

改进局部方向模式在掌脉识别中的应用

惠晓威 张俊宇* 林 森 常正英

辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105

摘要 针对局部方向模式(LDP)识别掌脉时速度慢的问题,提出一种基于改进LDP的掌脉识别方法。该方法在保留LDP算法原有的Kirsch模板基础上,直接按照八方向边缘响应符号进行编码,避开排序,减少特征提取时间,即快速局部方向模式(FLDP)。在香港理工大学掌脉图库和自建图库上实验,将掌脉图像分成若干均匀子块,利用FLDP算法提取各子块的特征向量,融合得到总的模式特征,利用卡方距离进行匹配识别。在两个图库上的实验结果表明,该算法的执行时间分别为17.75 ms和19.98 ms,优于其他典型算法,同时正确识别率可达到99.8916%和99.3665%,具有应用价值。

关键词 图像处理;掌脉识别;特征提取;局部方向模式;快速局部方向模式;匹配测试

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.071001

Application of Improved Local Directional Pattern in Palm Vein Recognition

Hui Xiaowei Zhang Junyu Lin Sen Chang Zhengying

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

Abstract For the problem that the feature extraction speed of palm vein recognition method based on local directional pattern (LDP) is slowly, a palm vein recognition method based on improved LDP is proposed. On the basis of keeping the Kirsch template of original LDP algorithm, the proposed method can code the edge response symbols in eight directions directly, which avoids sorting and reduces the time of feature extraction. It is called fast local directional pattern (FLDP). The proposed approach is tested on the palm vein databases of Hong Kong Polytechnic University and the self-built palm vein databases, the palm vein image is divided into some distributed blocks evenly, where the feature vectors of each sub block are obtained by FLDP algorithm and then the total characteristic fusion model is obtained, the chi-square distance is used for matching identification. Experimental results show that the proposed algorithm execution time is 17.75 ms and 19.98 ms respectively, whose performance obviously surpasses other typical algorithms, at the same time, the recognition rate can reach 99.8916% and 99.3665%. The proposed method has practical application value.

Key words image processing; palm vein recognition; feature extraction; local directional pattern; fast local directional pattern; measure match mode

OCIS codes 100.2960; 110.2970; 110.3000; 120.1880

1 引言

生物识别技术作为一种身份识别手段,其独特的优势使其在信息安全领域得到广泛的应用。常用的方法有很多,例如,签名识别^[1]是一种容易被大众接受的身份识别技术,却容易被模仿,安全性不高;声音识别^[2]是一种非接触的识别技术,用户可以很自然接受,但声音变化范围大,不能精确匹配,还可通过磁带录音来欺骗识别系统,安全性很弱;虹膜识别^[3]虽然精确性很高,但是需要昂贵的摄像装置,而且极难获取黑眼睛人群的数据,不适合实际应用;人脸识别^[4]无需用户与设备接触,易于接受,但是精确性易受采集设备及人脸表情变化的影响;指纹识别^[5]方便快捷成本较低,但指纹膜、指纹套等不法器件的出现导致其安全性差。由于以上方法都存

收稿日期: 2015-01-06; 收到修改稿日期: 2015-02-05; 网络出版日期: 2015-06-12

基金项目: 辽宁省教育厅科学研究一般项目(L2014132)

