

一种人手背静脉特征识别方法

严娇娇 种兰祥 李 婷

(西北大学信息科学与技术学院 西安 710127)

摘 要 针对目前手背静脉图像识别采用细化和骨架操作等提取结构特征易造成静脉结构细节丢失和特征点误判等问题,提出一种基于方向梯度直方图(HOG)的手背静脉特征识别方法。采用生物特征识别的一般流程,对手背静脉图像灰度进行归一化和滤波增强等预处理后,直接对手背静脉灰度图像进行二级小波包分解,提取低频子带图的 HOG 纹理特征,最后采用 K 近邻分类器实现个人身份识别。利用自行建立的手背静脉图像数据库对所提方法进行验证,结果证明了算法的有效性,其正确识别率为 95%,应用前景广阔。

关键词 手背静脉,图像数据库,小波包分解,HOG 特征, K 近邻分类器

中图法分类号 TP391

文献标识码 A

Algorithm for Human Dorsal Vein Feature Identification

YAN Jiao-jiao CHONG Lan-xiang LI Ting

(College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

Abstract For the current hand vein image recognition using the extraction structure features such as refinement and skeleton operations, it's easy to cause the loss of vein structure details and misjudgment of feature points, this paper proposed a hand vein feature recognition algorithm based on gradient histogram gradient (HOG). Adopting general biometric identification process, this algorithm extracts the HOG texture feature of the low-frequency sub-band graph by the directly decomposing two-level wavelet packet after the hand dorsal vein image is preprocessed by image grey normalization pretreatment and filtering enhancement. Then, the personal identity is recognized by using K neighbor classifier. This algorithm was verified finally by using self-established dorsal vein image database. The experimental results show that the proposed algorithm is effective and its correct recognition rate is 95%, and its application prospect is broad.

Keywords Hand vein, Image database, Wavelet packet decomposition, HOG feature, K neighbor classifier

1 引言

人脸、指纹和虹膜 3 种生物特征识别是当前应用广泛的身份识别技术^[1],已被用于金融、教育、社保、机场安全等领域^[2-3]。然而这几种生物特征识别技术存在不同程度的缺陷:人脸识别的稳定性易受光照、表情和遮挡物等外部因素影响;指纹识别的安全性和防伪性较弱;虹膜识别对采集设备精度的要求高,推广受到一定限制^[6-8]。近年来,手背静脉识别作为一种新颖的生物特征识别方式具有其独特的优势:人手背静脉状态稳定、属于皮下组织难以复制和伪造、不易污染和磨损、采用非接触方式采集其图像人们容易接受^[9-10]。这些优势使得手背静脉识别成为生物特征识别领域新的研究热点。

近年来,关于静脉结构特征的研究主要包括特征点提取、脉络曲线编码和特征点间拓扑分析等,这需要对图像进行二值化、细化或骨架提取等处理^[11]。Ding 等^[12]采用了一种自适应阈值法对图像进行二值化处理,进而采用脉络交叉点与端点作为静脉特征;屈冰广^[13]采用串行细化方法得到静脉骨架结构,联接两幅骨架图像中的基准点和其他特征点,比对相

邻连线间相同的锐夹角数目以实现匹配;Wang 等^[14]采用对静脉细化曲线进行编码的特征提取方法并取得了一定效果;Zhu 等^[15]利用静脉网状骨架的端点和交叉点组成的图进行分层组合编码来实现身份识别;Wu 等^[16]对编码方法进行改进后提出了最小化方向性编码的思想来提取静脉特征;任桐慧等^[17]首先对细化后的手背静脉图像提取不变矩特征,对不变矩特征的量化值求和,随后提取细化图像的端点及交叉点,利用改进的 Hausdorff 距离进行匹配;田宏亮^[18]提出了一种基于细化后的静脉纹络提取原点静矩作为识别特征的方法;Hu 等^[19]针对特征点进一步提出参考点,分析参考点间的拓扑结构进而作为静脉特征用于身份识别。上述算法分别从不同角度对静脉图像结构特征进行了分析,并取得了一定效果。然而,二值化和骨架提取等操作对图像噪声非常敏感,易造成静脉结构细节丢失,且在提取端点和交叉点时易产生特征点误判,从而降低手背静脉的识别率。为解决此问题,本文提出直接对手背静脉灰度图进行二级小波分解,提取低频子带图的 HOG 纹理信息作为特征向量,并对其降维,再用 K 近邻分类器进行分类识别。

严娇娇(1995—),女,硕士,主要研究方向为数字图像处理、模式识别,E-mail:jiaojiao4412@163.com(通信作者);种兰祥(1958—),男,教授,硕士生导师,主要研究方向为虚拟仪器技术;李 婷(1992—),女,硕士,主要研究方向为数字图像处理。

