

基于有效维度特征的手背静脉识别算法

贾旭¹ 孙福明¹ 曹玉东¹ 崔建江² 薛定宇²

(辽宁工业大学电子与信息工程学院 锦州 121001)¹ (东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)²

摘要 针对手背静脉识别过程中采集的图像出现干扰信息的问题,提出了一种基于有效维度特征的识别算法。首先,该算法对采集的图像进行自适应中值滤波去噪;其次,对图像进行分块处理,并基于混合高斯模型与梯度信息对子图像提取特征;然后,依据子图像间特征相似性,提出了判断子图像是否为干扰信息的方法;最后,融合所有真实静脉区域的特征,形成特征向量,并采用基于稀疏表示的算法对多种有效维度下的特征向量进行匹配。实验表明,该算法具有较高的准确识别率,即使采集的手背静脉图像存在部分遮挡,算法依然能够获得较好的识别效果。

关键词 静脉识别,混合高斯模型,稀疏表示,有效维度

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.1.068

Dorsal Hand Vein Recognition Algorithm Based on Effective Dimensional Feature

JIA Xu¹ SUN Fu-ming¹ CAO Yu-dong¹ CUI Jian-jiang² XUE Ding-yu²

(School of Electronic & Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, China)¹

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)²

Abstract During dorsal vein recognition processing, for the problem that there may be some distractive information in acquired image, a recognition algorithm based on effective dimensional feature was proposed. Firstly, adaptive median filtering algorithm is applied in acquired image for denoising. Secondly, image is divided into blocks, and every sub image feature is extracted based on Gaussian mixture model and gradient information. Then, according to feature similarity between sub images, the method which judges whether the sub image includes distractive information or not is proposed. Finally, vein image feature vector can be acquired through fusing the characteristics of all sub images with real vein information, and sparse representation algorithm is proposed to match the feature vector of unknown sample with different effective dimensions. Experiments show that high recognition rate can be achieved by the proposed algorithm, and even though part of the region in vein image is blocked, good recognition effect can be also acquired.

Keywords Vein recognition, Gaussian mixture model, Sparse representation, Effective dimension

1 引言

手背静脉识别是在特定波长的近红外光源照射下,通过获取的手背静脉图像来进行身份识别。与其它生物识别技术相比,静脉识别包括以下主要优势:活体识别、特定光源、内部特征、非接触式。

近年来,越来越多的学者关注了静脉识别领域,在特征提取方面主要从以下两个方面展开了研究:其一,在多尺度变换特征提取方面,2004年, Lin等人首先将多尺度理论引入到静脉特征提取算法中^[1];2007年,李铁钢等人通过对图像进行Bandelet变换获取了特征^[2];刘铁根等人提取特征时采用了将静脉图像进行二级小波包分解的方式^[3];而针对小波描述高频信息方向性的缺陷, Han、Hsu、Ali等人利用了Gabor滤波器提取了静脉图像的特征^[4-6];而Sun等人提出了Curvelet分解方式,实现了静脉图像的多尺度特征提取,使识别效果得到了进一步的改进^[7];Yang等人同样使用Gabor滤波后,对

其进行局部保留的典型相关分析获取静脉特征^[8];此外, Meng等人在使用滤波器基础上采用了图像分块策略,获取图像的全局与局部特征^[9],并取得了一定的效果。其二,在二值化静脉特征方面,2005年, Ding等人采用了一种自适应阈值对图像进行二值化处理,进而采用脉络交叉点与端点作为特征^[10];而Wang等人采用了一种改进的Hausdorff距离对这些特征点进行了匹配,使识别效果得到进一步改善^[11];同样, Kumar等人将特征点间围成的三角形形状作为静脉图像的特征^[12];除特征点之外, Ding等人又提出了二阶矩作为静脉特征^[13];而Zhang等人通过对比图像间重叠像素的数量,来判断两幅静脉图像是否属于同一对象^[14];近两年来, Wang与Anika等人均采用了将静脉曲线进行编码的特征提取方法,取得了一定的效果^[15,16];Wu等人对编码方法进一步改进,提出了最小化方向性编码的思想来提取静脉特征^[17];而Xiao等人同样使用了分块策略,增强了二值静脉特征的完整性与抗干扰性^[18];2014年, Hu等人针对特征点进一步提取

到稿日期:2015-01-07 返修日期:2015-04-05 本文受国家自然科学基金(61272214,61502216),辽宁省教育厅一般项目(L2013241)资助。