作者简介: 惠晓威(1958—),男,硕士,教授,主要从事现代通信理论、图像处理与识别、信息处理技术等方面的研究。

E-mail: 982738659@qq.com

*通信联系人。E-mail: 784176914@qq.com

在不同程度的缺点,有人提出将手掌静脉(掌脉)^[6]作为一种新颖的生物识别手段,并取得了丰硕的成果。

掌脉识别对周围环境及人的姿态表情变化不敏感,不受皮肤污染和受损影响,不因年龄的增长而改变,同时活体识别不易被伪造,特征提取面积大,辨识能力强,更重要的是采集方法不易引起大众反感。该算法的关键是掌脉特征提取,其有效性直接影响掌脉识别的正确率。而掌脉图像特征提取可分为基于全局特征和基于局部特征两类,全局特征法是将图像作为一个整体来提取特征,局部特征法只提取图像某个部分的特征信息。典型的提取全局特征的方法如独立成分分析(ICA)^[7],线性判别分析(LDA)^[8],主成分分析(PCA)^[9]等,已经应用于一定条件下的掌脉识别中。但是,相比较而言,基于局部特征的识别方法对光照等影响的稳健性更好,例如局部二值模式(LBP)^[10]是一种简单、有效的局部特征分析法,适用于掌脉特征提取,但LBP按邻域像素的灰度关系进行编码,其灰度值对随机噪声和非一致性光照敏感,影响最终图像的识别率。Jabid等^[11]提出的局部方向模式(LDP)能够提取出稳健性更好的图像特征,且在一定程度上解决了LBP对噪声敏感的问题,但是算法的执行速度较慢,程序冗余。

为了解决传统LDP算法执行时间长,程序冗余的缺点,提出一种改进的LDP算法,即快速局部方向模式(FLDP)。该方法通过改进传统LDP算法编码方式,缩短特征提取时间,明显提高了纹理分类效果。将其应用于掌脉识别,经大量仿真实验验证,该算法在保证正确识别率的前提下,提高了系统的实时性。

2 核心理论模型

2.1 LDP算法

LDP^[12]算法基本构造思想是采用Kirsch模板,如图1所示,计算图像8方向的边缘值 a_i ,并对边缘响应的绝对值 $|a_i|$ 排序,排在前 k 位的响应值编码为1,其余 $8-k$ 位编码为0,然后将二进制数据转换成十进制编码值,可表示为

$$y_i(a) = |a_i|, \quad (1)$$

$$v_i(y_i - y_k) = \begin{cases} 1, & y_i - y_k \geq 0 \\ 0, & y_i - y_k < 0 \end{cases}, \quad (2)$$

$$C_{LDP} = \sum_{i=0}^7 v_i(y_i - y_k) \times 2^i. \quad (3)$$

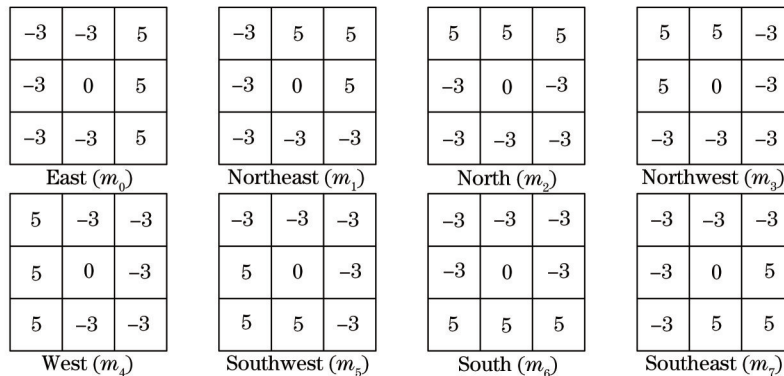


图1 八方向Kirsch模板

Fig.1 Kirsch templates in eight directions

2.2 改进LDP算法

传统的LDP编码方案虽然具有一定抗噪性,但计算8个方向边缘响应和对边缘响应取绝对值并排序需要较大的时间损耗,同时对边缘响应取绝对值的过程忽视了边缘梯度的变化,损失了大量信息,这是因为边缘响应值的正负代表了梯度两个不同的变化趋势,而梯度的变化趋势有益于掌脉丰富纹理特征的表达和提取。为解决这一问题,通过改变编码方案提出简洁快速的FLDP算法,该方法不仅保持了传统LDP算法的抗噪性,而且提高了系统的实时性,并能更好的实现掌脉识别。FLDP算法编码过程具体如下:

1) 计算八方向边缘响应。将图像分别与8个方向的Kirsch边缘模板卷积,得到8个不同方向的响应值记为 $m_j(j=0,1,\dots,7)$ 如图2所示。

m_3	m_2	m_1
m_4		m_0
m_5	m_6	m_7

图2 八方向边缘返回值

Fig.2 Edge response return values in eight directions

2) 直接按照所得边缘响应值的符号进行编码,即 m_j 值为正则第 j 位标记为 1, m_j 值为负则第 j 位标记为 0, 然后遵循一定次序(顺时针或逆时针)排列, 得到相应的二进制编码, 进而得到十进制 FLDP 值, 该算法选择从正东方向开始逆时针旋转获得编码图像。

