

基于 BSLDP 和典型相关分析的掌纹掌脉融合识别

李新春¹, 张春华^{2*}, 林森¹

¹辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105;

²辽宁工程技术大学研究生学院, 辽宁 葫芦岛 125105

摘要 针对非接触采集图像时容易出现模糊, 导致识别系统稳健性下降、识别效果不佳的问题, 提出一种基于分块增强局部方向模式(BSLDP)和典型相关分析的掌纹掌脉融合识别方法。首先对传统局部方向模式(LDP)进行了改进, 提出 BSLDP 来获取掌纹掌脉图像的纹理方向特征, 然后基于典型相关分析法实现掌纹掌脉特征的有效融合, 最后根据融合特征向量间的卡方距离进行匹配识别, 并在 CASIA-M 图库及自建非接触图库上进行实验测试, 最小等误率分别为 0.63% 和 1.21%。结果表明与其他传统及最新算法相比, 本文方法能够消除冗余信息、准确地保留掌纹掌脉的有效特征信息, 提高系统识别性能。

关键词 图像处理; 分块增强局部方向模式; 典型相关分析; 等误率; 非接触

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.051012

Palmprint and Palm Vein Feature Fusion Recognition Based on BSLDP and Canonical Correlation Analysis

Li Xinchun¹, Zhang Chunhua², Lin Sen¹

¹School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China;

²Postgraduate College, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China

Abstract Aiming at the problems of non-contact images acquisition such as blur phenomenon, poor system identification systems and poor recognition effect, a palmprint and palm vein feature fusion recognition method based on block strengthened local directional pattern(BSLDP) and canonical correlation analysis is proposed. Firstly, we improve the traditional local directional pattern(LDP), and proposed the BSLDP algorithm to obtain the texture direction feature of palmprint and palm vein images. Secondly, the palmprint and palm vein feature fusion is realized effectively based on the canonical correlation analysis. Finally, the match identification is realized based on the chi-square distance. The experimental results show that the equal error rate is only 0.63% and 1.21% in the CASIA-M and the self-built non-contact image database. The results indicate that compared with other traditional and newest algorithms, the proposed method can eliminate redundant information, retain accurate feature information of palmprint and palm vein and improve system identification performance.

Key words image processing; block strengthened local directional pattern; canonical correlation analysis; equal error rate; non-contact

OCIS codes 100.2960; 110.2970; 110.3000; 120.1880

1 引言

近年来, 基于人体生物特征的身份认证技术受到了广泛关注, 生物特征识别是指利用人本身所具有的

生理特征或行为特征来进行身份识别和鉴定的一种技术^[1]。与传统的身份鉴别技术相比, 它具有较高的唯一性、易于随身携带和难假冒伪造的特点, 因此更为有效、方便和安全。相比于其他的识别方法, 掌纹

收稿日期: 2017-09-29; 收到修改稿日期: 2017-11-30

基金项目: 辽宁省教育厅科学研究一般项目(L2014132)、辽宁省自然科学基金面上项目(2015020100)

作者简介: 李新春(1963—), 男, 本科, 高级工程师, 硕士生导师, 主要从事无线传感器网络、数字图像处理等方面的研究。

E-mail: lixinchun@lntu.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: 1226617885@qq.com

掌脉识别具有很大的优势,其有效识别面积大,提取的生物特征稳定丰富,并且能够很好地进行分类^[2-3]。

当下采集方式主要分为接触和非接触采集,但接触采集容易引起疾病和细菌的传播,导致用户心理不适,而且在传感器表面接触的生物特征信息容易被盗用。最近几年,非接触采集逐渐成为主流^[4],但由于非接触采集手掌摆放位置自由、手掌与镜头的距离不同和其他因素的干扰,采集到的图像容易受到影响,导致识别时稳健性降低。因此,如何提高非接触采集图像的稳健性是当前一个具有实际意义的问题。为了提高稳健性,很多学者在不同方面做了研究,赵帅^[5]在算法上进行了改进,能够有效地识别模糊图像,但没有对相似图像进行识别,因此存在不足。Wang等^[6]提出了一种图像复原方法,识别效果较好,但不满足实时性。林森等^[7]提出了一种基于局部方向模式(LDP)的识别方法,用Kirsch 8方向算子在掌纹上的边缘响应值获取纹理方向特征值,但单一的生物特征识别在不同程度上具有局限性,因此不能较好地提高图像的稳健性^[8]。近年来多模态融合的生物识别技术因具有较好的稳健性、防伪性,以及较高的识别精度而受到了人们的广泛关注^[9]。

