

融合全局和局部方向特征的掌纹识别方法

陈晓蔓, 贾伟, 李书杰, 刘晓平

(合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009)

摘 要: 掌纹识别是受到较多关注的生物特征识别技术之一。在各类掌纹识别的方法中, 基于方向特征的方法取得了很好的效果。为了进一步提升识别精度, 提出一种融合全局和局部方向特征的掌纹识别算法, 主要融合了基于方向编码的方法、基于方向特征局部描述子的方法和结合方向特征和相关滤波器的方法。其中前2种方法属于空间域方法, 可很好地提取掌纹的局部方向特征; 而第3种方法属于频域方法, 能有效地提取全局方向特征。在匹配值层对该3种方法的识别结果进行融合。本文算法在2个掌纹数据库上进行了验证, 实验结果表明, 本文方法的识别性能明显优于其他几种掌纹识别方法。

关 键 词: 生物特征识别; 掌纹识别; 方向特征; 信息融合; 匹配值层融合

中图分类号: TP 391

DOI: 10.11996/JGJ.2095-302X.2019040671

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2019)04-0671-10

Palmprint Recognition Based on Fusing Global and Local Directional Features

CHEN Xiao-man, JIA Wei, LI Shu-jie, LIU Xiao-ping

(School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei Anhui 230009, China)

Abstract: Palmprint recognition is one of the most popular biometrics identification technologies. Among the various methods of palmprint recognition, the method based on directional features has achieved good results. In order to further improve the recognition accuracy, a palmprint recognition algorithm combining global and local directional features is proposed, which mainly combines the method based on directional coding, the method based on local descriptor of directional features and the method of combining directional features and correlation filters. The first two methods belong to the spatial domain method, which can extract the local directional features of the palmprint. The third method belongs to the frequency domain method, which can effectively extract the global directional features. The recognition results of the three methods are merged at the score level. The algorithm is validated on two palmprint databases. The experimental results show that the recognition performance of this method is better than other palmprint recognition methods.

Keywords: biometrics; palmprint recognition; directional representations; information fusion; score level fusion

随着整个社会进一步的网络化和数字化, 越来越多的场合需要对人的真实身份进行有效鉴别。而生物特征识别技术(biometrics)是最为有效的身份鉴

别解决方案之一。所谓生物特征识别技术是利用人体本身所固有的物理或行为特征, 通过图像处理和模式识别等方法鉴别个人身份的技术^[1], 与传统的

收稿日期: 2018-12-28; 定稿日期: 2019-03-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(61673157)

第一作者: 陈晓蔓(1994-), 女, 安徽淮南人, 硕士研究生。主要研究方向为图像处理、生物特征识别。E-mail: xmchen1112@163.com

通信作者: 刘晓平(1964-), 男, 山东济南人, 教授, 博士, 博士生导师。主要研究方向为计算机辅助设计、计算机图形学。E-mail: lxp@hfut.edu.cn

基于密码或 ID 卡的身份鉴别方式相比,具有可随身携带、不易伪造且不用记忆等特点,因此有更好的方便性、安全性、可靠性和有效性。近些年来该技术受到较多关注,目前,面向民用的身份鉴别,主要使用低分辨率掌纹识别技术^[2-9]。低分辨率掌纹识别主要是指分辨率介于 75~150 dpi 的图像,其特征包括掌线、纹理和纹线的方向等。低分辨率掌纹识别技术主要的优点包括:①高判别性,掌纹具有丰富的特征,该系统精度高,即使是双胞胎,也很容易进行区分;②特征稳定,由于手掌近似一个平面,特征变异相对较小,具有较好的稳定性;③感兴趣区域(region of interest, ROI)容易定位,通过手指连接区域很容易定位参考点,从而切取出 ROI;④图像质量高,使用普通的采集设备或智能手机等均可方便地采集到高质量的掌纹图像。

针对低分辨率掌纹识别,许多学者如 ZHONG 等^[2]、ZHANG 等^[3]、KONG 等^[6]、FEI 等^[8]分别对各具特色的掌纹识别算法进行了综述总结。低分辨率掌纹识别算法可大致分为:基于线特征的方法、子空间学习的方法、方向编码的方法、相关滤波器的方法、纹理的方法、局部描述子的方法和基于深度学习的方法等。

在掌纹的各类特征中,方向特征是最为重要的特征之一,主要因为掌纹包含主线和褶皱线,其具有明显的方向,对于光照、小的畸变等变异具有较好的鲁棒性,因此取得了很好的识别效果,已经成为掌纹识别领域最为重要的方法之一。基于方向特征的方法有 3 种子类型,分别是基于方向编码的方法、基于方向特征的局部描述子方法、结合方向特征和相关滤波器的识别方法。其中,前 2 种方法属于空间域方法,而结合方向特征和相关滤波器的方法则是频域方法。经典的基于方向编码的方法主要有 competitive code (CompC)^[10], sparse multi-scale competitive code (SMCC)^[11], binary orientation co-occurrence vector (BOCV)^[12], robust line orientation code (RLOC)^[13]和 ordinal code^[14]等。以

CompC 方法为例,基于方向编码方法的流程如图 1 所示,首先采用 6 个方向的 Gabor 滤波器和竞争规则提取掌纹像素的主方向特征,然后使用二进制表示掌纹主方向特征,最后使用汉明距离进行匹配。为了利用掌纹图像的尺度信息,ZUO 等^[11]提出了采用稀疏编码获得鲁棒的多尺度掌纹方向特征的 SMCC 算法;GUO 等^[12]提出的 BOCV 方法包含了多方向信息;JIA 等^[13]采用改进的有限 Radon 变换(modified finite Radon transform, MFRAT)提取掌纹方向特征图,即 RLOC 算法,并在匹配时采用一个像素对区域的匹配方式;SUN 等^[14]提出 ordinal code 方法,采用 3 组正交高斯滤波器提取掌纹方向特征。但基于方向编码的方法也存在一定的缺点,如在降采样过程中,往往只使用一个方向值,而很多像素的方向信息被丢弃,未充分利用某个像素可能包含多个方向信息这一特点,造成信息损失。为解决该问题,文献[15-16]提出了基于方向特征的局部描述子方法,提取掌纹的多个方向特征。以 LLDP (local line directional pattern)方法为例,其流程如图 2 所示。首先通过 Gabor 滤波器,对掌纹 ROI 图像进行多个方向的滤波,然后比较滤波后的各个方向的值,确定每个像素的多个方向,即最大方向、最小方向等,并按照一定的编码规则确定该像素的方向编码,最终形成整个图像的方向特征编码图;为更好的表示局部信息,对方向特征编码图像进行分块,并构建直方图,将每个分块的直方图首尾相连,形成最终的直方图,即局部描述子作为最终特征。方向图同样可看成一种图像,因此 JIA 等^[17]使用频域方法对掌纹方向特征图进行特征提取和匹配,提出了结合 BLPOC (band-limited phase-only correlation)和方向表达(directional representation, DR)的 BLPOC_DR 方法,该方法是一种全局方法,取得了较好的识别结果。BLPOC_DR 方法的具体流程如图 3 所示。通过对算法的分析可知,BLPOC_DR 算法属于全局特征提取的方法,而 LLDP 和 CompC (或 SMCC)算法属于局部特征提取方法。