贾旭(1983-),男,博士,副教授,主要研究方向为生物特征识别、图像处理, E-mail: gbjdjaxu@163.com;孙福明(1972-),男,博士,教授,主要研究方向为模式识别、图像处理。

出参考点,并分析了参考点间的拓扑结构,进而形成静脉特征^[19]。

以上提出的算法分别从不同角度对静脉图像特征进行了分析,并取得了一定的效果。但由于获取的近红外静脉图像对比度及清晰度有限,即存在较少的高频信息,使得基于小波变换思想的多尺度特征提取方法存在一定的局限性;而受预处理算法有效性的影响,获得的二值图像有时会出现脉络曲线断裂的情况,使得提取的二值特征准确性下降。此外,当由于某种特殊原因,使得采集图像时手背存在部分遮挡,或存在划痕等干扰信息时,基于已有算法提取的特征向量将很难准确描述静脉图像。因此,针对以上可能出现的干扰因素,提出了一种基于有效维度特征的识别算法。该算法通过局部特征分析,将图像分为真实静脉信息区域与干扰区域,而后,基于稀疏表示的方式对真实静脉特征进行识别。

2 静脉识别算法流程

提出的静脉识别方法采用中值滤波对图像进行了预处理,并提取出静脉图像的感兴趣区域;而后,对感兴趣区域进行基于混合高斯模型与梯度的特征分析,确定静脉信息与干扰信息;最后,对静脉信息进行特征提取,并基于稀疏表示的方式进行识别。该识别系统的工作流程如图1所示。

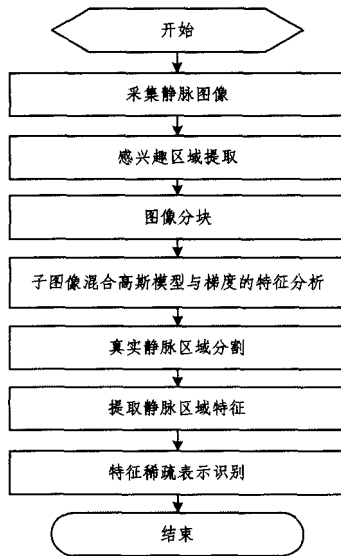


图1 识别系统工作流程

3 自适应中值滤波去噪

中值滤波是一种局部平滑技术,属于非线性滤波。由于静脉图像是在近红外光照射的环境下获取的,其噪声大于可见光下获得的图像,因此这里采用了一种自适应中值滤波的方法对图像进行去噪处理^[20]。

假设静脉图像为 I , A_{ij} 为以 (i, j) 为中心点的滤波窗口,待滤波灰度值为 $f(i, j) = f_{ij}$, f_{\max} , f_{\min} , f_{med} 分别表示窗口中最大值、最小值、中值, A_{\max} 表示允许的最大窗口。滤波算法步骤如下:

Step1 如果 $f_{\min} < f_{med} < f_{\max}$, 转 Step2; 否则, 增大窗口 A_{ij} 尺寸。如果 A_{ij} 尺寸小于 A_{\max} , 重复 Step1; 否则, 输出 f_{ij} 。

Step2 如果 $f_{\min} < f_{ij} < f_{\max}$, 则输出 f_{ij} ; 否则, 输出 f_{med} 。

4 图像分块特征分析

由于提出的算法将采用局部特征分析来区分真实静脉信息区域与干扰信息区域,因此这里首先将静脉图像进行分块处理。手背静脉图像经过感兴趣区域提取后,将形成 256×256 像素大小的图像,假设每一块子图像大小为 $d \times d$ 像素,相邻子图像边长重叠像素为 t 个像素,静脉图像中子图像数目 n 如式(1)所示。

$$n = \left\lfloor \frac{256-d}{d-t} \right\rfloor + 1 \quad (1)$$

将静脉图像划分为若干子图像后,需要对每一子图像进行特征分析与判断。

4.1 基于混合高斯模型的特征分析

由于近红外光下获取的静脉图像清晰度较低,如图2所示,因此采用图像高频信息作为特征的方式存在一定的局限性。



图2 近红外光源下获取的静脉图像

将针对子图像的灰度值分布进行分析,从而获得该子图像的特征。混合高斯模型是单一高斯概率密度函数的延伸,能够较为平滑地近似任意灰度密度分布^[21],因此,将基于混合高斯模型对子图像进行特征分析。

