$\rho = \left| \frac{COV(p_1, p_2)}{\sqrt{DX(p_1)}\sqrt{DX(p_2)}} \right| \quad (6)$$

ρ 为的相关系数的模, $COV(\bullet, \bullet)$, $DX(\bullet)$ 为协方差和方差运算. 取阈值 th , 如果 $\rho > th$, 则 p_1, p_2 代表同一背关节皮纹, 否则 p_1, p_2 代表不同的背关节皮纹.

3.3 基于 Gabor 小波的回关节皮纹匹配

Gabor 函数是由高斯函数经过复正弦调制得到^[5,8]. 二维的 Gabor 函数和它的傅立叶变换形式可写成 (7)

$$\begin{aligned} g(x, y; u_0, v_0) &= e^{-(x^2/2\sigma_x^2 + y^2/2\sigma_y^2) + 2\pi i[u_0x + v_0y]} \\ G(u, v) &= e^{(-2\pi^2(\sigma_x^2(u-u_0)^2 + \sigma_y^2(v-v_0)^2))} \end{aligned} \quad (7)$$

其中 σ_x, σ_y 是高斯函数空间域的宽度, (u_0, v_0) 是复正弦的频率, 这些函数在时域和频域都具有好的分辨率, 能够达到测不准原理最小值^[6].

Gabor 函数构成完备但非正交的基^[7], 任何给定函数 $f(x, y)$ 可以在 Gabor 函数构成的基上展开, 因此, 我们考虑以复 Gabor 函数为小波基的小波变换. 式 (8) 给出了复 Gabor 小波基的形式.

$$g_\lambda(x, y, \theta) = e^{-(\lambda^2 x'^2 + y'^2) + i\pi x'}, \quad x' = x \cos \theta + y \sin \theta, \quad y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (8)$$

其中 λ 是空间纵横比, θ 为函数方向, 为简化概念, 我们令 $\lambda = 1$. 实际应用时, 参数离散化是必要的, 本文中取方向参数 θ 为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$, 尺度参数为 1、2、4、8, 这样得到了 Gabor 小波族, 如图 7.

$$g(2^{-j}(x - x_0, y - y_0), \theta_k), \quad \theta_k = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ (k = 1, 2, 3, 4), \quad j = 0, 1, 2, 3 \quad (9)$$

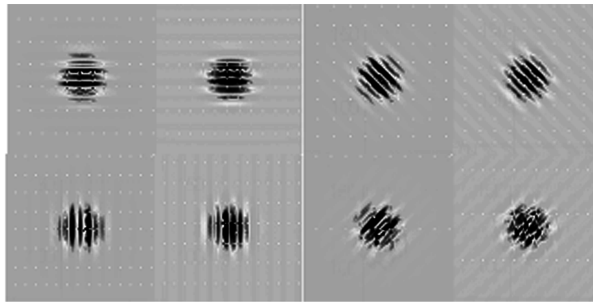


图 7 尺度为 1 时 Gabor 小波四个方向上的实部和虚部图像

Fig. 7 Real part and imaginary part of Complex Gabor wavelet when $j = 0$ and $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$, and 135°

从而可得到复 Gabor 小波变换的形式

$$W(x, y, j, \theta_k) = \int f(x_1, y_1) g^*(2^{-j}(x_1 - x, y_1 - y), \theta_k) dx_1 dy_1 \quad (10)$$

设其中 $f(x, y)$ 为关节皮纹图像, W 中 j, θ_k 取不同值可得到不同尺度和方向上的复 Gabor 小波变换, 对于 W 的实部和虚部分别按式 (11) 进行二进制编码, 得到特征码, 间隔 5 个

像素取特征码, 这样每只背关节皮纹具有 1536 字节的特征码.

$$h_{Re} = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{Re}(w) \geq 0 \\ 0, & \text{if } \text{Re}(w) < 0 \end{cases}, \quad h_{Im} = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{Im}(w) \geq 0 \\ 0, & \text{if } \text{Im}(w) < 0 \end{cases} \quad (11)$$

利用两背关节皮纹特征码的 Hamming 距离 (Hamming Distance: HD) 进行匹配识别, Hamming 距离定义如式 (12), 即将不同的关节皮纹码进行按位异或.

$$HD(A, B) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i \oplus B_i \quad (12)$$

其中 A, B 表示两背关节皮纹特征码, N 表示两关节皮纹重叠区域的特征码数目. $HD(A, B)$ 值越大, 说明两关节皮纹差别越大, 相似性越小. $HD(A, B)$ 值越小, 说明两关节皮纹相似性越大. 取阈值 d , 如果 $HD(A, B) > d$, 就认为两关节皮纹为同一模式, 否则认为两者不是同一模式.

4 试验结果

我们建立了一个小型数据库, 包括 56 个手指的背关节皮纹, 每一个皮纹有三幅图像, 共计 168 幅手指背关节皮纹图像.