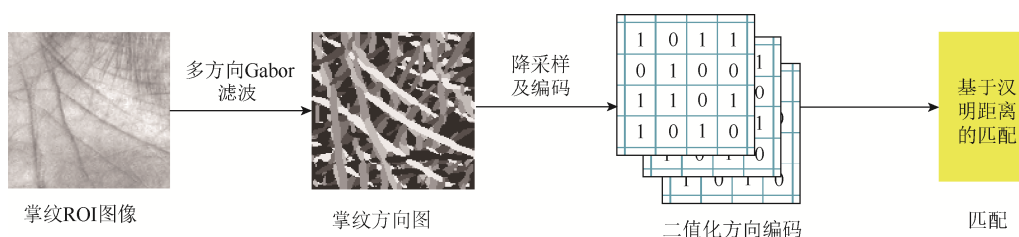


图 1 方向编码方法的总体流程

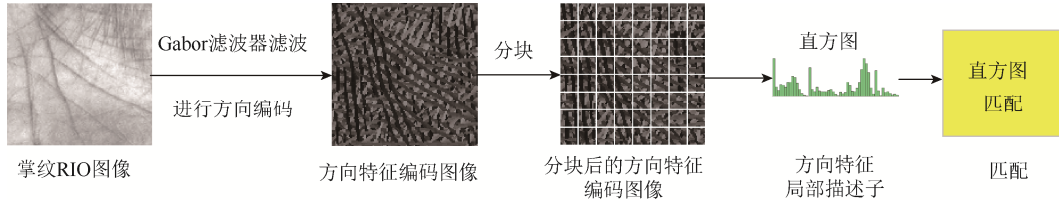


图 2 基于方向特征的局部描述子方法的总体流程

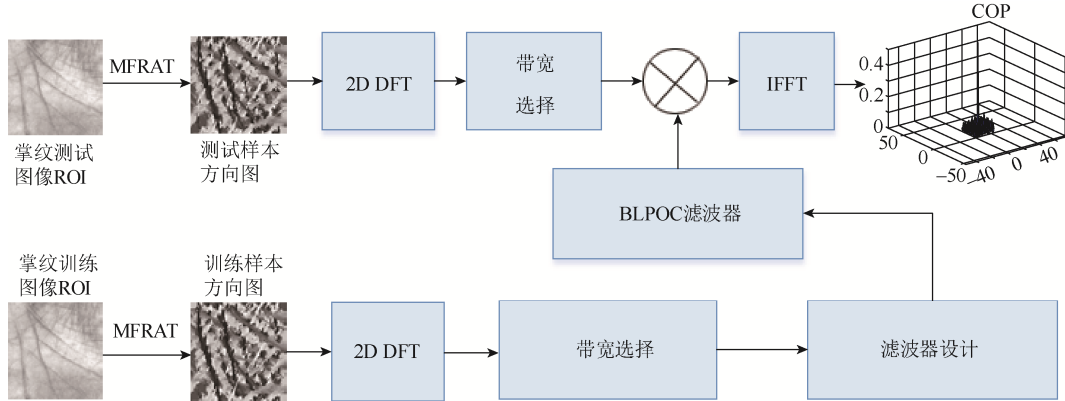


图 3 BLPOC_DR 方法的总体流程

针对鲁棒的生物特征识别, 文献[18]指出基于单一特征的识别方法存在一定的局限性, 因为其无法完整的描述待识别目标, 造成信息损失。为解决该问题, 采用多特征融合的方法, 通过多种特征的信息互补可提升识别系统的准确性。根据心理物理学和神经生理学的研究, 局部和全局信息对人类视觉系统至关重要, 且局部信息和全局信息处于不同但互补的状态。全局特征(global representations, GR)反应了图像的整体结构, 用于粗略的特征表示; 而局部特征(local representations, LR)则更加注重图像的细节, 反应图像局部区域内更详细的变化。因此, 适当地组合局部和全局信息, 可以达到更好的图像识别效果。

融合 GR 和 LR 的识别方法, 可以分成 2 种类型。类型 I, 通过不同方法分别提取 GR 和 LR; 类型 II, 采用相同的方法, 在整幅图像中提取 GR, 在子区域中提取 LR。对于类型 I 的融合方式, 融合函数可表示为

$$F_{\text{level}}^{\text{type I}}(GR^A, LR^B)$$

其中, level 为融合的水平; GR^A 和 LR^B 为 GR 和 LR 的提取方法 A 和 B。相似的, 类型 II 的融合方式为

$$F_{\text{level}}^{\text{type II}}(GR_{\text{whole image}}^C, LR_{\text{subregions}}^C)$$

其中, C 为同一种特征提取方法。

为了进一步提升掌纹识别系统的鲁棒性, 本文提出了一种采用上述 2 种类型, 进行混合融合

的多特征识别方法。由于本文融合的是基于方向特征的方法, 因此将其称之为 FDR (fusing directional representations)方法。FDR 的主要思路为: ①采用 BLPOC 从整幅方向特征图中提取 GR; ②采用 BLPOC 在方向特征图子区域提取 LR, 与 GR 进行类型 II 的融合; ③采用基于方向编码的方法 CompC(或 SMCC)和基于方向信息描述子的算法 LLDP 分别提取掌纹的 LR; ④在匹配值层对 3 种算法进行类型 I 的信息融合, 得到最终的识别结果。BLPOC_DR, CompC (或 SMCC)和 LLDP 都有很好的识别性能, 而且机制并不相同, 可以优势互补, 因此, FDR 方法能取得更加优异的识别结果。