3) FLDP 算法可描述为

$$C_{FLDP} = \sum_{j=0}^7 h_j(m_j) \cdot 2^j, \tag{4}$$

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \tag{5}$$

如图 3 所示, 给出一个计算 FLDP 编码的实例。

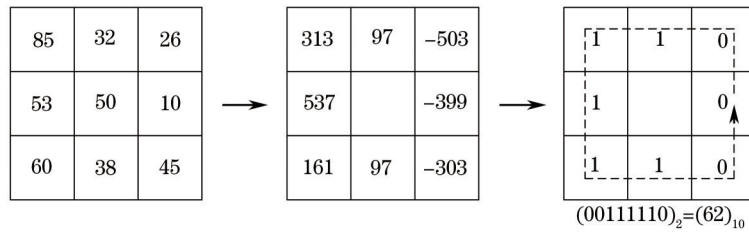


图3 FLDP 编码过程

Fig.3 FLDP encoding process

FLDP 算法对随机噪声等造成的干扰具有很好的稳健性, 且处理过程更加稳定。图 4 给出掌脉图像受随机噪声影响前后分别采用 FLDP 和 LBP^[12] 两种编码方法的对比结果。图 4(a) 为原始图像, 图 4(b) 为加了噪声的图像。原始图像采用 LBP 编码在受到噪声污染之后发生了明显变化, 而采用 FLDP 编码的图像却保持稳定。

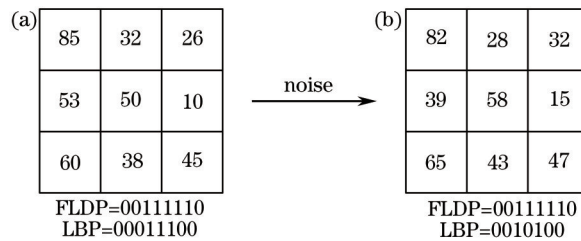


图4 LBP 和 FLDP 稳定性对比。(a) 原图像; (b) 噪声图像

Fig.4 Comparison of robustness for LBP and FLDP. (a) Original image; (b) noise image

3 基于 FLDP 的掌脉识别

3.1 掌脉特征提取

采用 FLDP 算法对掌脉图像进行特征提取。一幅掌脉图像经过 FLDP 运算后, 每个像素点的取值虽然发生改变, 但是得到的结果仍然是一幅图像, 即 FLDP 图谱。采用该图谱的统计直方图作为特征向量进行后

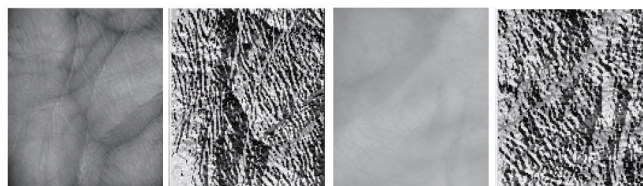


图5 FLDP 编码效果

Fig.5 FLDP encoding effect

续操作,而不是直接使用FLDP编码图谱进行分类。图5显示了原始掌脉感兴趣区域(ROI)和对应的FLDP编码图谱。

算法流程图如图6所示。

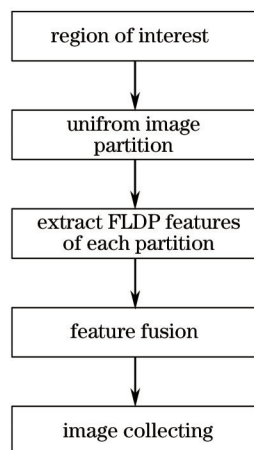


图6 算法基本流程图

Fig.6 Basic flow chart of the proposed algorithm

具体步骤如下:

1) 将提取到的掌脉图像感兴趣区域^[13]进行均匀分区,通常分成 $N \times N$ 个重叠子区域,每块小区域图像大小为 $n \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$,其中 $N=128/n$ 。采用分区法提取掌脉特征的好处在于每区块之间的特征提取相互独立,能够更好的体现丰富的掌脉纹理特征,进而提高系统的识别率。对于本文来说,掌脉图像ROI区域大小为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$,算法分区情况如图7所示。

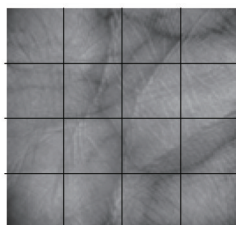


图7 掌脉图像分块子区域

Fig.7 Sub-regions of palm vein image

2) 利用FLDP方法提取每块小区域的纹理特征。

3) 将各块小区域的特征直方图联合在一起形成总的特征模式。具体过程如图8所示。

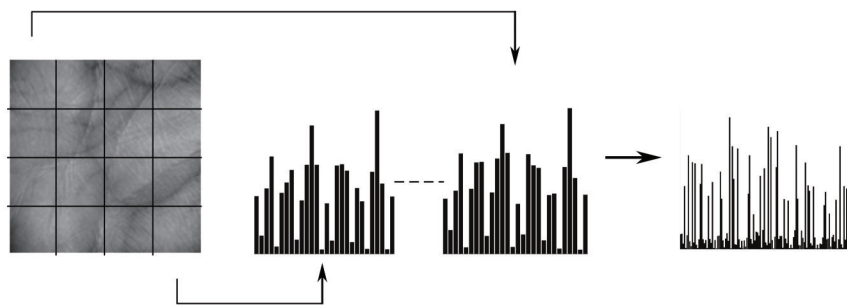


图8 掌脉图像FLDP直方图特征提取

Fig.8 FLDP histogram feature extraction of palm vein image

3.2 掌脉匹配

采用最近邻分类器,同时利用卡方距离来计算两幅图像之间的相似度,当掌脉匹配时,抽取测试图像的特征向量与所有候选图像的特征向量进行比较,计算卡方距离,选取最小值所在掌脉图像为匹配掌脉。卡方距离公式定义为

$$\chi^2(P, G) = \sum_{i=1}^L \frac{(P_i - G_i)^2}{P_i + G_i}, \quad (6)$$

式中 P, G 代表两个特征向量, L 表示直方图的值的总数。

采用掌脉正确识别率(C_{RR})作为掌脉匹配的测试评价指标, 计算方法为

$$C_{RR} = \frac{C}{U}, \quad (7)$$

式中 C 是正确匹配次数, U 是匹配总次数。

4 仿真实验与结果分析

实验的运行环境为 Matlab2010b, Windows XP 系统, 中央处理器(CPU)为 intel 奔腾 t2390, 主频 1.86 GHz, 内存 1.0 G。

4.1 实验数据库的选取

为了客观全面地评价本文算法的实际效果, 分别在通用接触式和自建非接触式图库上进行仿真实验。各图库说明如下:

1) 香港理工大学超光谱接触式图库^[14](PolyU-H 图库)的掌脉图像由电荷耦合器件(CCD)摄像机拍摄所得。其中, 有关研究表明, 850 nm 近红外光拍摄条件下可成像效果最佳, 识别性能更好^[15]。因此, 采用 PolyU-H 图库中 850 nm 波段的图像作为掌脉识别的源图像并提取大小为 128 pixel×128 pixel 的 ROI 区域进行算法的测试和验证。

2) 自建的非接触式掌脉图库(自建图库), 在室内环境下, 利用 CCD 相机和 850 nm 光源在非接触情况下采集 50 人在手掌自然张开状态下的静脉图像, 提取大小为 128 pixel×128 pixel 掌脉的 ROI 区域用于实验。