综上所述,本文针对目前非接触采集可能产生的图像质量下降,导致识别系统稳健性较差、识别效果欠佳的问题,提出了一种基于分块增强局部方向模式(BSLDP)和典型相关分析的掌纹掌脉融合识别方法。该方法综合运用了具有良好纹理方向描述的BSLDP算法和能够有效进行特征融合的典型相关分析法,实现掌纹掌脉融合识别。在中国科学院自动化研究所多光谱非接触式(CASIA-M)图库和自建非接触图库上进行实验,结果证明本文方法与传统LDP及其他典型和流行算法相比,具有较好的识别精度,且安全保密性好,具有广阔的应用前景。

2 LDP算法

LDP算法是在线性反投影(LBP)算法的基础上所提出的一种纹理描述方法^[7],该算法利用Kirsch 8方向算子模板,如图1所示,获取图像的纹理信息。首先对图像中一个 3×3 大小的矩形块 I 进行模板卷积,计算出不同方向的边缘响应的绝对值 $|x_i|$,再对 $|x_i|$ 进行排序,排在前 k 位的编码为1,其余 $8-k$ 位编码为0,然后把二进制数转换为十进制数,可表示为

$$|x_i| = I * m_i, \quad (1)$$

$$y_i(x) = |x_i|, \quad (2)$$

$$v_i(y_i - y_k) = \begin{cases} 1, & y_i - y_k \geq 0 \\ 0, & y_i - y_k < 0 \end{cases}, \quad (3)$$

$$C_{LDP} = \sum_{i=0}^7 v_i(y_i - y_k) \times 2^i, \quad (4)$$

式中 x_i 为第 i 个方向响应值, y_k 为 y_i 中第 k 个最大的值, v_i 为第 i 个二进制位响应值。

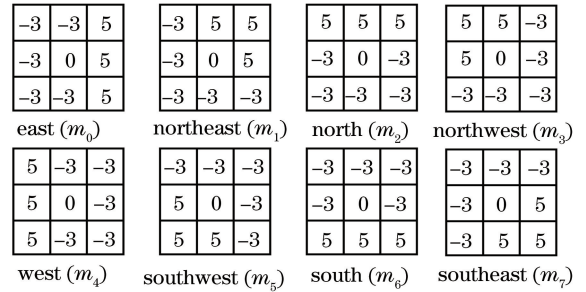


图1 Kirsch 8方向算子模板

Fig. 1 Kirsch operator in eight directions

3 基于BSLDP和典型相关分析的掌纹掌脉融合识别方法

传统的LDP算法虽然能够提取出图像特征,但只是在一定程度上降低了对噪声的敏感问题,且算法的执行速度慢,程序冗余^[10],同时单一的生物特征具有一定的局限性。本文以增强识别系统的稳健性,减少算法执行时间为目标,提出一种基于BSLDP和典型相关分析的掌纹掌脉融合识别方法。该方法对传统的LDP算法做了如下三方面的改进:1) 改变卷积算子与中心点输出值的计算方法;2) 将掌纹掌脉图像均匀分块,提取每块特征,进而得到总特征;3) 采用典型相关分析法对两个特征进行融合。

3.1 SLDP算法

利用改进的Sobel算子替换传统LDP 8方向算子,同时采用差值法计算中心点输出值,提出增强局部方向模式(SLDP)。传统的Sobel算子只有 0° 和 180° 两个方向的模板,为了得到完整的边缘信息,文献^[11]提出Sobel算子8方向模板,如图2和图3所示,增加了边缘检测的方向。通过运算可知,相对方向上的两个模板(例如方向1与方向5模板),在对图像中的某一点像素进行卷积时,卷积结果互为相反数^[12]。这样在运算时可以减少4个模板,在保证输出结果与采用8个模板进行卷积相同的前提下,减少近一半的计算量,缩短了算法执行时间。

其次,采用差值法计算中心点的输出值,该输出值为绝对值结果中的最大值与最小值之差。边缘点的灰度突变和方向性较强,该方向上的绝对值结果较大,与其垂直的方向上较小,而噪声具有无方向的

随机性, 灰度突变较弱, 各个方向上的值几乎相同。利用差值法计算输出值, 对边缘点来说影响不大, 但对于噪声却发生了很大的改变, 其输出值会等于或近似为 0, 增强了 SLDP 算法的抗噪声能力, 从而提高了图像的稳健性。

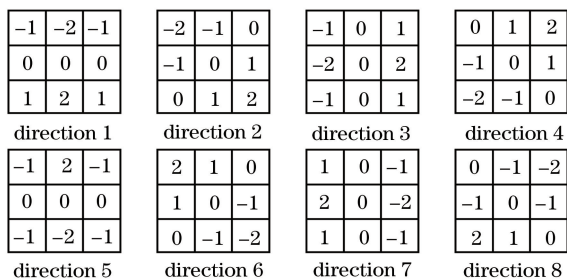


图 2 Sobel 算子 8 方向模板

Fig. 2 Sobel operator in eight directions

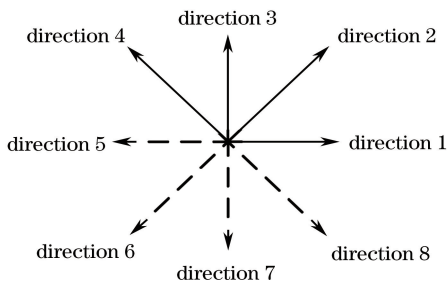


图 3 Sobel 算子方向示意图

Fig. 3 Sobel operator directional setting

SLDP 算法具体编码过程如下:

