

文章编号: 1000-5862(2018)03-0311-06

一种改进的掌纹线方向特征提取方法

滕少华, 罗 江, 费伦科

(广东工业大学计算机学院, 广东 广州 510006)

摘要: 掌纹识别由于方便易行, 近年来已成为鉴定人身份的主要方法之一. 经典的基于线方向特征识别掌纹的方法忽略了纹线上其他具有辨别力的方向特征. 该文改进了传统基于半方向特征编码的方法, 改变其中一个半方向编码特征为另一个具有代表性的方向特征, 获得了更多的掌纹曲线特征, 从而有效提高掌纹识别效果. 实验表明, 该方法相比传统的方法具有更高的识别率及准确度.

关键词: 掌纹识别; 特征提取; 线方向; 半方向编码

中图分类号: TP 391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2018.03.15

0 引言

生物识别技术^[1]是通过获取人的生理特征或行为特性对人的身份进行识别的技术. 其相比利用密码或口令认证身份的识别方法更加安全可靠, 不会丢失或遗忘, 而人与人之间的生物特征区分性强, 使其唯一性更加突出. 掌纹识别方法是近年生物识别技术上的研究重点. 由于掌纹相对于其他生物特征如 DNA、指纹等更容易采集获取, 且具有更丰富的纹理信息, 使其在生物识别技术应用上具有更好的前景.

掌纹识别方法^[2-3]是通过提取手掌内表层的纹理特征, 如主线、褶皱等, 通过特征处理后进行特性匹配的方法. 在掌纹识别的方法中基于方向编码的掌纹识别方法表现最为突出, 取得了良好的识别效果^[4]. 该方法一般通过 Gabor 滤波器在 6 个方向对掌纹图像进行滤波, 获得掌纹的线方向表示. 但该方法采用 Winner-take-all 规则提取最强响应强度的方向作为纹线的方向特征, 往往会忽略许多其它对掌纹具有更强区分性的特征. 而一般纹线的方向提取认为纹线是直线, 仅用一个有代表性的方向表示纹线的方向特征, 然而纹线存在许多曲线, 这些曲线特征正是区分不同掌纹十分重要的特征, 用一个方向

特征不足以突出不同掌纹纹线的区分性特征, 忽略了线上的分支线特征, 使提取的纹线特征对相似掌纹的区分性不高.

为使提取的纹线特征在掌纹识别中更具区分性, 本文提出了一种改进的半方向编码 (Half-orientation code, HOC). 将半方向编码中提取的 2 个半方向特征一致的方向编码, 把该滤波下响应值第 2 大的 2 个半方向编码中响应较大的半方向编码替换原半方向编码, 使获得的新半方向编码能够进一步识别纹线的曲线特征, 提取的特征更能细化纹线的表示, 对掌纹纹线特征提取更加准确. 实验表明本文提出的方法在掌纹识别上取得更好的效果, 识别错误率更低, 准确率更高.

1 相关工作

随着掌纹识别技术研究的不断发展, 许多掌纹识别方法在研究中不断的提出. Wu Xianqian 等^[5]利用 Fisher 线性判别器将图像从高维空间映射到低维的特征空间, 用于掌纹特征提取. Zhao Zhongqiu 等^[6]提出基于 2DPCA + PCA 的模块神经网络用于掌纹识别. Wang Xianji 等^[7]提出增强的局部 2 值模式 (LBP) 用于掌纹辨识. 这些方法利用一般图像识别的方法, 从掌纹的整体和局部上提取掌纹特征, 在

收稿日期: 2018-02-17

基金项目: 国家自然科学基金 (61402118, 61673123, 61772141, 61702110), 广东省科技计划 (2015B090901016, 2016B010108007), 广东省教育厅 (粤教高函 2015 [133] 号, 粤教高函 2014 [97] 号) 和广州市科技计划 (201604020145, 2016201604030034, 201508010067, 201604046017, 201802010042, 201802010026) 资助项目.