2 手背静脉图像采集

根据生物光子学可知,血液较其他生物组织对 700~1000 nm 的近红外光具有较强的吸收特性^[20]。为了得到高质量的手背静脉图像,采用近红外图像传感器采集静脉图像,静脉血管比周围组织暗,从而可显现出手背静脉血管的网络结构。

笔者自行搭建的手背静脉图像采集系统如图 1 所示。其中图像注册识别界面采用美国国家仪器公司(National Instruments, NI)推出的图形化编程软件 LabVIEW(Laboratory Virtual Instrument Engineering)设计完成^[21]。选用 850 nm 波长的 LED 组成的环形光源、匀光板、近红外 CMOS 摄像头和固定被采集者手的手型模具构成的图像采集系统。光源固定于手型模具上,采集图像时被握在手心,其发出的近红外光先经匀光板匀化后透入手背进入 CMOS 摄像头成像,图像最后通过 USB 接口送入计算机。

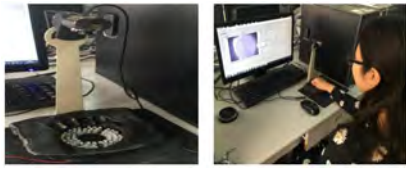


图 1 手背静脉红外图像采集系统

人手背静脉识别技术目前处于理论研究阶段,国内外尚未有任何公开的可供参照的手背静脉图像数据库^[22]。为验证本文所提方法的有效性,建立了一个由 210 幅图像组成的小型人手背静脉图像数据库。其来自于 15 个人的左手和右手在两次不同时间的 7 次成像,其中男性 8 人,女性 7 人,图像大小为 240×320 像素,格式为 BMP。图 2 给出了数据库中的两幅手背静脉图像样本。

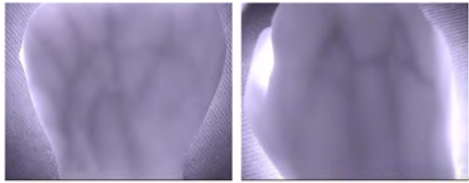


图 2 数据库中的两幅手背静脉图像样本

3 手背静脉识别算法

手背静脉识别流程为:对图像做预处理;提取手背静脉纹理特征;将其与数据库中的特征向量进行比对;输出身份识别结果。

3.1 图像预处理

图像预处理包括灰度化、高通滤波、对比度增强等。近红外 CMOS 图像传感器的输出为彩色图像,实验表明,对 RGB 三通道采用 0.3、0.59 和 0.11 的权重进行平均,将其转化为灰度图像效果较好。以图像质心为中心截取 150×200 像素为感兴趣区域,对其进行模板大小为 3×3 的中值滤波以去除由于周围环境、成像设备、汗渍和其他污染因素等引入的噪声。为了增强静脉结构和背景的对比度,对图像按照式(1)进行灰度归一化^[23]:

$$g(i, j) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{V_0[f(i, j) - M]^2/V}, & f(i, j) > M \\ M_0 - \sqrt{V_0[f(i, j) - M]^2/V}, & f(i, j) < M \end{cases} \quad (1)$$

其中, M 和 V 为归一化前的图像灰度均值和方差, M_0 和 V_0 为期望归一化后的图像灰度均值和方差。为了尽可能地增强图像对比度,经多次实验,将期望的灰度均值和方差设为 100 和 255 时图像灰度归一化效果最佳。

为了凸显手背静脉血管,对图像进行锐化,以增强血管的边缘。本文采用高通滤波与直方图均衡化相结合的图像增强算法,将空间域和频率域结合起来,在增强图像对比度的同时突出静脉细节信息。为了对比不同高通滤波器的性能,本文在频域中选用二阶巴特沃斯高通滤波器衰减掉图像中一定范围内的低频成分, n 阶巴特沃斯高通滤波器的传递函数为:

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + [D_0/D(u, v)]^{2n}} \quad (2)$$

其中, u 和 v 是 i 和 j 方向的频率; $D(u, v) = \sqrt{u^2 + v^2}$; 截止频率 D_0 是 $D(u, v)$ 表示的以 0 为圆心的频域圆半径, D_0 越大,滤掉的低频成分越多,同时损失的高频成分也越多。根据归一化后静脉图像的频谱可知,半径为 2 的圆几乎包括了绝大部分低频成分,故 D_0 取 2 较为合适。滤波后的手背静脉图像灰度值较低,采用直方图均衡化方法可使灰度值分布均匀,清晰地显现手背静脉结构。由增强后图像的直方图可看出,采用两者相结合的方法时图像增强效果显著。图 3(a)和图 3(b)分别为灰度归一化后的静脉图像和滤波增强与直方图均衡化后的静脉图像。