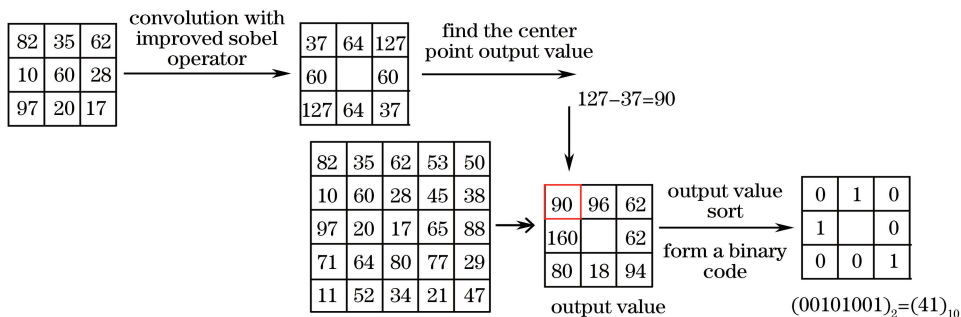


图 5 SLDP 编码示例

Fig. 5 SLDP encoding example

SLDP 算法抗噪声干扰性较强, 具有较好的稳健性。如图 6 所示, 图 6(a) 为未加干扰的图像, 图 6(b) 为加入噪声的图像。

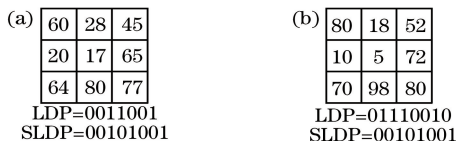


图 6 LDP 和 SLDP 抗噪测试。

(a) 未加干扰的图像; (b) 加入噪声的图像

Fig. 6 LDP and SLDP anti-noise tests.

(a) Uninterrupted image; (b) image with noise

1) 计算图像的边缘响应值。掌纹掌脉图像分别和改进 Sobel 算子前 4 个方向的模板进行卷积, 得到响应值, 取其绝对值记做 $b_i (i=0, 1, 2, 3)$, 其中 $b_i = b_{i+4}$, 结果如图 4 所示。

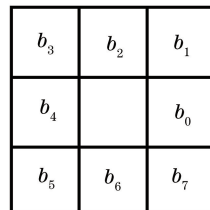


图 4 边缘响应值

Fig. 4 Edge response values

2) 采用差值法计算中心点的输出值, 即取绝对值结果的最大差值为该点的输出值记为 P_j 。

3) 对 P_j 进行排序, 选择前 k 个较大值编码为 1, 其余 $8-k$ 个编码为 0, 将这 8 个二进制值按照一定的顺序(顺时针或逆时针)编码, 进而得到 SLDP 值, SLDP 算法可描述为

$$C_{SLDP} = \sum_{j=0}^7 h_j (P_j - P_k) \times 2^j, \quad (5)$$

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \quad (6)$$

式中 P_k 为 P_j 中第 k 个最大的值, h_j 为第 j 个二进制位响应值。

图 5 所示为 SLDP 编码的示例。

为加入噪声的图像, 加入噪声后, 图像的灰度值均有不同程度的变化。原图像 LDP 编码在受噪声影响后发生了变化, 而 SLDP 编码则稳定不变, 这表示 SLDP 具有更强的抗噪声能力。

3.2 BSLDP 算法

在进行特征提取的过程中, 为了能够更好地体现丰富的纹理细节, 提高系统的识别率, 将图像进行分块处理, 再对每个子块进行特征提取, 形成 BSLDP。经过 BSLDP 运算后, 图像的各像素点虽

然在取值上有所改变,但结果仍是一幅图像,称为BSLDP图谱。通常不直接将BSLDP图谱进行分类,而采用该图谱的统计直方图作为特征向量来进行后续操作。

具体步骤如下:

1) 对掌纹掌脉的感兴趣区域进行分块,操作方法为将一个 $M \times M$ 大小的图像矩阵 V 转化为 $N \times N$ 个子块,即:

$$V = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} & \cdots & V_{1N} \\ V_{21} & V_{22} & \cdots & V_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ V_{N1} & V_{N2} & \cdots & V_{NN} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