1 相关工作

1.1 CompC 方法简述

CompC 算法采用 6 个不同方向的 Gabor 滤波器 $G(\theta_i)$ 与掌纹 ROI 图像 I 进行卷积来提取掌纹方向特征, 即

$$m_i = (I * G(\theta_i))_{(x,y)} \quad (1)$$

其中, $*$ 为卷积操作; $\theta_i = \pi(i-1)/6, i=1,2,\dots,6$ 。对于任意像素 $I(x,y)$, 卷积后得到 6 个方向的卷积结果 m_i , 选择最小值对应的方向下标作为掌纹特征。

在 CompC 中, 需对 128×128 大小的掌纹 ROI 进行特征提取, 所以匹配较耗时, 因此通过下采

样, 形成 32×32 的特征图。由于特征图的值由 1 到 6 组成, 因此, 采用 3 位 2 进制表示 6 个方向。在匹配阶段, 采用汉明距离计算 2 幅掌纹图像的相似性。

1.2 SMCC 方法简述

掌纹线通常是多尺度的, 所以 SMCC 采用多尺度的滤波器提取方向特征。SMCC 算法的核心是构建一个多尺度方向字典 $\mathbf{Q}$, 对掌纹图像块 z 进行编码。将字典定义为一组高斯滤波器的二阶导数:

$\mathbf{Q} = \{\mathcal{O}(\delta_x^s, \delta_y^s, \theta_i) | i=1, \dots, 6; s=1, 2, 3\}$, 其中 δ_x^s 和 δ_y^s 代表高斯函数的水平和垂直的标准差, $\gamma = \delta_x^s / \delta_y^s = 2.5$ 。 $(\delta_x^s, \delta_y^s)'$ 设为 $(\overline{\delta_x} - \Delta, \gamma \overline{\delta_x} - \gamma \Delta)$, $(\overline{\delta_x}, \gamma \overline{\delta_x})$ 和 $(\overline{\delta_x} + \Delta, \gamma \overline{\delta_x} + \gamma \Delta)$, $\overline{\delta_x} = 2.7$, $\Delta = 0.3$ 。

给定一幅掌纹图像 I , 块 $z_{x,y}$ 定义为掌纹图像 I 在 (x,y) 处生成的子图, $z_{x,y}$ 首先需进行归一化, 使得均值为 0 并统一标准差。接着采用稀疏表达对 $z_{x,y}$ 编码, 即

$$\mathbf{a}_{x,y} = \arg \min_{\mathbf{a}_{x,y}} \|\mathbf{z}_{x,y} - \mathbf{Q} \mathbf{a}_{x,y}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{a}_{x,y}\|_1 \quad (2)$$

其中, $\mathbf{a}_{x,y} = [a_{x,y}^{1,1}, \dots, a_{x,y}^{s,i}, \dots, a_{x,y}^{3,6}]^T$ 为由 3 个尺度 6 个方向的高斯滤波器相对应的 18 维系数向量。给定一个 $\mathbf{a}_{x,y}$, 已知一个方向对应 3 个尺度, 将其系数组合成一个方向响应, 然后选择 6 个方向中组合响应最小值对应的下标作为掌纹特征, 并采用 3 位 2 进制表示 6 个方向编码。

1.3 LLDP 方法简述

基于 Gabor 滤波器的 LLDP 描述子, 首先采用 12 个方向 Gabor 滤波器对给定掌纹 ROI 图像 I 进行滤波。令 $G(\theta_i)$ 代表 Gabor 滤波器的实部, 其中 θ_i 代表 Gabor 滤波器第 i 个方向。将 I 与 12 个方向的 Gabor 滤波器实部进行卷积, 对于像素点 $I(x,y)$, 其与第 i 个方向的 $G(\theta_i)$ 卷积结果可用 m_i 表示, 如式(1)。

对于像素点 $I(x,y)$, 对 12 个方向滤波后的结果 $\{m_i\}, i=1, 2, \dots, 12$ 按照从小到大升序排列, 得到新的排序结果 $\{m_{t_1}, m_{t_2}, \dots, m_{t_{12}}\}$, 其中 t_{12} 是卷积结果最大值对应的索引号, 而 t_1 对应最小值。通过加权和获得像素点 $I(x,y)$ 的方向编码, 生成掌纹特征图, 即

$$LLDP = t_1 \times 12^1 + t_{12} \times 12^0 \quad (3)$$

为了生成描述子的位置信息, 将特征图分割成不重叠的子区域 $\{R^1, \dots, R^N\}$ 。LLDP 将 128×128 大

小的方向编码图划分为 8×8 个图像块, 每个图像块包含 16×16 个像素。对每个图像块, 按照式(4)构建直方图 H^j 。

$$H^j(c) = \sum_{\substack{(x,y) \in R^j \\ LLDP(x,y)=c}} v, \forall c \quad (4)$$

其中, c 为 LLDP 编码值; (x,y) 为区域 R^j 中的像素位置; $LLDP(x,y)$ 为在位置 (x,y) 上的 LLDP 编码; v 为累加值, 一般取 1。获得每个图像块的 H^j 后, 将每个子区域对应的特征直方图连接, 生成掌纹图像的特征直方图 LH 。

$$LH = \prod_{j=1}^N H^j \quad (5)$$

其中, $\prod$ 为直方图连接操作; N 为图像块的数量。在匹配阶段, 使用 L_1 距离、卡方距离等方法计算直方图之间的相似度。

1.4 BLPOC_DR 方法简述

BLPOC_DR 方法首先采用 12 个方向的 MFRAT 对掌纹图像进行滤波, 对滤波结果 $\{m_i, i=1, 2, \dots, 12\}$ 排序, 选择出最小的 m_i 对应的方向下标 i , 替换原始掌纹像素, 构建掌纹的方向图。