作者简介: 滕少华 (1962-) 男, 江西南昌人, 教授, 博士, 主要从事网络安全、数据挖掘、协同计算、生物信息处理的研究.

E-mail: shteng@gdut.edu.cn

掌纹识别上取得较好的识别效果. Xu Yong 等^[8]利用左右手掌的相似性提取左右手掌纹线的相似特征提高了掌纹识别效果. J. Malik 等^[9]通过调整掌纹匹配时的不同阈值来提高掌纹识别的精确率.

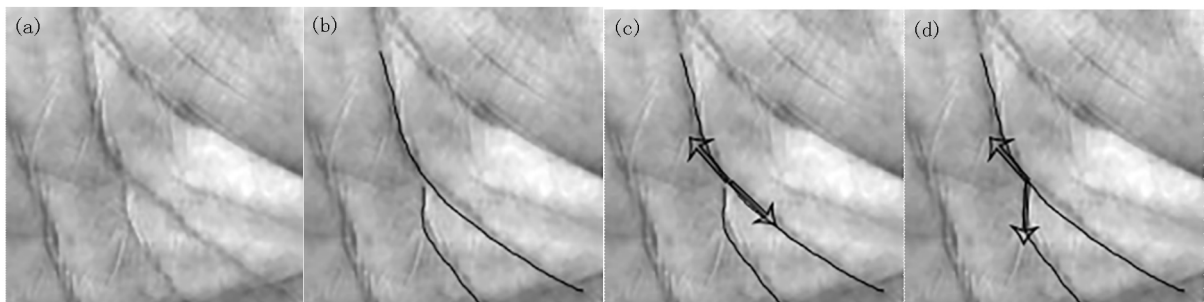
然而在众多方法中,基于方向编码的方法在掌纹识别中表现最为突出. David Zhang 等^[10]提出的 PalmCode 实现的在线掌纹识别系统利用 2-D Gabor 滤波器获取特定方向的掌纹特征,取得了较好的应用效果. Adams Kong 等^[11]提出的 FusionCode 通过响应强度和相位信息融合获得掌纹的方向编码. W. K. Kong 等^[12]设计的竞争编码(CompCode)利用 6 个不同方向的 Gabor 滤波器对掌纹图像进行滤波,取滤波后响应值最大的方向作为特征进行编码. Jia Wei 等^[13]提出的鲁棒性线方向编码(RLOC)利用改进的有限拉东变换获得更精确的掌纹方向特征. Guo Zhenhua 等^[14-15]提出的 2 值方向共生向量(BOCV)不同于竞争编码只是获取响应值最大的方向作为支配域,而是将滤波器 6 个方向的滤波结果作为掌纹的方向特征. 为了克服滤波器方向选取的离散性,滤波器的方向不能精确地表示线的方向, Fei Lunke 等^[16]提出了双方向编码(DOC),同时获取响应强度第 1 和第 2 的方向特征,结合非线性匹配方法,取得了更高的识别率. 考虑到掌纹线大多数是曲线的, Fei Lunke 等^[17]提出了半方向编码(HOC),通过 Half-Gabor 滤波器对图像进行滤波,获得的 2 个半方向编码分别取自在滤波后响应强度最大的方向. 由于 HOC 采用的是 Winner-take-all 规则提取最强响应方向作为识别特征,当 2 个提取的半方向特征相同时,则会丢失其中一部分特征. 基于线方向编码的方法由于其识别正确率高,对光线变化的鲁棒性强,特征提取和特征匹配速度快等优势,成为许多研究者在掌纹识别技术的研究方向.

在基于半方向编码提取掌纹特征的基础上,进一步提取纹线的区分性特征,获得纹线半方向编码特征能够识别更多的掌纹纹线的曲线特征,避免在 Winner-take-all 规则下提取的 2 个半方向特征相同,丢失了纹线上具有区分性的特征. 改进的半方向编码特征对掌纹特征的提取更加精确,表达能力更强.