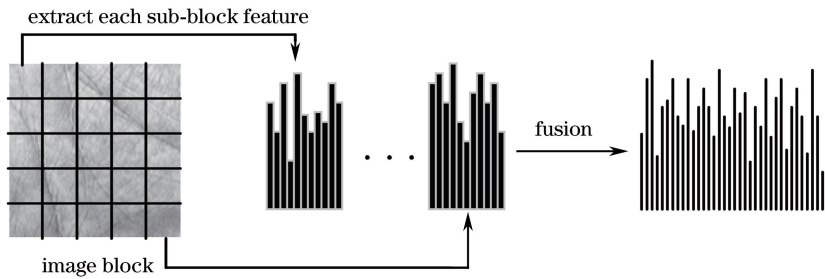


图7 BSLDP直方图特征提取

Fig. 7 BSLDP histogram feature extraction

CCA将相关性特征作为两组特征矢量之间的判别信息:分别提取掌纹掌脉的BSLDP特征记为 $X = \{x | x \in \mathbf{R}^p\}$ 和 $Y = \{y | y \in \mathbf{R}^q\}$,寻找 α 和 β ,使得 $u_i = \alpha_i^T x$ 与 $v_i = \beta_i^T y$ 之间的相关性最大。其中 (α_i, β_i) 为第 i 典型向量, $(u_i, v_i) = (\alpha_i^T x, \beta_i^T y)$ 为第 i 对典型相关变量, ρ_i 为第 i 个典型的相关系数。求相关系数最大值即为求向量间最大相关,为了更好地达到特征融合的要求,文献[13]将相关系数 ρ 定义如下:

$$\rho = \frac{\alpha^T S_{xy} \beta}{\sqrt{\alpha^T S_{xx} \alpha + \beta^T S_{yy} \beta}}. \quad (8)$$

(8)式称为准则函数,准则函数最大化时,就可以得到投影向量对 α 和 β 。 S_{xx} 与 S_{yy} 分别为 x 与 y 的协方差矩阵, S_{xy} 为其互协方差矩阵。

已知准则函数最大值问题的求解就是一个约束优化问题,其目标函数为

$$\max \rho(u, v) = \alpha^T S_{xy} \beta. \quad (9)$$

约束条件为

$$\begin{cases} \alpha^T S_{xx} \alpha = \beta^T S_{yy} \beta = 1 \\ u = \alpha^T x \\ v = \beta^T y \end{cases}. \quad (10)$$

根据拉格朗日乘数法构造目标函数如下:

$$f(\alpha, \beta) = \alpha^T S_{xy} \beta -$$

式中每个子块 $V_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, N)$ 为 $n \times n$ 大小的方阵($N = 128/n$)。

2) 利用SLDP算法分别提取每一子块 V_{ij} 的直方图特征。

3) 将各子块的特征串接融合,得到最终的BSLDP直方图。

图像BSLDP直方图特征提取过程如图7所示。

3.3 特征融合

典型相关分析法(CCA)^[13]通过分析掌纹与掌脉特征向量间的相关性,利用准则函数提取最大相关向量,再利用融合规则进行融合得到最终的融合特征。

$$\frac{\gamma_1}{2} (\alpha^T S_{xx} \alpha - 1) - \frac{\gamma_2}{2} (\beta^T S_{yy} \beta - 1), \quad (11)$$

式中 $\gamma_1/2, \gamma_2/2$ 为拉格朗日系数。在对目标函数中的 α, β 分别求偏导,即:

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial \alpha} = S_{xx} \alpha - \gamma_1 S_{xx} \alpha = 0 \\ \frac{\partial f}{\partial \beta} = S_{yy} \beta - \gamma_2 S_{yy} \beta = 0 \end{cases}. \quad (12)$$

进一步化简为

$$\frac{\gamma_1}{\gamma_2} = \frac{\beta^T S_{yy} \beta}{\alpha^T S_{xx} \alpha} = c, \quad (13)$$

式中 c 为矫正系数,对其进行调整可以让两组随机向量协方差同时取得最小值。由以上推论可以得出两个特征方程:

$$(S_{xx}^{-1} S_{xy} S_{yy}^{-1} S_{yx} - c \gamma_2^2 I) \alpha = 0, \quad (14)$$

$$(S_{yy}^{-1} S_{yx} S_{xx}^{-1} S_{xy} - \gamma_2^2 I) \beta = 0, \quad (15)$$

式中 I 为单位矩阵, $c \gamma_2^2, \gamma_2^2$ 分别为矩阵 $A = S_{xx}^{-1} S_{xy} S_{yy}^{-1} S_{yx}$ 和 $B = S_{yy}^{-1} S_{yx} S_{xx}^{-1} S_{xy}$ 的特征根, α, β 为其对应的特征向量。 $\gamma_1^2 \geq \gamma_2^2 \geq \dots \geq \gamma_k^2$ 为随机向量 A, B 的非零特征根,对应的特征向量分别为 $\alpha_1, \dots, \alpha_k$ 与 β_1, \dots, β_k 。 $\rho_i = \gamma_i$ 为向量 x 和 y 的第 i 个典型相关系数,其第 i 对典型变量为 $(u_i, v_i) = (\alpha_i^T x, \beta_i^T y), i = 1, \dots, k$ 。即根据求解矩阵,可以得