在生成的掌纹方向图上, 采用 BLPOC 进行特征提取和匹配。给定 2 幅图像 $h(n_1, n_2)$ 和 $g(n_1, n_2)$, 其大小为 $N_1 \times N_2$, $H(k_1, k_2)$ 和 $G(k_1, k_2)$ 分别为 $h(n_1, n_2)$ 和 $g(n_1, n_2)$ 的二维离散傅里叶变换, $H(k_1, k_2)$ 的定义如下

$$\begin{aligned} H(k_1, k_2) &= \sum_{n_1=0}^{N_1} \sum_{n_2=0}^{N_2} h(n_1, n_2) e^{-j\pi \left(\frac{n_1 k_1}{N_1} + \frac{n_2 k_2}{N_2} \right)} \\ &= A_H(k_1, k_2) e^{j\theta_H(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $A_H(k_1, k_2)$ 为幅度; $\theta_H(k_1, k_2)$ 为相位。 $G(k_1, k_2)$ 采用相同的方法得到。归一化的互功率谱 $W_{HG}(k_1, k_2)$ 表示为

$$W_{HG}(k_1, k_2) = \frac{H(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|H(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}|} = e^{j\theta(k_1, k_2)} \quad (7)$$

其中, $\overline{G(k_1, k_2)}$ 为 $G(k_1, k_2)$ 的共轭; $\theta(k_1, k_2)$ 为 $\theta_H(k_1, k_2)$ 和 $\theta_G(k_1, k_2)$ 之间的相位差异, 即 $\theta(k_1, k_2) = \theta_H(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$ 。POC 方程 $w_{hg}(n_1, n_2)$ 为 $W_{HG}(k_1, k_2)$ 的二维傅里叶反变换

$$w_{hg}(n_1, n_2) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1, k_2} e^{j\theta(k_1, k_2)} e^{j2\pi \left(\frac{n_1 k_1}{N_1} + \frac{n_2 k_2}{N_2} \right)} \quad (8)$$

通过式(8)可以看出, POC 使用所有的傅里叶变换分量生成输出平面。文献[19]的研究表明, 通过

移除图像的高频分量且仅仅使用低频分量可以达到提升识别效果的目的。设 $\theta_H(k_1, k_2)$ 和 $\theta_G(k_1, k_2)$ 的中心区域分别为 $\theta_H(k_1, k_2)_{BL}$ 和 $\theta_G(k_1, k_2)_{BL}$, 大小为 $J_1 \times J_2$ 。因此, BLPOC 方程可定义为

$$w_{hg}(n_1, n_2)_{BL} = \frac{1}{J_1 J_2} \sum_{k_1 k_2} e^{j(\theta_H(k_1, k_2)_{BL} - \theta_G(k_1, k_2)_{BL})} e^{j2\pi \left(\frac{n_1 k_1}{J_1} + \frac{n_2 k_2}{J_2} \right)} \quad (9)$$

$w_{hg}(n_1, n_2)_{BL}$ 为一维向量, 需要按字典顺序将其转化成 2D 矩阵, 得到相关输出平面(correlation output plane, COP)。在匹配阶段, 采用峰值旁瓣比(peak-to-sidelobe, PSR)作为相似性度量

$$PSR = \frac{peak - mean_{sidelobe}}{std_{sidelobe}} \quad (10)$$

其中, $mean_{sidelobe}$ 为环绕峰值的旁瓣区域的均值; $std_{sidelobe}$ 是为旁瓣区域的标准差。

2 方 法

2.1 FDR 方法

FDR 方法首先使用 BLPOC 对全局方向图和局部方向子图分别进行特征提取和匹配, 进行类型 II 的融合。然后使用 LLDP 和 CompC(或 SMCC)算法提取掌纹的局部特征, 与类型 II 的融合结果进行类型 I 的融合。可以看出, FDR 包含了 2 种类型的融合方式, 是一种混合融合方法, 可表示为

$$F_{Score\ Level}^{Hybrid} \left[(GR_{whole\ image}^X, LR_{subregions}^X), LR^A, LR^B \right]$$

其中, Score Level 代表融合的方式为匹配值融合。

BLPOC_DR 算法采用 BLPOC 在掌纹的整体方向特征图上, 提取全局特征。来自不同的掌纹图像可能包含相同的全局结构, 所以, 局部特征显得尤为重要。为了提取掌纹的局部特征, 需要对掌纹方向特征图进行分块处理, 对每一子块, 采用 BLPOC 进行局部特征提取和匹配。最后, 将 BLPOC 算法提取的全局特征和局部特征进行匹配值融合, 称为 BBLPOC_DR 算法。

BBLPOC_DR 算法, 包括提取掌纹全局特征和局部特征, 因此需要分别对整幅和分块的掌纹特征图进行匹配。在对整幅掌纹特征图匹配时, 设其为 r_1 ; 在提取局部特征时, 需要对生成的掌纹特征图分为大小相同的块。本文采用 4 分块, 对于 4 个不重叠的子区域, 分别设为 r_2, r_3, r_4 和 r_5 。匹配阶段, 将 BLPOC 用于所有的区域, 以此获得不同的距离矩阵 D^r , 并根据式(11)对距离矩阵归一化, 形

成 D_N^r 。其中, x 为距离矩阵 D 中的元素, D 包含了所有掌纹图像的匹配距离。最后, BBLPOC_DR 算法采用加权融合的方式, 融合不同区域的距离矩阵, 达到融合全局和局部掌纹方向特征的目的, 如式(12)所示

$$D_N = \frac{D(x) - \min(D)}{\max(D) - \min(D)} \quad (11)$$

$$D_N^B = w_1 \times D_N^{r_1} + w_2 \times \sum_{i=2}^5 D_N^{r_i} \quad (12)$$

其中, w_1 和 w_2 分别为 BBLPOC_DR 算法中的全局和局部特征权值。由于 r_1 区域的掌纹识别结果优于其他子区域的识别结果, 因此通常设置 w_1 和 w_2 为 4 和 1。

频域的方法 BBLPOC_DR 采用 PSR 作为掌纹相似性度量; 空间域的方法 LLDP 采用 L_1 距离作为相似性度量, CompC 和 SMCC 采用汉明距离作为相似性度量, 3 种度量方式为异质方式, 因此需要根据式(11)归一化后在匹配值层对其进行信息融合。设 BBLPOC_DR 算法, LLDP 算法, CompC 算法, SMCC 算法归一化后的距离矩阵分别为 D_N^B , D_N^L , D_N^C 和 D_N^S , 则 FDR 的距离矩阵 D_N^F 的计算方式为

$$D_N^F = w_F \times D_N^B + w_C \times (D_N^C \text{ or } D_N^S) + w_H \times D_N^L \quad (13)$$