(a) 归一化后的静脉图像



(b) 滤波增强与直方图均衡化后的静脉图像

图 3

3.2 手背静脉特征提取

小波变换具有处理非平稳信号的优势,但小波分解仅对信号低频部分做进一步分解,使得其频率分辨率随频率的升高而降低。小波包分析是对小波分析的推广,它既分解信号低频部分,也分解信号高频部分,且能根据要求和信号特性自适应地选择相应频带与信号频谱相匹配^[24]。其中,哈尔(Haar)小波具有最短的支撑长度和较强的图像局部化能力,能捕捉较多的图像细节信息,且计算复杂度适中。本文选用 Haar 小波对预处理后的静脉图像进行二级小波包逐层分解,将其分解到不同的频带上。

对图像进行一级 Haar 小波包分解产生 4 幅细节图像即 1 幅低频子带图,水平、垂直和对角方向的 3 幅高频子带图。对这 4 幅子带图分别进行二级小波包分解,产生 16 幅细节图。实验发现图像能量主要集中在二级低频子带图上。与分解前的图像相比可以发现,二级低频子带图中手背静脉的主要结构得到保留,皮肤等背景几乎消失。高频子带图中虽然也包含了一定的静脉信息,但也包含了较多的皮肤和噪声信息。并且二级低频子带图的维度是原图的 1/16,在保证准确性的同时可减少后续计算量。综合考虑后,本文舍弃高频子带图,仅在二级低频子带图上进行手背静脉特征提取。图 4(a)和图 4(b)分别为静脉图像二级小波包分解结果和二级低频子带图。



(a) 静脉图像的二级小波包分解结果

(b) 二级低频子带图

图 4

方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradient, HOG) 特征是用图像局部的梯度方向来表示图像的特征。梯度主要存在于图像的边缘, 因此 HOG 特征能较好地描述图像的边缘及变化特征。手背静脉结构呈现不同的形状, 适合用 HOG 表征。本文从二级低频子带图中提取 HOG 特征作为手背静脉结构的特征向量, 过程如下:

1) 将二级低频子带图划分成 20 个大小相等的单元 (cell), 每 4 个 cell 构成一个区间 (block), 最后构成 12 个有重叠的 block。

2) 用 $[-1, 0, 1]$ 和 $[1, 0, -1]^T$ 梯度算子对图像做卷积运算。根据式(3)求得每个像素点水平方向和垂直方向的梯度值, 再根据式(4)计算每个像素点的梯度强度和梯度方向。

$$\begin{cases} G_x(x, y) = f(x+1, y) - f(x-1, y) \\ G_y(x, y) = f(x, y+1) - f(x, y-1) \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \\ \theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \end{cases} \quad (4)$$

3) 统计每个 cell 中像素点的梯度信息, 构建梯度方向直方图。采用忽略度数正负级 $0^\circ \sim 180^\circ$ 的 cell 梯度方向范围约定, 平均分为 9 个方向, 即每 20° 为一个方向。将各像素梯度方向按照其所在范围累加到该 cell 中的对应梯度方向直方图中, 得出 9 维特征向量。

4) 根据式(5)对每个 block 中的直方图特征向量进行 L2 范数归一化处理, 以降低由光照变化和阴影等干扰造成的相邻 cell 的差异。

$$x_i' = \frac{x_i}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}}, i=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中, $x(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和 $(x_1', x_2', \dots, x_n')$ 分别是 block 中 L2 范数归一化前后的各个直方图特征向量。

5) 将每个 block 中所有直方图特征向量串联得到该 block 的 HOG 特征向量, 再将所有 block 的 HOG 特征向量组合成最终的手背静脉图像 HOG 特征向量, 共 $9 \times 4 \times 12 = 432$ 维。

3.3 手背静脉特征匹配

本文自行建立的小型手背静脉图像数据库中共有 15 人, 共 30 只手, 每只手背采集 7 幅图像, 共 210 幅图像。按照 KNN 分类算法将其分为 30 类, 将每类 7 幅图像中的 2 幅作为待识别样本, 5 幅作为注册样本。鉴于手背静脉结构特征, 本文采用欧氏距离 D 来判断样本间的相似程度:

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^N (R_i - T_i)^2} \quad (6)$$