为了检验背关节皮纹识别的准确度和强度, 以错误接受率 (False rejection rate, FAR) 和错误拒绝率 (False acceptance rate, FRR) 为标准, 对基于相关分类器的识别和基于 Gabor 小波变换的识别进行了性能分析和比较. 同一手指的每个皮纹图像作为待识别样本和该手指的三个皮纹进行匹配, 作为类内匹配, 共计 $56 \times 9 = 504$ 次, 每个手指的皮纹与其余 55 个手指的皮纹进行匹配, 作为类间匹配, 共计 $56 \times 55 \times 3 \times 3 = 27720$ 次, 得到类内和类间分布, 如图 8 所示. 图 8 说明背关节皮纹具有较好的可分性, 能够用于身份识别.

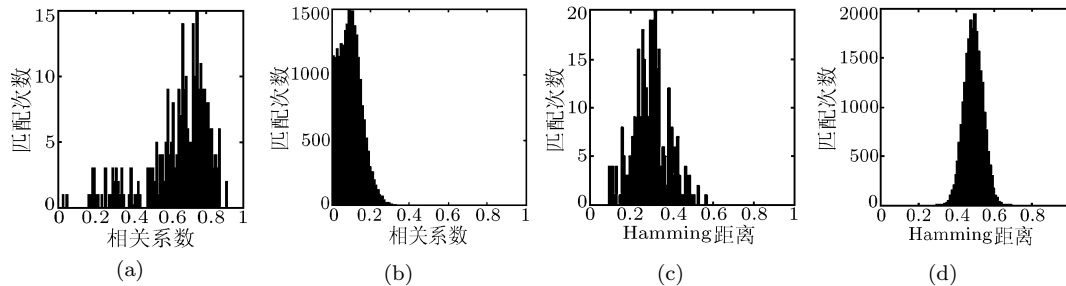


图 8 (a) 类内相关系数分布 (b) 类间相关系数分布 (c) 类内 Hamming 距离分布
(d) 类间 Hamming 距离分布

Fig. 8 (a) Correlation coefficient distribution of same patterns (b) Correlation coefficient distribution of different patterns (c) HD distribution of same patterns (d) HD distribution of different patterns

图 9(a) 和图 9(b) 分别给出了两种方法的 FAR 和 FRR 曲线, 图 9(c) 给出了两者识别性能的进一步比较. 表一给出了两者 FAR 和 FRR 曲线与阈值的关系. 可见, 相关分类器的识别性能高于 Hamming 分类器的识别性能. 但是, 基于相关分类器的识别需要存储背关节皮纹图像, 每幅图像 18.75KB, 每次二维相关运算的平均时间为 5.4813ms (计算环境为 PIV2.8GHz, Matlab6.5), 而基于 Hamming 距离的识别, 只须存储 1.5KB 的特征码, 每次特征码异或运算时间为 2.1577ms.