到随机变量 X 和 Y 的典型相关向量和变量。记：

$$U = (\alpha_1^T x, \alpha_2^T x, \dots, \alpha_d^T x)^T = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_d)^T x = W_x^T x, \quad (16)$$

$$V = (\beta_1^T y, \beta_2^T y, \dots, \beta_d^T y)^T = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_d)^T y = W_y^T y, \quad (17)$$

式中 $W_x = (\alpha_1, \dots, \alpha_d)$, $W_y = (\beta_1, \dots, \beta_d)$ 。采用(18)式所示的特征融合规则来获得最终的融合特征。

$$Z = \begin{bmatrix} W_x \\ W_y \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \quad (18)$$

3.4 特征匹配

图像匹配是指通过一定的匹配算法得到图像间

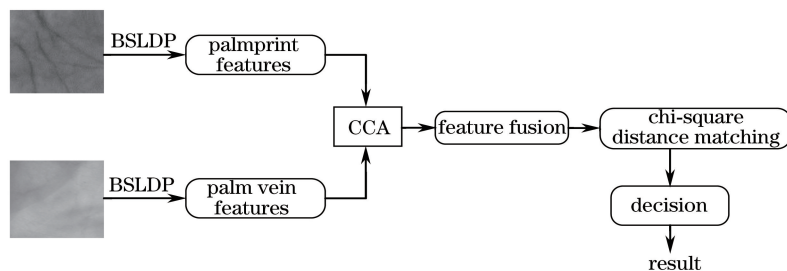


图 8 系统总体框图

Fig. 8 Overall block diagram of the system

4 仿真结果与实验分析

实验采用 MATLAB 软件, R2015a, window 7 系统, 中央处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-4720 HQ, 主频为 2.60 GHz, 内存为 4.00 GB。

4.1 实验图库

采用通用和自建的两个图库, 来验证本文方法的实际效果。图库说明如下：

1) CASIA-M 图库^[14]。使用 CCD 摄像机分别在白光及不同波段的红外光下, 采集人手自然张开时的图像。本文分别选取白光下的掌纹图像和 850 nm 波段下的掌脉图像组成图像库, 进行本文的掌纹掌脉融合实验。

2) 自建非接触图库。利用双光学 CCD 摄像机, 设计了一个图像采集装置, 实物图如图 9 所示。

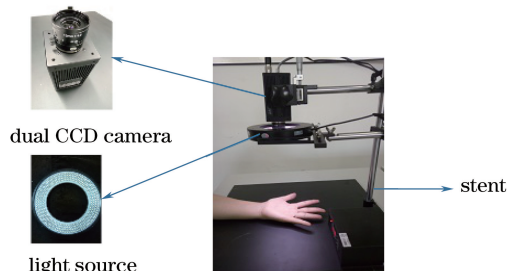


图 9 实际采集装置图

Fig. 9 Actual acquisition device

的相似度, 为了测试本文方法的识别性能, 采用卡方距离进行统计判别。

$$\chi^2(M, N) = \sum_{i=1}^L \frac{(M_i - N_i)^2}{M_i + N_i}, \quad (19)$$

式中 N 为融合后的测试图像特征向量, M 为融合后的候选图像特征向量, L 为候选图像的总数。在具体的判别过程中, 计算出卡方距离后, 需要设定一个阈值 T , 当卡方距离 χ^2 和 T 的关系满足(20)式时, 说明经过验证是同一个人, 则被接受, 否则拒绝。

$$\chi^2 < T. \quad (20)$$

整个系统识别流程如图 8 所示。

在室内自然环境中, 选择白色 LED 作为掌纹成像的光源, 选取 850 nm 的近红外光源作为掌脉成像光源, 采集人手自然张开时的图像, 将其用于实验。

各图库的掌纹掌脉感兴趣区域(ROI)示例图如图 10 所示。本文实验图库的基本情况如表 1 所示。

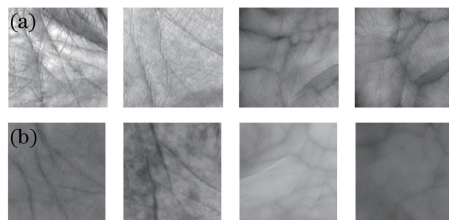


图 10 图像 ROI 示例。(a) CASIA-M 图库; (b) 自建非接触图库

Fig. 10 Image ROI example. (a) CASIA-M image database; (b) self-built non-contact image database

表 1 实验样本的基本情况

Table 1 Basic situation of the experimental samples

Database	Capture method	Light source	Test sample
CASIA-M	Non-contact	White light / 850 nm near infrared light	6 × 100
Self-built non-contact	Non-contact	White light / 850 nm near infrared light	5 × 100