2 基于改进的半方向编码的掌纹识别

2.1 掌纹线方向特征

掌纹上最主要的特征是线的特征. 如图 1(a)为掌纹原图像,图 1(b)为掌纹的线特征. 通过提取掌纹线的方向特征作为掌纹的特征表示在掌纹识别中达到了较高的识别率. 而在一般的线方向表示上往往仅用一个具有支配性的方向作为线方向的唯一表示,这其中忽略了线的弯曲性,在线弯曲处的点通常存在 2 个不同方向,使得用单一方向并不能较好地表示弯曲的线. HOC 则利用 Half-Gabor 滤波器的 2 个半方向特征来表示曲线. 但是在 HOC 的 2 个半方向特征的获取是运用 Winner-take-all 规则提取最强响应的方向,使得存在许多 2 个半方向特征相同的点,导致实际只提取一个方向特征,即提取的线特征仍为直线,而忽略了纹线上存在的分支特征,失去了对掌纹曲线特征的代表作用,如图 1(c)所示. 为使获得的掌纹线方向特征更具区分性,充分获取掌纹曲线特征,本文改进了 HOC 的线方向特征提取方法,对存在 2 个半方向特征相同的点,通过改变其中一个方向为该滤波响应强度第 2 大时的方向特征,使得新的 2 个半方向特征可以表示掌纹直线上的分支曲线特征,如图 1(d)所示,从而在掌纹线的表示上更加细致,获得的线方向特征更加精确.



(a) 掌纹原图像; (b) 掌纹线特征; (c) 2 个相同方向的特征编码; (d) 2 个不同方向的特征编码.

图 1 掌纹图像

2.2 Half-Gabor 滤波器

Gabor 滤波器是提取掌纹方向特征最有效的工具之一^[18]. 标准 Gabor 滤波器^[10]实部的表达式为

$$G(x, y, \theta, \mu, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \cos(2\pi\mu(x\cos\theta + y\sin\theta))$$

其中 μ 为单位弧长的射频, θ 为 Gabor 滤波器的方向, σ 为椭圆高斯的标准差. 根据一般经验,

设定 $\mu = 0.0916$ 和 $\sigma = 5.6179$. 为了能够提取掌纹的曲线特征, Fei Lunke 等^[17] 提出了连续的 Half-Gabor 滤波器, 其定义如下:

$$\vec{G}(x, y, \theta, \mu, \sigma) = \begin{cases} G(x, y, \theta, \mu, \sigma) & \text{若} \\ & (-x \sin \theta + y \cos \theta) \geq -T \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

和

$$\tilde{G}(x, y, \theta, \mu, \sigma) = \begin{cases} G(x, y, \theta, \mu, \sigma) & \text{若} \\ & (-x \sin \theta + y \cos \theta) \leq T \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

T 为 Half-Gabor 滤波器的大小, \vec{G}_j 和 \tilde{G}_j 为一组 Half-Gabor 滤波器.

2.3 半方向编码

在半方向编码的特征提取过程中, 6 组半方向滤波器在 $j\pi/6$ ($j = 0, 1, \dots, 5$) 的 6 个方向上对掌纹图像进行卷积操作. \vec{G}_j 和 \tilde{G}_j 分别代表 \vec{G} 和 \tilde{G} 在方向为 $j\pi/6$ ($j = 0, 1, \dots, 5$) 时的值. 掌纹的半方向编码计算如下^[17]: $\vec{P}(x, y) = \arg \max_j \vec{G}_j * I(x, y)$ 和 $\tilde{P}(x, y) = \arg \max_j \tilde{G}_j * I(x, y)$. I 为掌纹图像, $*$ 为卷积操作. \vec{P} 和 \tilde{P} 分别为 \vec{G} 和 \tilde{G} 对图像滤波响应强度最大时对应方向的序号编码. $P = (\vec{P}, \tilde{P})$ 为掌纹图像的双半方向编码.

2.4 改进的半方向编码

针对半方向编码使用的 Winner-take-all 规则, 当 2 个半方向编码相同时, 半方向编码方式提取的掌纹线特征是一条直线, 丢失了线上存在的分支细节特征, 不能充分发挥半方向编码对掌纹曲线特征的提取. 改进的半方向编码利用滤波器对图像滤波后的第 2 大响应值对应的半方向特征中响应较大的半方向编码替换原对应的半方向编码, 能够提取出更精确、更丰富的掌纹特征.