图 9 给出各图库的掌脉 ROI 示例, 以备后续操作, 表 1 总结了本文图库的基本情况, 以备后续实验。

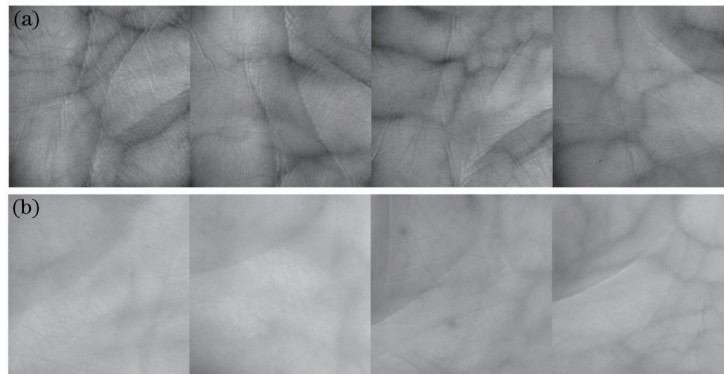


图 9 各个图库的掌脉 ROI 示例。(a) PolyU-H 图库; (b) 自建图库

Fig.9 Some examples of palm vein ROI in the image databases. (a) PolyU-H image database; (b) self-built image database

表 1 实验样本参数

Table 1 Parameters of the experimental samples

Map depot	Acquisition mode	Wavelength range/nm	Samples in test set
PolyU-H	contact	850	5×100
Self-built	non-contact	850	10×50

4.2 实验结果分析

4.2.1 FLDP 算法与其他典型算法正确识别率对比

共进行两组实验, 分别在 PolyU-H 和自建图库上进行, 为比较不同分块情况下的识别性能, 将掌脉 ROI 图像分别采用 8×8, 16×16, 32×32, 64×64 分块法进行实验, 结果如表 2 所示, 当采用 16×16 分块时, 两组实验的识别率均达到最高。同时为比较本文算法和其他算法^[16-21]在不同大小训练集情况下的识别性能, 随机选取每个主体 $n(n=1, 2, 3)$ 张样本图像构成训练集, 剩余的样本图像形成测试集。每一种情况重复若干次实验, 计算平均识别率。PolyU-H 图库结果如表 3 所示, 自建图库结果如表 4 所示。经验证, 本文算法两组实验的识别率均在训练样本数量增加到 3 时趋于稳定, 优于二维主成分分析(2DPCA)、二维 Fisher 线性判别

(2DFLD)等其他典型和流行方法。

表2 FLDP在不同分块情况下的 C_{RR}

Table 2 C_{RR} of FLDP in different sub-region divisions

Blocks	$n=8$	$n=16$	$n=32$	$n=64$
PolyU-H	99.7925	99.8916	99.7889	98.9287
Self-built	97.8036	99.3665	99.2698	98.5706

表3 本文方法和其他方法在PolyU-H图库上 C_{RR} 对比

Table 3 C_{RR} comparison between the proposed method and other methods in PolyU-H

Samples in training set	1	2	3
2DGabor	91.8539	95.4086	99.6022
2DPCA	89.3724	93.1956	98.8446
2DFLD	90.0110	94.1084	99.0133
Gray Surface	89.1024	93.0832	98.1095
LBP	91.9982	95.7952	99.6784
LDP	92.2103	96.6577	99.7337
FLDP	93.0893	97.4586	99.8916

表4 本文方法和其他方法在自建图库上 C_{RR} 对比

Table 4 C_{RR} comparison between the proposed method and other methods in self-built

Samples in training set	1	2	3
2DGabor	91.1304	94.8729	99.0955
2DPCA	88.7798	92.5897	98.2853
2DFLD	89.4387	93.5996	98.4102
Gray Surface	88.6525	92.4988	97.7239
LBP	91.1979	95.2103	99.1208
LDP	91.6634	96.0572	99.2438
FLDP	92.1205	96.7932	99.3665

4.2.2 FLDP算法与典型算法执行时间对比

FLDP算法通过改变原有LDP算法的编码方式,减少程序冗余,缩短了运行时间。为了进一步证明本文算法的实时性,分别在PolyU-H和自建图库上进行测试验证,并在同一实验环境下与其他典型和流行算法比较,结果如表5、6所示。可以看出,本文算法执行时间小于其他算法,运算速度有所提高。