其中, w_F , w_C 和 w_H 为权值, 其取值大小取决于所采用的数据库。

在 FDR 中, 如果参与融合的算法包括 CompC 算法, 将 FDR 命名为 FDR_C, 如果 CompC 算法被 SMCC 算法取代, 则将 FDR 命名为 FDR_S。图 4 为本文提出的 FDR 方法的框架结构。

2.2 FDR 方法分析

在 FDR 方法中, CompC 算法(或 SMCC)由于采用 6 个方向的滤波器和下采样等操作, 会丢失部分信息, 而 BBLPOC_DR 算法和 LLDP 算法采用的滤波器数量较多, 能采集到更多的方向信息, 因此对于 CompC(或 SMCC)存在的问题可进行一定程度的弥补; BBLPOC_DR 算法采用 MFRAT 滤波器提取掌纹的方向特征, 若存在光照变化且 MFRAT 滤波器较小时, 提取的掌纹方向特征不够鲁棒, 而 CompC (或 SMCC)采用尺寸较大的方向滤波器提取方向特征, 可有效的应对光照的变化, 并与 BBLPOC_DR 算法形成互补。BBLPOC_DR 属于相关滤波器的算法, 在提取特征时对于图像间小的平

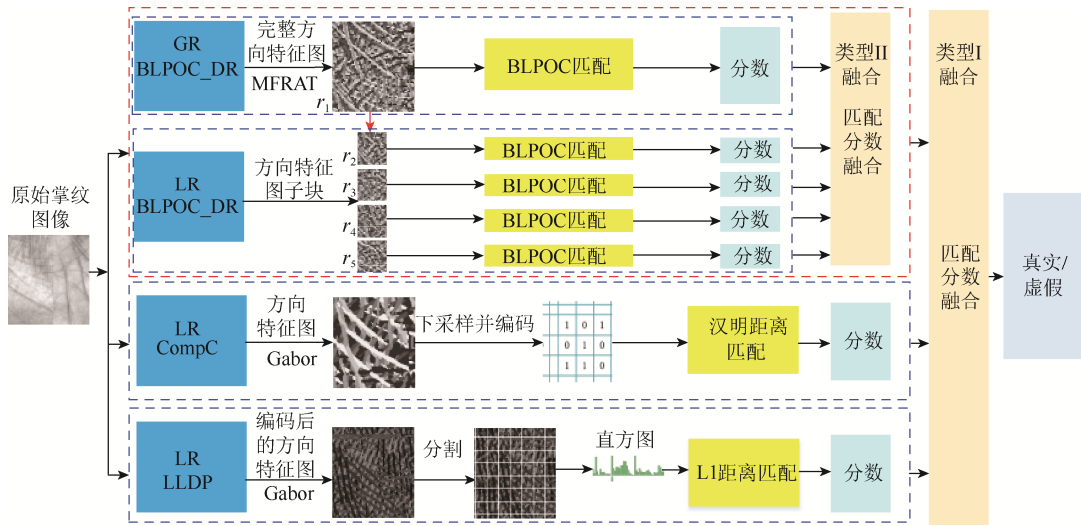


图 4 匹配值融合的多方向特征掌纹识别算法

移变异比较鲁棒，而 LLDP 算法采用直方图的方式表示掌纹特征，能够有效的应对数据库中存在的旋转变换。通过以上分析，可以得出，BBLPOC_DR、CompC(SMCC)、LLDP 3 种算法，都有各自的优缺点，但 3 种算法能够相互补充。FDR 同时包含 3 种方法优势，另外，3 种方法的缺点可以在一定程度上相互克服。

3 实验及结果分析

3.1 掌纹数据库

为验证本文算法的有效性，在香港理工大学掌纹库(Hong Kong Polytechnic University Palmprint II Database, PolyU II)和合肥工业大学掌纹库(Hefei University of Technology, HFUT) 2 个掌纹数据库上进行了实验验证，2 个数据库包含的掌纹 ROI 图像大小均为 128×128。表 1 为本文使用掌纹数据库的情况。PolyU II 数据库包含由 386 个手掌提供的 7 752 幅掌纹图像，数据分 2 阶段采集，每个手掌 2 个阶段分别采集约 10 幅掌纹图像，其间隔为 2 个月。PolyU II 数据库自发布以来，已经成为最广泛使用的掌纹数据库。PolyU II 数据库中的 4 幅掌纹 ROI 图像如图 5(a)所示。

表 1 本文所使用的掌纹数据库的细节信息					
数据库	采集人数	手掌数	阶段数	间隔	图像总数(幅)
PolyU II	193	386	2	2 个月	7 752
HFUT	400	800	2	1 周	16 000

HFUT 数据库是由本实验室采集的掌纹数据

库。数据分 2 阶段采集，从 800 个手掌接触式采集掌纹，每个手掌 2 个阶段分别采集约 10 幅掌纹图像，其间隔为 10 天，整个数据库包含 16 000 幅掌纹图像，是相对比较大的掌纹数据库。相较于 PolyU II 库，HFUT 库在采集时采用无钉式的掌纹采集方式，且在自然光下采集。HFUT 数据库中的 4 幅掌纹 ROI 图像如图 5(b)所示。

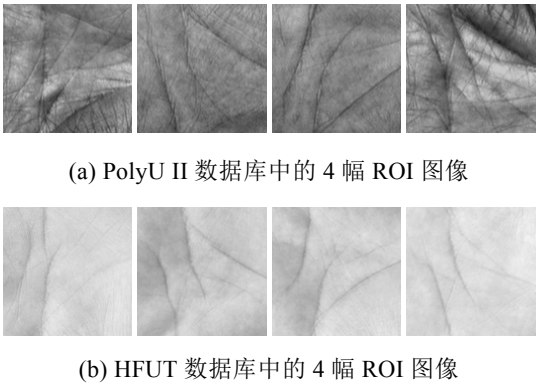


图 5 不同掌纹数据库的 4 幅 ROI 图像

所有的实验均在具有 Matlab R2017b 的 PC 机上进行。对于 BBLPOC_DR 算法，根据经验将 r_1 的 J_1 和 J_2 值设为 26，对其他子区域，将其 J_1 和 J_2 值设为 22。在识别实验中，本文采用最近邻算法作为分类器。本文将 FDR 算法与已有的算法如 local binary pattern (LBP)^[20]，local derivative pattern (LTP)^[21]，local directional pattern (LDP)^[22]，enhanced local directional patterns (ELDP)^[23]，local directional number pattern (LDN)^[24]，histogram of oriented lines(HOL)^[15]，LLDP^[16]，RLOC^[13]，ordinal code^[14]，CompC^[10]和 SMCC^[11]算法进行识别性能比较。