4.2 评价指标

为了验证本文方法的性能,采用类内、类间匹配算法,其中类内匹配是指对来自同一个人的不同图像进行匹配,类间匹配是指对来自不同人的图像进行匹配^[15],在不同图库上的匹配次数如表 2 所示。

表 2 匹配次数

Table 2 Number of matching

Matching type	CASIA-M database	Self-built non-contact database
Intra-class	1500	1000
Inter-class	178200	123750

首先根据卡方距离绘制出类内类间曲线,再由两个曲线的交点确定阈值 T ,最后根据(20)式的判别条件完成匹配过程。本文评价指标为错误接受率 R_{FAR} 和错误拒绝率 R_{FRR} ,其计算公式为

$$R_{FAR} = \frac{v_a}{v_j}, \quad (20)$$

$$R_{FRR} = \frac{v_e}{v_h}, \quad (21)$$

式中 v_h 为合法用户尝试次数, v_j 为非法用户尝试次数, v_a 为系统错误接受的次数, v_e 为系统错误拒绝的次数。为了更好地体现 R_{FAR} 与 R_{FRR} 之间的关系,在平面直角坐标系中绘制接受者操作特征(ROC)曲线,在 ROC 曲线上,横轴 R_{FAR} 和纵轴 R_{FRR} 的等值点即为等误率(EER)。EER 越小,则证明算法性能越高、系统识别效果越好。

4.3 实验结果

本文方法中不同大小的子块对最后的识别结果

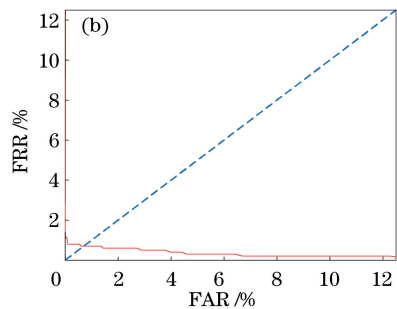
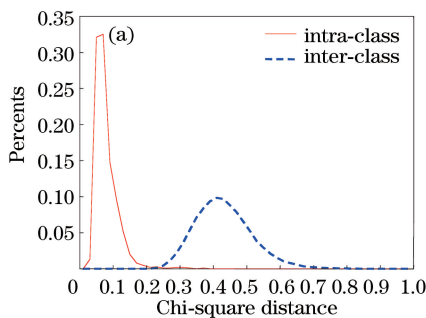


图 11 结果曲线。(a)匹配结果曲线;(b) ROC 曲线

Fig. 11 Result curves. (a) Matching result curve; (b) ROC curve

图 12(a)给出 8×8 分块方式下,自建非接触图库上类内类间对比结果曲线,即 $t=0.2212$ 时,可获得最低 EER 为 1.21%,图 12(b)给出了 ROC 曲线。

将本文算法与典型的 2DGabor、LDP,以及最新的基于小波变换和 Gabor 滤波器的掌纹掌脉融合方法和去掌纹手掌静脉融合方法等几种算法进行比较^[10,16-19]。由表 4 可知,在同等条件的前提下,本文

有很大的影响,对几种不同的划分方式在各图库上进行实验,计算每种情况下的 EER,结果如表 3 所示。

表 3 不同分块情况下的 EER

Table 3 EER with different blocks

Image block	CASIA-M / %	Self-built non-contact database / %
1×1	5.34	9.04
2×2	3.36	6.37
4×4	2.08	2.82
8×8	0.63	1.21
16×16	1.32	1.78
32×32	2.93	3.76

分块后,每子块之间独立提取特征不会互相影响,且当分块大小与掌纹掌脉纹理模式相匹配时,会有最佳的识别性能。如果分块过大,子块中虽然包含着丰富的纹理信息,但是随着子块的增大,图像中块的数量就会减少,那么掌纹掌脉空间布局信息就不充分,导致系统的识别效果不佳。如果分块过小,子块中含有的纹理方向信息太小以致最终得到的特征不具有识别力。由表 3 的实验结果可知,当采取 8×8 的分块方式时,本文方法在两个图库上都获得了最低 EER,证明恰当的分块方式可提高系统的识别性能。

图 11(a)给出 8×8 分块方式下,CASIA-M 图库上类内类间对比结果曲线,阈值设为两曲线的交点处,即 $t=0.2359$ 时,可获得最低 EER 为 0.63%,图 11(b)给出了 ROC 曲线。

算法取得了最佳的识别效果,相比其他方法,EER 最多可降低 17.27%,具有一定优势。融合的比不融合的 EER 更低,说明融合有效结合了掌纹掌脉纹理特征信息,进一步提高了识别率。各算法在图库上的识别时间如表 5 所示,本文算法的识别时间相比于其他方法具有一定的减少,略高于传统 LBP,但仍能满足实时性。