其中, N 为特征向量个数, R_i 和 T_i ($i=1, 2, \dots, N$) 分别为待测样本和注册样本的向量值。计算每个待测样本与注册样本

的 150 个 D 值, 依次选出 K 个最小的 D 值, 确定这 K 个 D 值对应的注册样本在所属类中出现的次数, 将注册样本出现最多的类定为待测样本所属的类。设 K 个样本以 $k_1, k_2, \dots, k_m$ 分属于 m 个类中, 按照决策规则式(7):

$$k_j = \max\{k_i\}, K = k_1 + k_2 + \dots + k_m, i=1, 2, \dots, m \quad (7)$$

认为待测样本归属第 j 类。经交叉实验验证, K 取 3 时分类效果最佳。

4 实验结果与分析

本文利用自行建立的手背静脉图像数据库对所提特征提取方法利用 3.3 节中的匹配规则进行实验验证, 正确识别率 (Correct Recognition Rate, CRR) 通过式(8)计算:

$$CRR = \frac{N_c}{N} \quad (8)$$

其中, N 为匹配总次数, N_c 为正确匹配次数。实验结果如表 1 所列。

表 1 手背静脉识别正确率统计

总次数	正确次数	错误次数	耗时/s	正确率/%
60	57	3	0.864	95

实验结果证明了本文所提算法的有效性。上述 HOG 特征向量为 432 维, 计算量较大。为此, 本文用主成份分析法 (Principal Component Analysis, PCA) 通过线性变换对其降维。具体步骤为: 1) 样本特征矩阵中心化, 计算样本特征向量 $X_{210 \times 432}$ 每行的均值, 并将其从相应行中减去得到新特征向量 Y ; 2) 用式(9)求协方差矩阵 C 及其特征值与特征向量; 3) 对 C 进行特征值分解, 将其转化为对角阵, 再从其最大特征值开始依次取前 k 个特征值对应的特征向量组成投影矩阵 P ; 4) 用式(10)对特征向量 Y 进行映射, 得到降维后的本征特征向量 Z 。

$$C = \frac{1}{N-1} Y Y^T \quad (9)$$

$$Z = P Y \quad (10)$$

用 PCA 法对 HOG 特征向量降维, 得到的维数由选择的 k 值决定。不同维数的特征向量对应的匹配计算时间和正确率如表 2 所列。

表 2 不同维度特征向量对应的匹配时间和匹配正确率

特征向量维数	耗时/s	匹配正确率/%
37	0.292	90.00
30	0.279	90.00
27	0.277	91.67
25	0.275	95.00
22	0.271	93.34
17	0.268	93.34

由表 2 可知, 随着 HOG 特征向量维数的减小, 匹配计算时间逐渐减少, 识别正确率先增大后减小。当特征维数为 25 时, 识别率最高, 为 95%, 匹配时间为 0.275 s。与降维前相比, 虽然识别率没有变化, 但是匹配时间由 0.864 s 减少到 0.275 s, 匹配时间减少了 68.2%, 运算速度得到了显著的提升。因此, 完全可将降维后的 HOG 特征向量作为最终用于身份识别的静脉特征向量, 以提高本文提出的手背静脉识别算法的性能。

为了验证本文所提算法的有效性, 本文利用自行建立的数据库进行如下实验。选取具有代表性的基于特征点^[12]、脉

络曲线编码^[14]、基于不变矩特征^[17]和基于原点静矩特征^[18]的识别算法,同样采用KNN分类器实现身份识别,并与本文提出的算法进行性能对比。由于没有统一的公共图像库用于研究,不同算法的实验结果比较只作为参考,不同算法对应的匹配时间和匹配正确率如表3所列。

表3 不同算法对应的匹配时间和匹配正确率

算法	耗时/s	匹配正确率/%
文献[12]的算法	0.335	90.00
文献[14]的算法	0.472	93.34
文献[17]的算法	0.370	81.67
文献[18]的算法	0.148	86.67
本文所提算法	0.275	95.00

从表3可以看出,本文提出的识别算法的性能优于其他基于结构特征的算法。对其进行简要分析:以上4种算法的共同之处在于静脉特征提取都是基于细化后的脉络曲线,文献[12]中的算法是基于端点和交叉点分析的,若细化后曲线效果不好,将会造成一定数目的错误特征点,从而不能提取准确特征;文献[14]中的算法是基于编码分析的,同样局部脉络信息缺失会使编码结果发生较大变化,进而影响识别效果;文献[17]中的算法提取的不变矩特征仅描述静脉的形状特征,对于几何形状相似的脉络曲线识别效果会受到干扰;文献[18]中的算法虽然识别时间较短,但识别率较低,其原因与文献[12]中的算法类似,原点静矩特征的提取完全取决于脉络曲线上的每一个点,特征点的缺失或误判等都难以保证所提取特征的准确性。本文所提算法有效避免了二值化、细化和骨架提取等操作,对于静脉图像细节缺失与特征点误判具有较强的鲁棒性,在识别性能上具有一定的优势。