3.2 识别性能测度

本文使用6个识别性测度对实验结果进行识别性能评估, 包括正确识别率(accurate recognition rate, ARR), 错误接受率(false acceptance rate, FAR), 错误拒绝率(false rejection rate, FRR), 等错率(equal error rate, EER), 以及 ZeroFAR, ZeroFRR 等。FAR 指授权用户被错误拒绝的比例; FRR 是指非授权用户被错误接受的比例; EER 是指 FAR 曲线和 FRR 曲线相交时候的值, 此时 FAR 等于 FRR。ZeroFAR 是指 FAR 为 0 时的 FRR 的值; 而 ZeroFRR 是指 FRR 为 0 时的 FAR 的值。

3.3 本文算法在 PolyU II 库上的性能评估

对于 PolyU II 库, 首先对 BLPOC_DR 算法、BBLPOC_DR 算法、CompC 算法、SMCC 算法、LLDP 算法及其他的融合算法进行评估。具体的, 将 PolyU II 数据库中第 1 阶段的前 3 幅掌纹图像用于训练, 第 2 阶段的所有掌纹图像用于测试。在 BBLPOC_DR 和 BLPOC_DR 算法中, 均采用 9×9 的 MFRAT 滤波器提取掌纹的方向特征。从表 2 的结果可以看出, BBLPOC_DR 算法其识别性能要明显优于 BLPOC_DR 算法, 由此证明, 基于类型 II 的融合全局和局部掌纹特征的算法要明显优于仅仅基于全局掌纹特征的算法。从整体的实验结果可以看出, BBLPOC_DR 算法、CompC 算法、SMCC 算法、LLDP 算法均获得了很好的识别率, 说明单一的方向特征表示方法在掌纹特征提取方面具有良好的性能。因此, 在进行多方向特征表示方法融合实验时, 可设定 w_F , w_C 和 w_H 的值为 1。对于融合的方向特征方法, EER 均有明显的降低。由于 SMCC 和 CompC 均为局部的方向编码方法, 其融合结果较其他方式差, 因此表明了不同性质的方法对于掌纹识别性能提升的重要性。LLDP 和 SMCC 同属于掌纹的 LR 提取方法, 但 LLDP 为基于描述子的方法, SMCC 属于基于方向编码的方法, 两者融合后的 EER 为 0。表中 FDR_S 和 FDR_C 的 EER 也为 0。

表 3 列出了本文方法与现有部分掌纹识别方法 EER 和 ARR 的对比。为了测试不同训练数据量对识别性能的影响, 因此分别设置参与训练集的掌纹数量为 1(1T), 2(2T), 3(3T)。从表 3 可以看出, 当仅使用 1 或 2 个图像进行训练时, 本文 FDR 方法的 EER 非常低; 且当有 3 个训练图像时, 其 EER 值为 0, 说明了本文方法的识别性能明显优于其他算法。图 6 为 PolyU II 库上各算法的 ROC 曲线。

表 2 在 PolyU II 库上的融合实验结果(%)

方法	等错率	ZeroFAR	ZeroFRR	识别率
BLPOC_DR	0.144 30	4.090 10	35.341 80	99.818 80
BBLPOC_DR	0.060 80	0.207 00	0.888 90	99.896 00
CompC	0.051 20	0.207 00	0.070 60	100
SMCC	0.025 30	0.310 60	0.108 90	100
LLDP	0.021 00	0.310 60	0.018 70	100
CompC+SMCC	0.001 80	0.232 90	0.003 70	100
BBLPOC_DR+CompC	0.001 00	0.103 50	0.002 40	100
LLDP+CompC	0.000 03	0.025 80	0.000 60	100
BBLPOC_DR+SMCC	0.000 60	0.051 70	0.012 10	100
BBLPOC_DR+LLDP	0.001 50	0.077 60	0.003 00	100
LLDP+SMCC	0	0	0	100
FDR_C	0	0	0	100
FDR_S	0	0	0	100

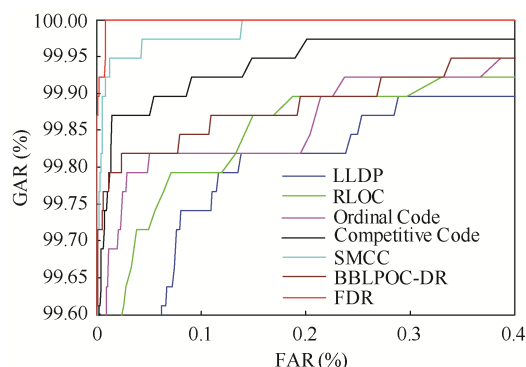
表 3 在 PolyU II 库上的掌纹识别方法性能比较(%)

方法	等错率			识别率		
	1T	2T	3T	1T	2T	3T
LBP	8.695	7.498	7.067	85.167	87.885	88.765
LTP	9.629	7.979	7.634	81.569	85.271	86.590
LDP	8.480	7.504	6.911	84.468	88.532	90.525
ELDP	6.965	6.534	5.920	86.720	90.266	91.923
LDN	2.901	1.873	1.613	96.680	98.447	99.150
HOL	0.590	0.281	0.155	99.431	99.870	99.970
LLDP	0.181	0.051	0.021	99.818	99.974	100
RLOC	0.140	0.120	0.052	99.922	99.974	100
Ordinal Code	0.179	0.051	0.049	99.922	100	100
CompC	0.084	0.081	0.051	99.948	100	100
SMCC	0.047	0.025	0.025	100	100	100
BBLPOC_DR	0.129	0.103	0.061	99.896	99.896	99.896
FDR	0.004 4	0.003 9	0	100	100	100