表5 PolyU-H图库上本文算法与其他算法时间比较

Table 5 Comparison of time between the proposed method and other methods in PolyU-H

Method	Feature extraction time /ms	Feature matching time /ms	Total time /ms
2DGabor	271.05	20.21	291.26
2DPCA	54.37	1.32	55.69
2DFLD	58.81	1.34	60.15
Gray Surface	21.45	1.63	23.08
LBP	83.58	1.17	84.75
LDP	54.92	1.43	56.35
FLDP	16.73	1.02	17.75

表6 自建图库上本文算法与其他算法时间比较

Table 6 Comparison of time between the proposed method and other methods in self-built

Method	Feature extraction time /ms	Feature matching time /ms	Total time /ms
2DGabor	271.82	22.13	293.95
2DPCA	55.46	1.68	57.14
2DFLD	59.32	1.67	60.99
Gray Surface	21.65	1.66	23.31
LBP	84.67	1.25	85.92
LDP	55.13	1.41	56.54
FLDP	18.89	1.09	19.98

综合表5、6可知,在PolyU-H图库测试结果高于自建图库测试结果,这是因为前者采用了接触式采集方法限制了人手活动范围,采集到的图像质量相对较好,而后者使用非接触式采集方法,对手限制较少,图像情况比较复杂,因此质量会比接触式图库差些。

5 结 论

掌脉识别的速度和准确率是掌脉识别系统的关键,基于此提出的FLDP算法通过简化编码方式,减少算法执行时间,提高掌脉识别的速度。同时FLDP算法充分利用边缘梯度的变化趋势提取了更加丰富的掌脉纹理特征,在一定程度上提高了系统的识别率。通过Matlab软件仿真实验,测试了FLDP算法的执行时间,讨论了不同分块方案,不同训练集数量对掌脉识别准确率的影响。并与其他典型和流行算法进行了对比实验,当掌脉图像采取16×16分区,训练样本数为3时,本文算法的掌脉识别效果最佳,且掌脉识别速度相对较快。因此,本文算法具有一定的应用性和可行性。

参 考 文 献

- 1 Xiao Chunjing, Li Chunli, Qiao Yongwei, *et al.*. Wavelet packs and Guass model for off-line handwritten signature recognition[J]. Computer Engineering and Application, 2009, 45(36): 161-164.
肖春景, 李春利, 乔永卫, 等. 用于手写签名识别的小波包混合高斯模型[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(36): 161-164.
- 2 Lü Xiaoyun, Wang Hongxia. Abnormal audio recognition algorithm based on MFCC and short-term energy[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(3): 796-798.
吕霄云, 王宏霞. 基于MFCC和短时能量混合的异常声音识别算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(3): 796-798.
- 3 Han Min, Peng Yuhua, Zhang Shunli, *et al.*. Iris recognition based on empirical mode decomposition[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(2): 364-368.
韩 民, 彭玉华, 张顺利, 等. 基于经验模态分解的虹膜识别[J]. 光学学报, 2010, 30(2): 364-368.
- 4 Guo Guangming. Research on large-scale face recognition using opto-electronic hybrid matched filtering correlator[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(8): 0809003.
郭广明. 光电混合匹配滤波相关器的大规模人脸识别研究[J]. 中国激光, 2013, 40(8): 0809003.
- 5 Chen Guiyou, Sun Tongjing, Lei Yinsheng. Fingerprint image enhancement based on adaptive filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2007, 20(6): 76-80.
陈桂友, 孙同景, 雷印盛. 一种基于自适应滤波的指纹图像增强算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2007, 20(6): 76-80.
- 6 Lin Sen, Wu Wei, Yuan Weiqi. Palm vein identity recognition based on local texture description operapor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(10): 2306-2312.
林 森, 吴 微, 苑玮琦. 基于局部纹理描述算子的手掌静脉身份识别[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(10): 2306-2312.
- 7 Xiao Binjie. Study of finger vein identification based on independent component analysis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2012, 26(10): 841-845.
肖宾杰. 基于独立成分分析的指静脉识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(10): 841-845.
- 8 Wang Zengfeng, Wang Huiyuan, Leng Yan. Face recognition combining the null space approach and the fractionalLDA[J]. Journal of Computer Applications, 2005, 25(11): 2586-2588.
王增锋, 王汇源, 冷 严. 结合零空间法和F-LDA的人脸识别算法[J]. 计算机应用, 2005, 25(11): 2586-2588.
- 9 Yuan Weiqi, Qu Xiaofeng, Ke Li, *et al.*. PCA reconstruction error palmprint recognition[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(10): 1903-1909.
苑玮琦, 曲晓峰, 柯 丽, 等. 主成分分析重建误差掌纹识别方法[J]. 光学学报, 2008, 28(10): 1903-1909.
- 10 Liu Zhonghua, Shi Hengliang, Zhang Lanping, *et al.*. Face recognition based on multi-scale block local binary pattern [J]. Computer Science, 2009, 36(11): 293-295.
刘中华, 史恒亮, 张兰萍, 等. 基于多尺度局部二值模式的人脸识别[J]. 计算机科学, 2009, 36(11): 293-295.
- 11 Jabid T, Kabir M H, Chae O. Local Directional Pattern (LDP) for face recognition[C]. IEEE Int Conf Consum Electron, 2010, 2010: 329-330.
- 12 Li Jie, Xu Tingrong, Li Haiyan. Face recognition based on improved LDP[J]. Computer Applications and Software. 2014, 31(5): 148-150.
李 杰, 徐汀荣, 李海彦. 基于改进LDP的人脸识别[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(5): 148-150.