静脉图像分块处理后,每一子图像所有像素灰度值 $F = \{f_x | x=1, 2, \dots, m, m=d \times d\}$ 作为混合高斯模型的样本。假设隐含类别标签集合为 $z = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$, 其中, $P(z_i = j) = \phi_j$, $\sum_{j=1}^k \phi_j = 1$ 。给定 z_i 后, f_x 满足联合分布 $P(f_x, z_i) = P(f_x | z_i)P(z_i)$, $P(f_x | z_i = j) \sim N(\mu_j, \sigma_j^2)$ 。

对于图像灰度集合进行混合高斯模型分析后,将存在以下未知量,分别为隐含标签概率分布 ϕ_j , μ_j , σ_j^2 , 其中, $i=1, 2, \dots, k$ 。这里将采用最大期望(Expectation Maximization, EM)算法对其求解。

Step1 将参数 ϕ, μ, σ^2 假设为常量,计算 z_i 的后验概率,如式(2)所示。

$$\begin{aligned} \omega_j^i &= P(z_i = j | f_i, \phi, \mu, \sigma^2) \\ &= \frac{P(f_i | z_i = j; \mu, \sigma^2)P(z_i = j; \phi)}{\sum_{c=1}^k P(f_i | z_i = c; \mu, \sigma^2)P(z_i = c; \phi)} \end{aligned} \quad (2)$$

Step2 重新计算其他参数,如式(3)一式(5)所示。

$$\phi_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \omega_j^i \quad (3)$$

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^m \omega_j^i f_i}{\sum_{i=1}^m \omega_j^i} \quad (4)$$

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^m \omega_j^i (f_i - \mu_j)^2}{\sum_{i=1}^m \omega_j^i} \quad (5)$$

束问题转化为无约束问题,如式(19)所示。

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \left\| \mathbf{H}' - \sum_{i=1}^N \alpha_i \mathbf{H}_i \right\|_2^2 + \gamma \|\alpha\|_1 \quad (19)$$

其中,求解系数向量 α 采用文献[23]中的梯度投影算法,即每一步搜索路径都是通过负梯度方向可行域投影得到的。

假设静脉样本库中包含 M 个静脉对象,将样本库中所有对象样本对未知特征向量进行式(19)求解后,选择 $\|\alpha\|_1$ 最小值,如式(20)所示。

$$\alpha_i = \arg \min_{\alpha} \{ \|\alpha_1\|, \|\alpha_2\|, \dots, \|\alpha_M\| \} \quad (20)$$

如果 $\alpha_i < \epsilon$,那么第 i 个静脉对象为识别结果;否则,样本库中没有与未知向量匹配的静脉对象, ϵ 为判断系数向量 α 足够稀疏的阈值。

6 实验结果及分析

6.1 所提算法实验结果及分析

本系统对247人的手背静脉进行了采集,每人分别在多种光照环境下、多种位姿条件下采集图像20幅,其中1幅存在部分遮挡,以上图像构成了本系统的样本数据库,图5为某一静脉对象包含的所有样本。

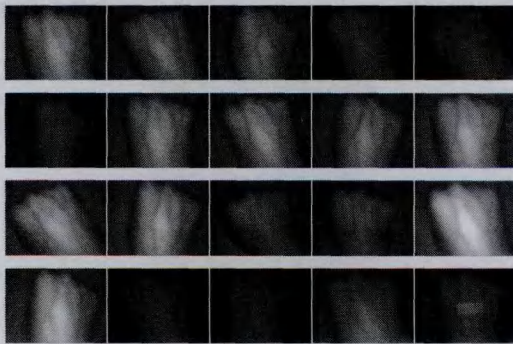


图5 静脉对象样本

20幅静脉样本图像中,17幅图像作为训练样本,另外3幅图像作为测试样本(其中包括存在干扰信息的图像)。

实验中,依据经验设定的算法参数如下:分块后子图像大小为 64×64 像素,相邻子图像边缘重叠16个像素;4.1节中混合高斯模型分析时隐含标签数目 $k=3$,迭代停止条件 $\|\omega_j^i - \omega_j^{i-1}\|_2 < \epsilon$ 中的 $\epsilon=0.1$;4.2节中梯度方向划分区间数目为8。

此外,对于4.3节中混合高斯模型特征与梯度方向特征间的权重系数 λ ,如图6所示,当 $\lambda=0.1$ 时,识别算法的性能最高。

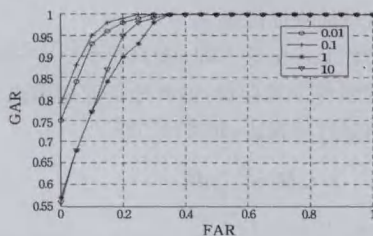


图6 权重系数 λ 分别为0.01、0.1、1、10时的算法性能比较

图6中,GAR(Genuine Accept Rate)为识别系统的真实接受率,FAR(False Accept Rate)为错误接受率,而在提出的算法中,影响这两个指标的参数为第5节中判断识别结果的稀疏表示阈值 ϵ ,而该参数的确定原则如图7所示。