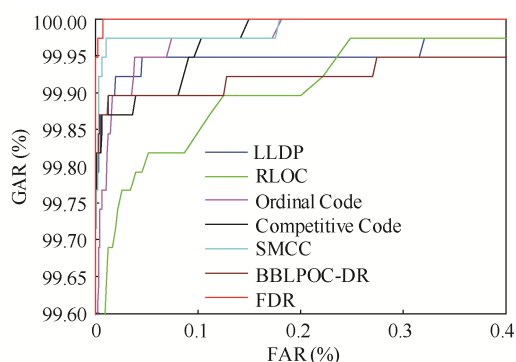
3.4 本文算法在 HFUT 库上的性能评估

对于 HFUT 数据库, 同 PolyU II 库类似, 首先对单一的基于方向特征的掌纹识别方法和融合的方向特征表示方法进行了性能评估。同样的, 采用数据库中第 1 阶段采集的 3 幅掌纹图像作为训练集, 第 2 阶段采集的所有掌纹图像作为测试集。对于 BLPOC_DR 和 BBLPOC_DR, 在图像特征提取时, 采用的 MFRAT 滤波器的大小为 11×11 。表 4 为基于方向特征方法的识别结果。从表中可以看出, BBLPOC_DR 算法要明显优于 BLPOC_DR 算法, 且相较于 LLDP, SMCC 和 CompC 算法, BBLPOC_DR 的识别性能最优。因此在融合实验中, 设定 w_F 的值为 4, 其余的加权参数为 1。同样的,

FDR_S 和 FDR_C 取得了最低的 EER 值。



(a) 1 T ROC 曲线



(b) 2 T ROC 曲线

图 6 PolyU II 库上的 ROC 曲线

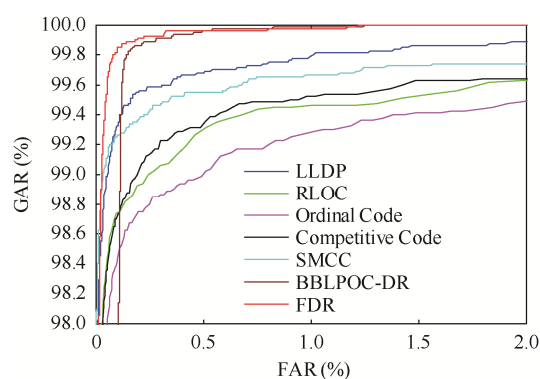
表 4 在 HFUT 库上的融合实验结果(%)

方法	等错率	ZeroFAR	ZeroFRR	识别率
BLPOC_DR	0.290 8	8.525 0	23.588 6	99.412 5
BBLPOC_DR	0.065 0	0.650 0	1.284 7	99.962 5
CompC	0.328 3	9.687 5	9.868 9	99.625 0
SMCC	0.225 2	5.062 5	4.114 4	99.787 5
LLDP	0.187 0	5.650 0	7.077 0	99.812 5
CompC+SMCC	0.174 9	3.200 0	3.965 4	99.875 0
BBLPOC_DR+CompC	0.042 1	0.512 5	1.335 2	99.975 0
LLDP+CompC	0.099 9	1.462 5	3.002 8	99.937 5
BBLPOC_DR+SMCC	0.039 8	0.512 5	0.893 3	100
BBLPOC_DR+LLDP	0.035 0	0.437 5	0.266 9	100
LLDP+SMCC	0.064 9	1.012 5	1.043 1	100
FDR_C	0.034 5	0.325 0	0.333 9	99.975 0
FDR_S	0.034 4	0.262 5	0.233 9	100

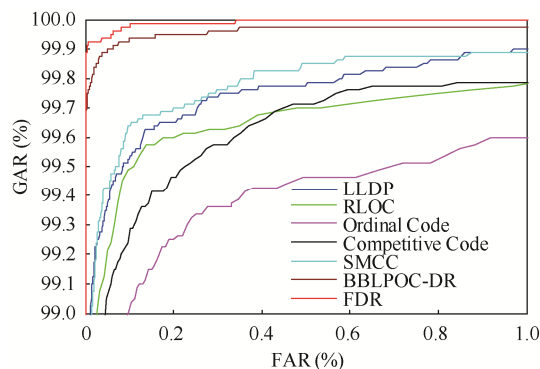
表 5 给出了在 HFUT 库上, 本文的算法与其他掌纹识别算法的比较。实验结果表明, FDR 方法在训练集数量为 2 时, 识别率达到了 100%。可以看出, 本文方法的识别性能要明显优于其他方法。图 7 为 HFUT 库上各算法的 ROC 曲线。

表 5 在 HFUT 库上的掌纹识别方法性能比较(%)

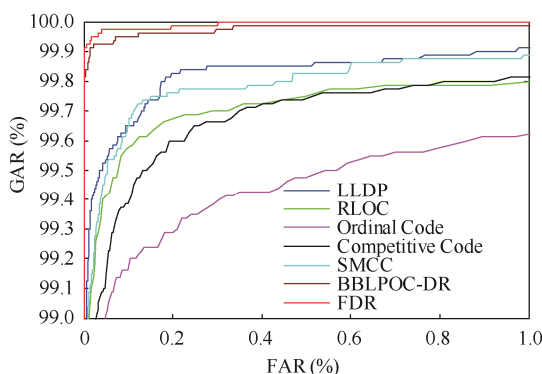
方法	等错率			识别率		
	1T	2T	3T	1T	2T	3T
LBP	4.062	3.417	3.256	88.487	91.450	93.087
LTP	15.10	14.46	14.26	67.725	72.334	75.012
LDP	7.846	7.211	6.771	81.187	86.087	88.112
ELDP	4.562	4.012	3.547	87.537	90.700	92.487
LDN	5.979	5.261	4.924	88.050	90.900	92.075
HOL	1.174	0.693	0.654	97.863	98.925	99.163
LLDP	0.362	0.274	0.187	99.562	99.738	99.813
RLOC	0.623	0.355	0.293	99.175	99.625	99.688
OrdinalCode	0.803	0.537	0.516	98.987	99.450	99.487
CompC	0.584	0.366	0.328	99.113	99.600	99.625
SMCC	0.450	0.263	0.225	99.412	99.788	99.800
BBLPOC_DR	0.162	0.075	0.065	99.200	99.963	99.963
FDR	0.125	0.059	0.034	99.963	100	100