定义 1(方向编码) \vec{Q} 和 \tilde{Q} 分别为 \vec{G}_k 和 \tilde{G}_k 对图像卷积后的第 2 大响应强度对应的方向编码: $\vec{Q}(x, y) = \arg \max_k \vec{G}_k * I(x, y)$ 和 $\tilde{Q}(x, y) = \arg \max_k \tilde{G}_k * I(x, y)$, 其中 $k \in \{0, 1, \dots, 5\}$. k 为第 2 大响应强度对应的方向编码.

定义 2(指示量 I_p) I_p 为关于 \vec{P} 和 \tilde{P} 是否等值的指示量, 相等则为 1, 反之为 0. $I_p(x, y) = \vec{P}(x, y) = \tilde{P}(x, y)$, 其中 “=” 为“逻辑等”.

定义 3(响应强度值) \vec{K} 和 \tilde{K} 为 \vec{G} 和 \tilde{G} 对图像

滤波后在第 2 大响应强度方向上取得的响应值: $\vec{K}(x, y) = \vec{G}_{\vec{Q}(x, y)} * I(x, y)$ 和 $\tilde{K}(x, y) = \tilde{G}_{\tilde{Q}(x, y)} * I(x, y)$.

定义 4(指示量 I_k) I_k 为关于 \vec{K} 和 \tilde{K} 大小关系的指示量, \vec{K} 大于 \tilde{K} 则为 1, 反之为 0. $I_k(x, y) = \vec{K}(x, y) > \tilde{K}(x, y)$, 其中 “>” 为“逻辑大于”.

为使提取的方向特征更具代表性, 替换的方向编码在滤波后的响应强度为大于该图像滤波后第 2 大响应强度的平均值, 则改进后的 \vec{P} 和 \tilde{P} 对应为 \vec{P}' 和 \tilde{P}' ,

$$\begin{aligned} \vec{P}'(x, y) &= \vec{P}(x, y) (1 - I_p(x, y)) + \\ &\quad \vec{N} I_p(x, y) I_k(x, y) + \\ &\quad \vec{P}(x, y) I_p(x, y) (1 - I_k(x, y)), \end{aligned}$$

其中

$$\vec{N} = \begin{cases} \vec{Q}(x, y) & \text{若 } \vec{K}(x, y) > \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \vec{G}_{\vec{Q}(x, y)} * \\ I(x, y) / N^2 \\ \vec{P}(x, y) & \text{否则} \end{cases}$$

和

$$\begin{aligned} \tilde{P}'(x, y) &= \tilde{P}(x, y) (1 - I_p(x, y)) + \\ &\quad \tilde{N} I_p(x, y) (1 - I_k(x, y)) + \\ &\quad \tilde{P}(x, y) I_p(x, y) I_k(x, y), \end{aligned}$$

其中

$$\tilde{N} = \begin{cases} \tilde{Q}(x, y) & \text{若 } \tilde{K}(x, y) > \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \tilde{G}_{\tilde{Q}(x, y)} * \\ I(x, y) / N^2 \\ \tilde{P}(x, y) & \text{否则} \end{cases}$$

其中 $\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \vec{G}_{\vec{Q}(x, y)} * I(x, y) / N^2$ 为滤波器对图像滤波后第 2 大响应强度的平均值. N 为图像的行列数, N^2 为图像的大小, 即图像的像素点个数.

改进后的半方向编码 (Modified half-orientation code, MHOC) 为 $P' = (\vec{P}', \tilde{P}')$.