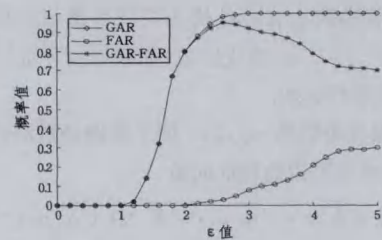


图7 不同稀疏表示阈值 ϵ 下算法性能曲线

由图7可以看出,当稀疏表示阈值 $\epsilon=2.3$ 时,GAR-FAR能够获得最大值,即算法的识别性能最高。

6.2 不同算法实验结果比较及分析

对于建立的静脉样本数据库,选取了具有代表性的全局Gabor特征[4]、局部Gabor特征[8]、基于特征点[12]、曲线编码特征[15]的识别算法,与提出的识别算法进行对比,这里采用的测试样本为无遮挡或无干扰信息的静脉图像,识别效果如图8所示。

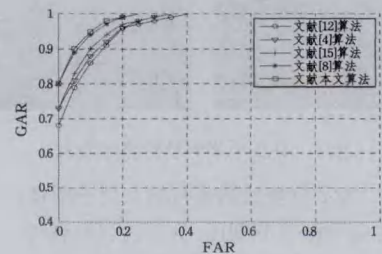


图8 优质测试样本条件下算法性能比较

可以看出,提出的识别算法性能略优于其它算法。而后,再次选择静脉样本库中包含遮挡或干扰信息的图像作为测试样本,实验结果如图9所示。

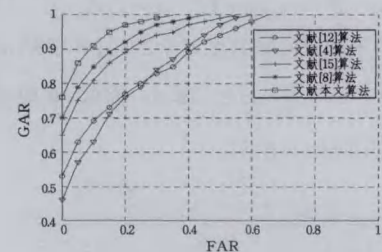


图9 有干扰信息测试样本条件下算法性能比较

由图9可以看出,当使用包含遮挡或干扰信息的图像作为测试样本时,不同算法的性能均出现了不同程度的下降,但提出的算法性能下降程度明显低于其它算法。因此,提出的算法在识别性能上与对干扰因素的鲁棒性上,具有一定的优势。

虽然不同算法均取得了一定的识别效果,但都出现了错误识别的现象,以下分别对不同算法产生识别错误的原因进行了简要分析。

文献[4]与文献[8]算法:两种算法提取的特征是直接针对灰度图像分析的,并利用Gabor变换获取全局与局部特征,但由于静脉图像中包含的高频信息较少,难以保证提取特征的有效性,进而影响识别结果。

文献[12]算法:该算法的特征提取方式是基于静脉曲线交叉点与端点分析的,因此受预处理算法影响较大,如果图像出现部分遮挡或干扰信息,那么二值化后将会造成一定数目

的错误特征点(端点),从而不能提取准确的特征。

文献[15]算法:该算法的特征提取方式是基于脉络曲线来进行编码分析的,与文献[12]中所遇到的问题类似,局部的脉络信息缺失将使编码结果发生较大的变化,进而影响识别效果。

提出的算法:该算法对于待匹配图像中静脉信息的缺失与干扰具有较强的鲁棒性,但建立静脉样本数据库时,如果未能充分考虑采集时发生的客观因素,将导致库中静脉对象样本集合不完备,进而影响识别算法的有效性。

结束语 针对静脉图像采集时可能发生的多种不合作因素,提出了一种有效特征维度自适应调整的静脉识别算法。该算法通过分析图像局部混合高斯模型特征与梯度方向特征,确定了图像中包含真实静脉信息的有效区域,将该区域特征作为该静脉图像特征,并基于稀疏表示的方式完成了识别过程,实验结果表明该算法具有良好的识别效果与较强的鲁棒性。同时,该算法在一些方面仍需要进行改进,如样本库中样本的数量、单一静脉对象稀疏表示基的完备性、算法识别的实时性等,需要在以后的研究中进一步讨论。