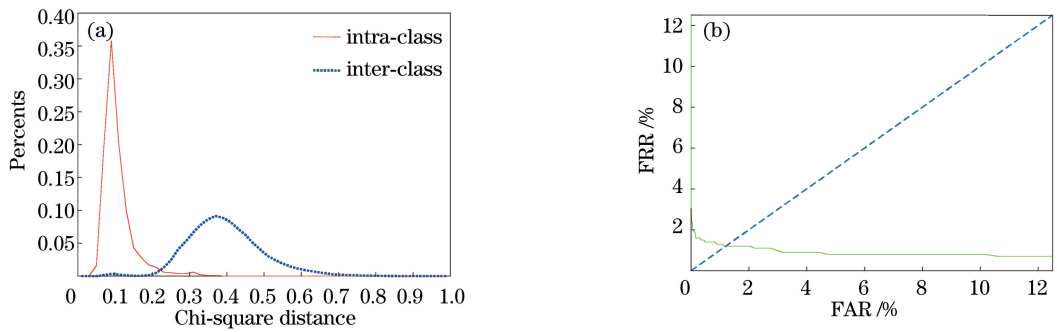


图 12 结果曲线。(a)匹配结果曲线;(b) ROC 曲线

Fig. 12 Result curves. (a) Matching result curve; (b) ROC curve

表 4 本文算法与其他算法 EER 比较

Table 4 Comparison of EER between the proposed algorithm and other algorithms

Algorithm	EER of CASIA-M database /%		EER of self-built non-contact database /%	
	Palmprint	Palm vein	Palmprint	Palm vein
2DGabor	7.17	7.93	5.17	1.97
SURF	4.77	10.6	4.89	3.10
LBP	6.85	8.20	7.59	8.11
LDP	4.98	7.01	6.22	7.43
BSLDP	0.82	1.03	2.16	2.53
MMNBP	1.34 (fusion)		3.09 (fusion)	
Ref. [10]	0.75 (fusion)		1.52 (fusion)	
Ref. [20]	1.07 (fusion)		1.56 (fusion)	
Proposed algorithm	0.63(fusion)		1.21 (fusion)	

表 5 本文算法与其他算法识别时间比较

Table 5 Comparison of recognition time between the proposed algorithm and other algorithms

Algorithm	Recognition time of CASIA-M database /s		Recognition time of self-built non-contact database /s	
	Palmprint	Palm vein	Palmprint	Palm vein
2DGabor	0.0972	0.1631	0.1215	0.2594
SURF	0.1062	0.2457	0.2533	0.3630
LBP	0.0199	0.0434	0.0715	0.1037
LDP	0.0847	0.1081	0.1008	0.1236
BSLDP	0.0503	0.0610	0.0597	0.0812
MMNBP	0.1060 (fusion)		0.1251 (fusion)	
Ref. [10]	0.1670 (fusion)		0.1904 (fusion)	
Ref. [20]	0.1039 (fusion)		0.1503 (fusion)	
Proposed algorithm	0.0765 (fusion)		0.1024 (fusion)	

4.4 实验结果分析

传统算法的主要问题在于对非接触采集时的外界噪声等比较敏感,算法的复杂度较高,因此是在牺牲执行时间的基础上提高识别率。而本文算法对传统的 LDP 进行了改进,有效地降低了非接触环境下采集图像时外界噪声的影响,BSLDP 算法采用分块方法提取每子块纹理特征向量,再将各子块的特征串接形成最终的特征向量,兼顾了整体与局部特性,更准确地表示图像特征。结合典型相关分析法进行

掌纹掌脉纹理特征融合,用几组典型向量就能代表两种特征向量之间的相关性,准确地保留了有效特征信息、降低了冗余信息,解决了其他融合方法融合后维数增加的问题,在提高识别率的基础上保证了系统效率。综上所述,相比于其他算法,本文算法有效地提高了非接触采集下模糊图像的识别率,增强了识别系统的稳健性并减少了识别时间,而且由于掌脉特征的存在,使系统防伪造能力强,安全保密性好。

5 结 论

针对非接触采集导致识别系统稳健性下降的问题,本文提出一种BSLDP和典型相关分析的掌纹掌脉融合识别算法。该算法采用BSLDP提取掌纹掌脉图像纹理特征并结合典型相关分析法对掌纹掌脉两种特征进行融合,具有良好的识别准确性,同时提高了识别系统稳健性。在CASIA-M和自建非接触图库上的实验结果显示:本文算法与其他典型和同类最新算法相比具有优势,可获得最低等误率为0.63%和1.21%,识别时间仅为0.0765 s和0.1024 s,具有可行性和实际应用前景。接下来的工作是优化算法并加入其他手部特征,将本文方法在更大的样本库中实现。