2.5 匹配方法

给定 2 个掌纹的双半方向编码分别为 P 和 Q , 则两者的匹配得分由如下计算公式^[17] 得

$$\begin{aligned} S(x, y) &= \left(\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N (\vec{P}(x, y) = \vec{Q}(x, y)) + \right. \\ &\quad \left. (\tilde{P}(x, y) = \tilde{Q}(x, y)) \right) / (2 \times N^2) \end{aligned}$$

x 和 y 分别为 P

和 Q 对应的原掌纹图像 N^2 为编码图大小, “=” 为“逻辑等”运算. $S(x, y)$ 的取值范围为 $[0, 1]$, $S(x, y)$ 的值越大代表 2 个掌纹图像越相似. 为避免图像在预处理时的偏差, 将图像在水平和垂直方向上平移, 平移范围为 $[-2, 2]$, 得到新的特征编码再重新匹配, 取匹配得分最高的分数为该 2 个掌纹的匹配值.

3 实验及结果分析

3.1 掌纹数据集

本文使用香港理工大学的公开掌纹数据集^[19] (PolyU palmprint database), 该数据集包含了 193 个人的 386 只手掌的 7 752 幅图像. 所有的图像是分 2 次采集的, 每次对每人的每只手掌分别采集约 10 幅图像, 采集间隔为 2 个月, 最后得到每只手掌包含约 20 幅图像. 图像在 PolyU 数据集中被裁剪为 128×128 的分辨率大小. 而在接下来的实验中会将图像的分辨率调整为 64×64 . 如图 2 所示.



图 2 PolyU 数据集的掌纹图像

3.2 掌纹验证

在掌纹验证实验中, 每一幅掌纹图像会与其它所有的掌纹图像进行匹配, 以此来判断两幅图像是否来自同一只手掌. 若 2 幅图像是来自同一只手掌, 则它们之间的匹配就称为真实匹配, 反之若 2 幅图像不是来自同一只手掌, 那么它们之间的匹配为虚假匹配. 在 PolyU 数据集中总共有 7 752 幅掌纹图像, 因此共有 74 068 个真实匹配和 29 968 808 个虚假匹配. 使用本文提出的 MHOC 方法计算的真实匹配和虚假匹配的分布, 结果如图 3 所示.

由图 3 可以看到真实匹配的匹配值高于虚假匹配的匹配值, 匹配值越高证明 2 幅掌纹图像越有可能来自同一只手掌, 而真实匹配分布与虚假匹配分布的重叠区域很小, 说明该方法对掌纹图像识别的区分性很强. 线性分类器就能有效地区分真实匹配与虚假匹配.

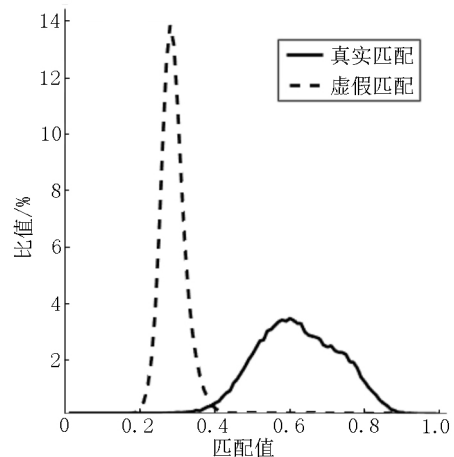


图 3 真实匹配和虚假匹配的分布图

为了更好地评价本文方法的有效性, 使用正确接受率 (Genuine Acceptance Rate, GAR)、错误接受率 (False Acceptance Rate, FAR) 和等错误率 (Equal Error Rate, EER) 来评价实验结果. 接受者操作特征曲线 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 是对 GAR 和 FAR 在取所有可能的阈值下, 描述两者之间关系的直观图. 半方向编码 (HOC) 和改进的半方向编码 (MHOC) 的 ROC 曲线图如图 4 所示. 由图 4 可以看出, 在 FAR 相等的条件下, MHOC 的 GAR 值比 HOC 的 GAR 值高, 说明在错误接受率相等的情况下, 改进的半方向编码方法得到掌纹图像的正确接受数更多, 表明对掌纹验证取得一定的提高. 等错误率 EER 为当 FAR 与 $1 - \text{GAR}$ 相等时的值. 表 1 为 HOC 与 MHOC 在 PolyU 数据集下的等错误率, 由表 1 数据得出改进的半方向编码 (MHOC) 方法相对于半方向编码 (HOC) 方法的等错误率降低了 11.6% ($(1.1914 - 1.0531) / 1.1914$), 表明该文提出的方法对掌纹的特征表示更加精确, 真实匹配与虚假匹配的区分度更高, 掌纹验证的识别效果越好.