参 考 文 献

- [1] Lin C-L, Fan K-C. Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns[J]. Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(2): 199-213
- [2] Li Tie-gang, Ma Si-liang, Zhang Zhong-bo, et al. Hand vein recognition method based on Bandelet Transformation[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2007, 45(6): 975-978 (in Chinese)
李铁钢, 马骊良, 张忠波, 等. 基于 Bandelet 变换的手背静脉识别算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2007, 45(6): 975-978
- [3] Liu Tie-gen, Wang Yun-xin, Li Xiu-yan, et al. Biometric recognition system based on hand vein pattern[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(12): 3339-3343 (in Chinese)
刘铁根, 王云新, 李秀艳, 等. 基于手背静脉的生物特征识别系统[J]. 光学学报, 2009, 29(12): 3339-3343
- [4] Han Wei-yu, Lee J C. Palm vein recognition using adaptive Gabor filter[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(18): 13225-13234
- [5] Hsu C B, Lee J C, Hao Shu-Sheng, et al. Dorsal hand vein recognition using Gabor feature-based 2-directional 2-dimensional principal component analysis [J]. Advanced Science Letters, 2012, 8: 813-817
- [6] Wang Ran, Wang Guo-you, Chen Zhong, et al. A palm vein identification system based on Gabor wavelet features[J]. Neural Computing and Applications, 2014, 24(1): 161-168
- [7] Sun Jun-wen, Abdulla W. Palm vein recognition by combining Curvelet transform and Gabor filter; Biometric Recognition 8th Chinese Conference [M]. Jinan; Springer International Publishing, 2013: 314-321
- [8] Yang Jin-feng, Zhang Xu. Feature-level fusion of fingerprint and finger-vein for personal identification [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(5): 623-628
- [9] Meng Zhao-Hui, Gu Xiao-dong. Hand vein recognition using local block pattern [J]. Electronics Letters, 2013, 49(25): 1614-1615
- [10] Ding Yu-hang, Zhuang Da-yan, Wang Ke-jun. A study of hand vein recognition method; Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation [C] // Niagara Falls. IEEE, 2005: 2106-2110
- [11] Wang Ling-Yu, Graham L, David S Y C. Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 920-929
- [12] Ajay K, Prathyusha K V. Personal authentication using hand vein triangulation and knuckle shape [J]. Transactions on Image Processing, 2009, 9(18): 2127-2136
- [13] Ding Yu-hang, Zhuang Da-yan, Wang Ke-jun. Hand vein recognition based on multi supplemental features of multi-classifier fusion decision [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation. Niagara Falls; IEEE, 2006: 1970-1975
- [14] Zhang Yi-bo, Lin Qin, Jane You, et al. Palm vein extraction and matching for personal authentication [C] // Advances in Visual Information Systems 9th International Conference. Berlin; Springer Berlin Heidelberg, 2007: 154-164
- [15] Wang Yi-ding, Liao Wei-ping. Hand vein recognition based on feature coding [C] // Proceedings of the 7th Chinese conference on Biometric Recognition. Guangzhou; Springer Berlin Heidelberg, 2012: 165-175
- [16] Pflug A, Hartung D, Busch C. Feature extraction from vein images using spatial information and chain codes [J]. Information Security Technical Report, 2012, 17(1/2): 26-35
- [17] Wu K S, Lee J C, Lo T M, et al. A secure palm vein recognition system [J]. Journal of Systems and Software, 2013, 86(11): 2870-2876
- [18] Xiao Rong-yang, Yang Gong-ping, Yin Yi-long, et al. Modified Binary Pattern for Finger Vein Recognition [J]. Biometric Recognition, 2013, 8232: 258-265
- [19] Hu Yun-peng, Wang Zhi-yong, Yang Xiao-ping, et al. Hand vein recognition based on the connection lines of reference point and feature point [J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 62(1): 110-114
- [20] 孙燮华. 数字图像处理原理与算法 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2012: 107-109
- [21] Wang Chang-hu, Yan Shui-cheng, Zhang lei, et al. Multi-Label Sparse Coding for Automatic Image Annotation [C] // Computer Vision and Pattern Recognition. Miami; IEEE, 2009: 1643-1650
- [22] Yao Yuan, Liang Zhi-yi. Adaptive space orthogonal matching pursuit algorithm for signal reconstruction based on compressive sensing [J]. Computer Science, 2012, 39(10): 50-53 (in Chinese)
姚远, 梁志毅. 基于压缩感知信号重建的自适应空间正交匹配追踪算法 [J]. 计算机科学, 2012, 39(10): 50-53
- [23] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction; application to compressed sensing and other inverse problems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586-597