参 考 文 献

- [1] Amiruddin A B, Khalifa O O, Rabih F A F. Performance evaluation of human identification based on ECG signal [C] // Proceedings of International Conference on Computing, Control, Networking, Electronics and Embedded Systems Engineering, 2015: 479-484.
- [2] Aravinth J, Valarmathy S. Multi classifier-based score level fusion of multi-modal biometric recognition and its application to remote biometrics authentication [J]. The Imaging Science Journal, 2016, 64(1): 1-14.
- [3] Naderi H, Soleimani B H, Matwin S, *et al.* Fusing iris, palmprint and fingerprint in a multi-biometric recognition system [C] // Proceedings of 13th Conference on Computer and Robot Vision, 2016: 327-334.
- [4] Li Z N, Zhong C L, Yang L M. A non-contact method and apparatus of the fingerprint 3D: 106127172A[P]. 2016-11-16.
李治农, 仲崇亮, 杨李木. 一种非接触3D指纹采集的装置及方法: 106127172A[P]. 2016-11-16.
- [5] Zhao S. Fuzzy image recognition algorithm based on SIFT operator [D]. Suzhou: Soochow University, 2014.
赵帅. 基于SIFT算子的模糊图像识别算法[D]. 苏州: 苏州大学, 2014.
- [6] Wang J G, Yau W Y, Suwandy A, *et al.* Fusion of palmprint and palm vein images for person recognition based on "Laplacianpalm" feature [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.

- [7] Lin S, Zhang J Y, Guo J Y, *et al.* Application of local direction pattern in non-contact palmprint recognition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(1): 201-208.
林森, 张俊宇, 郭金玉, 等. 局部方向模式在非接触掌纹识别中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 201-208.
- [8] Sang H F, Wu H J, He D K. Hand shape, palmprint and palm vein multimodal fusion recognition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6): 1356-1362.
桑海峰, 武红娇, 何大阔. 手形、掌纹和掌静脉多特征融合识别[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6): 1356-1362.
- [9] Chen P, Sun Z H, Dang Y J, *et al.* A palmprint palm vein image layer fusion method based on wavelet transform and Gabor filter: 01610298658. 4 [P]. 2016-10-12.
陈朋, 孙中海, 党源杰, 等. 一种基于小波变换和Gabor滤波器的掌纹掌静脉图像层融合方法: 201610298658.4[P]. 2016-10-12.
- [10] Hui X W, Zhang J Y, Lin S, *et al.* Application of improved local directional pattern in palm vein recognition [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(7): 071001.
惠晓威, 张俊宇, 林森, 等. 改进局部方向模式在掌脉识别中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(7): 071001.
- [11] Xu T, Wu Q, Niu H Q, *et al.* An improved algorithm based on infrared image edge extraction of cable terminal [J]. Insulators and Surge Arresters, 2016(6): 26-31.
徐涛, 吴倩, 牛海清, 等. 一种改进的瓷套式电缆终端红外图像边缘提取算法[J]. 电瓷避雷器, 2016(6): 26-31.
- [12] Lang Y. An improved Sobel edge detection operator [J]. Light Industry Science and Technology, 2011, 27(5): 59-60.
郎瑶. 一种改进的Sobel边缘检测算子[J]. 轻工科技, 2011, 27(5): 59-60.
- [13] Wilms I, Croux C. Robust sparse canonical correlation analysis [J]. BMC Systems Biology, 2016, 10(10): 72.
- [14] Yang X F. Palmprint and vein feature fusion algorithm [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.
杨晓凤. 掌纹和静脉特征融合算法的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.

- [15] Xu T Y, Hui X W, Lin S. A near infrared finger vein recognition approach based on wavelet grayscale surface matching [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(4): 041005.
徐天扬, 惠晓威, 林森. 基于小波灰度曲面的近红外手指静脉识别方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(4): 041005.
- [16] Lin S, Wang Y, Xu T, *et al.* Palmprint and palm vein multimodal fusion biometrics based on MMNBP [C] // *Proceedings of 11th Chinese Conference on Biometric Recognition*, 2016: 326-336.
- [17] Li C F, Chen X H. Vehicle type recognition based on combining local binary pattern and Hu matrix feature [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(10): 101503.
李澄非, 陈新华. 融合局部二值模式和 Hu 矩特征的车辆识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(10): 101503.
- [18] Xia J, Pei D, Wang Q Z, *et al.* Face recognition based on local adaptive ternary derivative [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(11): 111004.
夏军, 裴东, 王全州, 等. 融合 Gabor 特征的局部自适应三值微分模式的人脸识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(11): 111004.
- [19] Yuan L, Huang J, Liu Y Q, *et al.* Developed palm vein image enhancement based on image fusion [J]. *Science Technology and Engineering*, 2016, 16(36): 48-54.
袁玲, 黄靖, 刘娅琴, 等. 基于图像融合的去掌纹手掌静脉图像增强方法[J]. *科学技术与工程*, 2016, 16(36): 48-54.