结束语 本文搭建了手背静脉红外图像采集系统,提出只对原图像进行灰度归一化、高通滤波、直方图均衡化等非易失细节信息的预处理后直接进行二级小波分解,从二级低频子带图中提取HOG纹理特征作为静脉结构的特征向量,采用KNN分类器实现身份识别的方法,同时尝试用主成分分析法对HOG纹理特征向量降维。实验结果表明,在保证匹配正确率不变的条件下,特征向量维数降低了 $(432-25)/432=94.2\%$,充分证明了所提算法的有效性、正确性和优越性。由于该实验只是在小样本情况下进行的测试,对大量样本图像库进行识别也是未来一个重要研究方向。

参考文献

- [1] 赵士伟,张如彩,王月明,等.生物特征识别技术综述[J].中国安防,2015(7):79-86.
- [2] 郭凯.生物识别技术在社保领域的应用[J].电子技术与软件工程,2017(9):257.
- [3] 刘元庆.基于指纹识别技术的考务管理终端在国家级教育考试中的应用研究——以徐州考区为例[J].信息技术与信息化,2016(12):36-38.
- [4] 宋丹,黄旭.生物识别技术及其在金融支付安全领域的应用[J].信息安全研究,2016(1):27-32.
- [5] 武卫.生物识别技术在机场安保领域的应用[J].中国民用航空,2012(8):16-19.
- [6] ZHANG Q,ZHANG X.Research of Key Algorithm in the Technology of Fingerprint Identification [M]. IEEE,2010:282-284.
- [7] JAFRI R,ARABNIA H R. A Survey of Face Recognition Techniques[J]. Journal of Information Processing Systems, 2010, 5(2):41-68.
- [8] 李海青,孙哲南,谭铁牛,等.虹膜识别技术进展与趋势[J].信息安全研究,2016(1):40-43.
- [9] AKRAM M,AWAN H,KHAN A. Dorsal hand veins based person identification[C]//IEEE International Conference on Image Processing Theory,Tools and Applications. IEEE,2014:1-6.
- [10] HUANG D,ZHU X,WANG Y,et al. Dorsal hand vein recognition via hierarchical combination of texture and shape clues [J]. Neurocomputing,2016,214(C):815-828.
- [11] 张成浩.基于手背静脉的身份识别技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2017.
- [12] DING Y,ZHANG D,WANG K. A study of hand vein recognition method[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics & Automation, Niagara Falls, IEEE, 2005:2106-2110.
- [13] 屈冰广.基于基准点和NMI的手背静脉识别算法研究[D].天津:天津理工大学,2016.
- [14] WANG Y,LIAO W. Hand vein recognition based on feature coding[C]//Proceedings of the 7th Chinese Conference on Biometric Recognition,LNCS 7701. Piscataway:IEEE Press,2012:165-175.
- [15] ZHU X,HUANG D,WANG Y. Hand dorsal vein recognition based on shape representation of the venous network[C]//14th Pacific-Rim Conference on Multimedia,PCM 2013. LNCS,2013, 8294:158-169.
- [16] WU K,LEE J,LO T,et al. A secure palm vein recognition system[J]. Journal of Systems and Software,2013,86(11):2870-2876.
- [17] 任桐慧,刘富,姜守坤,等.基于特征点距离的手背静脉特征融合方法[J].吉林大学学报(信息科学版),2016,34(1):73-78.
- [18] 田宏亮.基于原点静矩向量的手背静脉识别技术研究[D].开封:河南大学,2010.
- [19] HU Y,WANG Z,YANG X,et al. Hand vein recognition based on the connection lines of reference point and feature point[J]. Infrared Physics and Technology,2014,62:110-114.
- [20] 雷芸.人体手背图像中的静脉纹路特征提取优化算法[J].计算机仿真,2015(8):435-438.
- [21] 岂兴明,周建兴,矫津毅. LabVIEW 8.2 中文版入门与典型实例[M].北京:人民邮电出版社,2010.
- [22] TANG Y,HUANG D,WANG Y. Hand-dorsa vein recognition based on multi-level keypoint detection and local feature matching[C]//21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012). 2012:2837-2840.
- [23] 林喜荣,庄波,苏晓生.人体手背静脉血管图像的特征提取及匹配[J].清华大学学报(自然科学版),2003,43(2):164-167.
- [24] YEN G,LIN K. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2002,47(3):650-667.