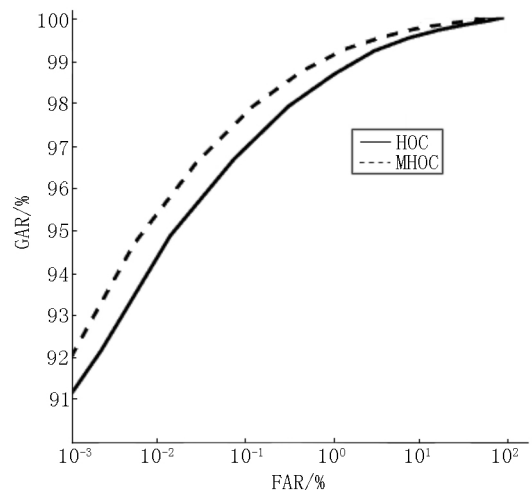


图 4 ROC 曲线图

表 1 PloyU 数据集下不同方法的等错误率

ERR/%	PloyU
HOC	1.191 4
MHOC	1.053 1

3.3 掌纹辨识

在掌纹辨识实验中,从每只掌纹中取出一定个数的掌纹图像作为训练集,剩下的掌纹图像作为测试集.掌纹辨识是一对多的匹配,通过将测试集的每一幅图像与训练集进行匹配,匹配得分最高的那一个训练集样本所在的类别即为该测试图像的类别.分别从每只手掌图像中选取 N 幅掌纹图像作为训练集,其中 $N \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$,用辨识错误率来评价掌纹辨识的表现.辨识错误率为测试集中图像分类错误的个数与测试集图像总个数的百分比.分别在 HOC 和本文方法 MHOC 下进行实验,实验结果如图 5 所示.

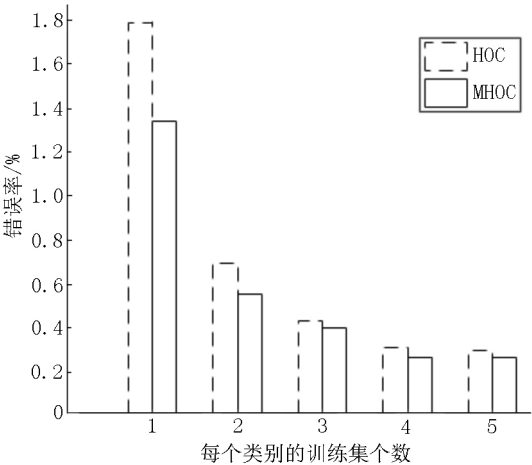


图 5 掌纹辨识错误率

从图 5 中可以看到在每只手掌取不同个数图像作为训练集下,改进后的半方向编码(MHOC)方法相对于 HOC 的辨识错误率更低,表明在提取了更加精确的纹线特征后,不同掌纹之间的区分度更高,从而降低了辨识错误率,使掌纹的辨识准确度更高.

4 结论

掌纹上线方向特征是表示掌纹最有效的特征之一,对掌纹线方向特征的提取越接近实际掌纹线特征,越能突出掌纹的特性,越有利于提高掌纹识别准确率.本文提出的线方向特征提取方法,改进了半方向编码中出现的 2 个半方向编码相同时丢失的方向特征,通过替换一个半方向为另一具有代表性的方向,使 2 个半方向特征更精确地表示掌纹曲线的方

向特征,获得的纹线特征更具区分性.实验结果表明,改进的半方向编码方法在掌纹识别上取得了更低的识别错误率.