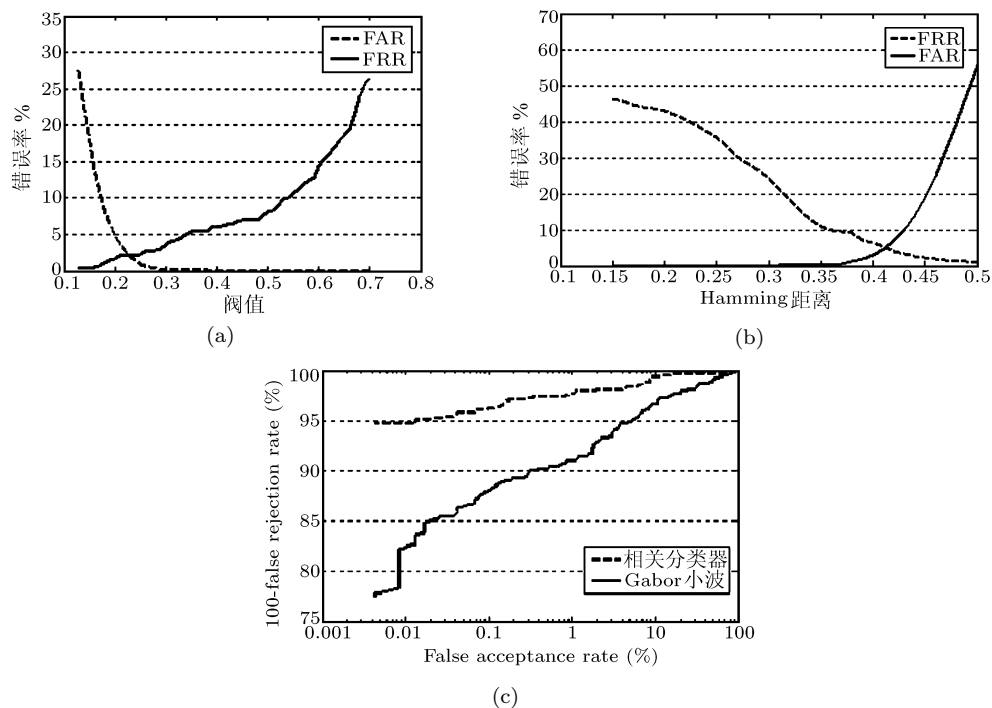


图 9 (a) 基于相关分类器识别的 FAR 和 FRR (b) 基于 Hamming 距离的 FAR 和 FRR 曲线
(c) 两种识别方法性能比较

Fig. 9 (a) FAR and FRR curve of correlation classifier (b) FAR and FRR curve of HD classifier
(c) Performance curves of the two recognize methods

表 1 两种识别方法中 FRR 和 FAR 与阈值的关系

Table 1 The relative of FAR, FRR and threshold within two recognize methods

相关系数	相关分类器		Hamming 距离分类器		
	FRR(%)	FAR(%)	HD 距离	FRR(%)	FAR(%)
0.21	1.96	3.73	0.36	9.97	0.32
0.23	1.96	1.99	0.38	8.99	1.13
0.25	2.29	0.92	0.40	6.54	3.01
0.27	2.61	0.43	0.42	4.08	6.91
0.29	2.94	0.17	0.44	2.61	14.04

从试验结果可以看到: 1) 通过手指背关节皮纹进行身份识别是可行的, 该特征具有较高的唯一性; 2) 基于相关分类器的识别和基于 Gabor 小波变换的识别都具有较高的准确率, 在等错误接受率和等错误拒绝率的情况下, 前者识别准确率为 $1 - \text{FRR} = 98.04\%$, 后者识别准确率为 94.61% . 3) 在基于 Gabor 小波变换识别的方法中, 计算 Hamming 距离的复杂度小于相关运算, 特征码的存储空间也低于存储原始图像.

5 结论与工作展望

提出了一种基于手指背关节皮纹识别的身份认证方法, 这是一种全新的识别模式, 文章对此作了初步的研究. 利用 Canny 算子和滑动窗对手指背关节皮纹分割与定位, 对要识别的两背关节皮纹快速配准后, 利用相关分类器和 Gabor 小波变换两种方法进行识别, 并对这两种方法作了比较. 试验结果表明手指背关节皮纹用于身份识别是可行的, 它具有

较高的唯一性, 识别的准确率也较高, 可以与手形识别融合在一起, 可构成双模态识别系统, 将会有效提高识别的强度.

References

- 1 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): 1145~1161
- 2 Raul Sanchez-Reillo, Carmen Sanchez-Avila, Anz Gonzalez-Macros. Biometric identification through hand geometry measurements. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(10): 1168~1171
- 3 Raul Sanchez-Reillo. Hand geometry pattern recognition through Gaussian mixture modeling. In: Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition, Washington, USA: IEEE Computer Society Press, 2000. 2937~2940
- 4 Eric Sung, Chen X L, Zhu J, Yang J. Towards non-cooperative iris recognition systems. In: Proceedings of Seventh International Conference on Automation, Robotics, Control and Vision, Singapore: Nanyang Technological University Press, 2002. 990~995
- 5 Tai Sing Lee. Image representation using 2D Gabor wavelets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(10): 959~971
- 6 Manjunath B S. Gabor wavelet transform and application to problems in early vision. In: Conference Record of the Twenty-Sixth Asilomar Conference, Los Alamitos, Calif.: IEEE Computer Society Press, 1992. 796~800
- 7 Alan Conrad Bovik, Marianna Clark, Wilson S. Geiler. Multi-channel texture analysis using localized spatial filters. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(1): 55~73
- 8 Rangayyan R M, Ferrari R J, Desautels J E L, Frère A F. Directional analysis of image with Gabor wavelets. In: Proceedings of the 13th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, Washington, USA: IEEE Computer Society Press, 2000. 170~177

王长宇 博士研究生, 讲师, 主要研究方向: 生物特征识别, 图像与视频处理, 模式识别, 计算机视觉.

(WANG Chang-Yu Ph.D. candidate, lecturer. His research interests include biometrics, image and video processing, pattern recognition, and computer vision.)

宋尚玲 博士研究生, 主要研究方向为生物特征识别和模式识别.

(SONG Shang-Ling Ph.D. candidate. Her research interests include biometrics and pattern recognition.)

孙丰荣 副教授, 博士, 主要研究方向为医学图象处理, 生物医学工程和模式识别.

(SUN Feng-Rong Associate professor, Ph.D. His research interests include medical image processing, biomedical engineering, and pattern recognition.)

梅良模 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信号与信息处理及生物信息统计.

(MEI Liang-Mo Professor. His research interests include signal and information processing, bioinformatics statistics.)