- 13 Han W Y, Lee J C. Palm vein recognition using adaptive Gabor filter[J]. Expert System with Applications, 2012, 39(18): 13225-13234.
- 14 Guo Z, Zhang D, Zhang L, *et al.*. Feature band selection for online multispectral palmprint recognition[J]. IEEE, Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(3): 1094-1099.
- 15 Wu Wei, Yuan Weiqi, Lin Sen, *et al.*. Selection of typical wavelength for palm vein recognition[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(12): 1211002.
吴 微, 苑玮琦, 林 森, 等. 手掌静脉识别典型波长选择[J]. 光学学报, 2012, 32(12): 1211002.
- 16 Xue Yanxue, Xue Meng, Liu Yijie, *et al.*. Palmprint recognition based on 2DGabor wavelet and BDPCA[J]. Computer Engineering, 2014, 40(9): 196-199.
薛延学, 薛 萌, 刘一杰, 等. 基于2DGabor小波和BDPCA的掌脉识别[J]. 计算机工程, 2014, 40(9): 196-199.
- 17 Zeng Yue, Feng Dazheng. An algorithm of feature extraction of face based on the weighted variation of 2DPCA[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(4): 769-774.
曾 岳, 冯大政. 一种基于加权变形的2DPCA的人脸特征提取方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(4): 769-774.
- 18 Zhu Minghan, Luo Dayong. Face and expression recognition method by combing 2DFLD with LPP[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(1): 60-63.
朱明早, 罗大庸. 2DFLD与LPP相结合的人脸和表情识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(1): 60-63.
- 19 Wu Wei, Yuan Weiqi, Lin Sen, *et al.*. Fast palm vein identification algorithm based on grayscale surface matching[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(10): 1015004.
吴 微, 苑玮琦, 林 森, 等. 基于灰度曲面匹配的快速手掌静脉识别[J]. 光学学报, 2013, 33(10): 1015004.
- 20 Yang Zhaohui, Chen Yingying. SVM-based approach for removing salt-pepper noise from images[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(22): 150-152.
杨朝辉, 陈映鹰. 基于支持向量机的椒盐噪声去除方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(22): 150-152.
- 21 Dai Jinbo, Xiao Xiao, Zhao Hongwei. Human face recognition based on low resolution local binary pattern[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2013, 43(3): 435-438.
戴金波, 肖 霄, 赵宏伟. 基于低分辨率局部二值模式的人脸识别[J]. 吉林大学学报(工学版), 2013, 43(3): 435-438.

栏目编辑: 苏 岑