在后续的研究中,将进一步在提取掌纹线方向特征上做到更加符合实际掌纹线方向,使提取的线方向特征更贴近掌纹的实际表示,有利于提高不同掌纹之间的区分性,降低误识率,提高身份识别的安全性.

5 参考文献

[1] Jain A K, Ross A, Prabhakar S. An introduction to biometric recognition [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 4-20.

[2] Kong A, Zhang David, Kamel M. A survey of palmprint recognition [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(7): 1408-1418.

[3] 岳峰. 面向身份识别的掌纹特征提取和匹配方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.

[4] Zhang David, Zuo Wangmeng, Yue Feng. A comparative study of palmprint recognition algorithms [J]. Acm Computing Surveys, 2012, 44(1): 1-37.

[5] Wu Xiangqian, Zhang David, Wang Kuanquan. Fisherpalms based palmprint recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(15): 2829-2838.

[6] Zhao Zhongqiu, Huang Deshuang, Jia Wei. Palmprint recognition with 2DPCA + PCA based on modular neural networks [J]. Neurocomputing, 2007, 71(1): 448-454.

[7] Wang Xianji, Gong Haifeng, Zhang Hao, et al. Palmprint identification using boosting local binary pattern [C]//International Conference on Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2006: 503-506.

[8] Xu Yong, Fei Lunke, Zhang David. Combining left and right palmprint images for more accurate personal identification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(2): 549-559.

[9] Malik J, Girdhar D, Dahiya R, et al. Accuracy improvement in palmprint authentication system [J]. MECS, 2015, 7(4): 51-59.

[10] David Zhang, Wai-kin Adams Kong, Jane You, et al. On-line Palmprint Identification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1050.

[11] Adams Kong, David Zhang, Kamel M. Palmprint identification using feature-level fusion [J]. Pattern Recognition, 2008, 39(3): 478-487.

- [12] Wai-kin Adams Kong ,David Zhang. Competitive coding scheme for palmprint verification [C]//International Conference on Pattern Recognition. IEEE 2004:520-523.
- [13] Jia Wei ,Huang Deshuang ,Zhang David. Palmprint verification based on robust line orientation code [J]. Pattern Recognition 2008 41(5):1504-1513.
- [14] Guo Zhenhua ,Zhang David ,Zhang Lei ,et al. Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector [J]. Pattern Recognition Letters ,2009 ,30 (13) : 1219-1227.
- [15] Zhang Lin ,Li Hongyu ,Niu Junyu. Fragile bits in palmprint recognition [J]. IEEE Signal Processing Letters 2012 ,19 (10):663-666.
- [16] Fei Lunke ,Xu Yong ,Tang Wenliang ,et al. Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition [J]. Pattern Recognition ,2016 ,49 (C) : 89-101.
- [17] Fei Lunke ,Xu Yong ,Zhang David. Half-orientation extraction of palmprint features [M]. Netherlands:Elsevier Science Inc 2016.
- [18] Yue Feng ,Zuo Wangmeng ,Wang Kuanquan ,et al. A performance evaluation of filter design and coding schemes for palmprint recognition [C]//International Conference on Pattern Recognition. IEEE 2008:1-4.
- [19] BRC PolyU. PolyU palmprint database [EB/OL]. [2017-12-19]. <http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>.

The Improved Approach of Palmprint Feature Extraction via Half-Orientation Code

TENG Shaohua ,LUO Jiang ,FEI Lunke

(School of Computer Science and Technology ,Guangdong University of Technology ,Guangzhou Guangdong 510006 ,China)

Abstract: Palmprint recognition has become one of the most popular methods for identifying a person in recent years due to its high convenience and ease of use. The classic methods of palmprint identification are generally based on the orientation of the lines ignores the other discriminative orientation features on the ridge lines. This paper proposes an improved half-orientation code method ,which changes one of the half-orientation features to another representative half-orientation features and obtain more features of palm lines. Experimental results show that the proposed method can achieve a higher recognition accuracy than the conventional method.

Key words: palmprint recognition ; feature extraction ; line-orientation ; half-orientation code

(责任编辑: 冉小晓)