(a) 1 T ROC 曲线



(b) 2 T ROC 曲线



(c) 3 T ROC 曲线

图 7 HFUT 库上的 ROC 曲线

3.5 与其他多特征融合算法的比较

表 6 为本文 FDR 算法与其他多特征融合算法进行的比较。实验中采用的训练集数量为 3。根据表 6 可以

看出，本文的 FDR 算法的识别性能明显优于其他多特征融合算法，因此，可以认为，融合局部和全局掌纹方向特征的识别算法能够取得非常理想的识别效果。

表 6 FDR 与其他多特征融合算法的比较

方法	特征	融合方式	数据库	类别数	数据库大小	EER(%)	ARR(%)	年份
文献[25]	Gabor 特征	匹配值融合	自己采集的数据库	100	1 000	3.2	—	2005
	线特征							
	主成分特征							
文献[26]	相位编码 方向编码	特征融合	PolyU II	392	7 605	0.31	—	2006
文献[27]	主线 表观特征	级联	PolyU I	100	600	—	100	2008
文献[28]	离散余弦变换特征	匹配值融合	自己采集的数据库	100	1 000	3.2	—	2009
	LBP 特征							
	Gabor 特征							
文献[29]	纹理特征 线特征	匹配值融合	PolyU II	100	2 000	1.37	—	2009
文献[30]	Gabor 相位	排序融合	IITD	233	2 596	—	99.9	2011
	Gabor 方向							
	Radon 方向特征							
文献[31]	稀疏表示	匹配值融合	PolyU 2D/3D	400	8 000	—	98.4	2015
	局部相位方向		CASIA	301	5 239	—	96.5	
			UST	283	5 660	—	99.6	
FDR (本文方法)	SMCC	匹配值融合	PolyU II	386	7 752	0	100	2019
	LLDP		HFUT	800	16 000	0.034	100	
	BBLOPC_DR							

4 结 论

本文提出了融合局部和全局掌纹方向特征的 FDR 方法。其融合了 3 种基于方向特征的掌纹识别方法，分别为 BBLPOC_DR 算法，LLDP 算法，CompC 算法(或 SMCC 算法)。FDR 算法充分利用了全局和局部特征融合的优点和基于方向特征算法的识别性能优势，同时，所采用的 3 种掌纹识别方法之间能够互相补充。因此，FDR 能够有效提升识别性能达到鲁棒的掌纹识别目的。本文在 2 个掌纹数据库上对 FDR 算法进行了性能测试，实验证明，FDR 算法的识别性能优于其他几种掌纹识别方法。

参 考 文 献

[1] JAIN A K, NANDAKUMAR K, ROSS A. 50 years of biometric research: Accomplishments, challenges, and opportunities [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 79: 80-105.

[2] ZHONG D X, DU X F, ZHONG K C. Decade progress of palmprint recognition: A brief survey [J]. Neurocomputing, 2019, 328: 16-28.

[3] ZHANG D, ZUO W M, YUE F. A comparative study of palmprint recognition algorithms [J]. ACM Computing

Surveys, 2012, 44(1): 1-37.

[4] XU Y, FEI L K, WEN J, et al. Discriminative and robust competitive code for palmprint recognition [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 48(2): 232-241.

[5] KUMAR A. Toward more accurate matching of contactless palmprint images under less constrained environments [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2019, 14(1): 34-47.

[6] KONG A, ZHANG D, KAMEL M. A survey of palmprint recognition [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(7): 1408-1418.

[7] FEI L K, ZHANG B, ZHANG W, et al. Local apparent and latent direction extraction for palmprint recognition [J]. Information Sciences, 2019, 473: 59-72.

[8] FEI L K, LU G M, JIA W, et al. Feature extraction methods for palmprint recognition: A survey and evaluation [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 49(2): 346-363.

[9] FEI L K. Local discriminant direction binary pattern for palmprint representation and recognition [EB/OL]. [2018-12-28]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8600369>.

[10] ZHANG D, KONG W K, YOU J, et al. Online palmprint identification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1050.

- [11] ZUO W M, LIN Z C, GUO Z H, et al. The multiscale competitive code via sparse representation for palmprint verification [C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE Press, 2010: 2265-2272.
- [12] GUO Z H, ZHANG D, ZHANG L, et al. Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(13): 1219-1227.
- [13] JIA W, HUANG D S, ZHANG D. Palmprint verification based on robust line orientation code [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(5): 1504-1513.
- [14] SUN Z N, TAN T N, WANG Y H, et al. Ordinal palmprint representation for personal identification [C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). New York: IEEE Press, 2005: 279-284.
- [15] JIA W, HU R X, LEI Y K, et al. Histogram of oriented lines for palmprint recognition [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2014, 44(3): 385-395.
- [16] LUO Y T, ZHAO L Y, ZHANG B, et al. Local line directional pattern for palmprint recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 50: 26-44.
- [17] JIA W, ZHANG B, LU J T, et al. Palmprint recognition based on complete direction representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(9): 4483-4498.
- [18] ROSS A, JAIN A. Information fusion in biometrics [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(13): 2115-2125.
- [19] MIYAZAWA K, ITO K, AOKI T, et al. An effective approach for iris recognition using phase-based image matching [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(10): 1741-1756.
- [20] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [21] ZHANG B C, GAO Y S, ZHAO S Q, et al. Local derivative pattern versus local binary pattern: Face recognition with high-order local pattern descriptor [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(2): 533-544.
- [22] JABID T. Robust facial expression recognition based on local directional pattern [J]. *ETRI Journal*, 2010, 32(5): 784-794.
- [23] ZHONG F J, ZHANG J S. Face recognition with enhanced local directional patterns [J]. *Neurocomputing*, 2013, 119: 375-384.
- [24] RAMIREZ RIVERA A, ROJAS CASTILLO J, OKSAM CHAE O. Local directional number pattern for face analysis: Face and expression recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5): 1740-1752.
- [25] KUMAR A, ZHANG D. Personal authentication using multiple palmprint representation [J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(10): 1695-1704.
- [26] WU X Q, ZHANG D, WANG K Q. Fusion of phase and orientation information for palmprint authentication [J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2006, 9(2-3): 103-111.
- [27] JIA W, LING B, CHAU K W, et al. Palmprint identification using restricted fusion [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 205(2): 927-934.
- [28] NANINI L, LUMINI A. Ensemble of multiple palmprint representation [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(3): 4485-4490.
- [29] PRASAD S M, GOVINDAN V K, SATHIDEVI P S. Palmprint authentication using fusion of wavelet based representations [C]//2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC). New York: IEEE Press, 2009: 520-525.
- [30] KUMAR A, SHEKHAR S. Personal identification using multibiometrics rank-level fusion [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part c (Applications and Reviews)*, 2011, 41(5): 743-752.
- [31] TABEJAMAAT M. Selective algorithm outline (SAO): An alternative approach for fusing different palm-print recognition algorithms [J]. *Neural Processing Letters*, 2016, 43(3): 709-726.