

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2024)09-2753-11

论文引用格式: Wu W, Zhang Y, Lin S, Chen X A and Li Y P. 2024. Double Gabor-filter palm vein recognition network. Journal of Image and Graphics, 29(09):2753-2763(吴微, 张源, 林森, 陈希爱, 李云鹏. 2024. 双Gabor滤波器手掌静脉识别网络. 中国图象图形学报, 29(09):2753-2763)[DOI:10.11834/jig.230382]

双Gabor滤波器手掌静脉识别网络

吴微^{1*}, 张源¹, 林森², 陈希爱³, 李云鹏¹

1. 沈阳大学信息工程学院, 沈阳 110044; 2. 沈阳理工大学自动化与电气工程学院, 沈阳 110159;

3. 中国科学院沈阳自动化研究所, 沈阳 110016

摘要: 目的 基于手掌静脉的身份识别需要在近红外光下采集手掌血管图像, 安全性高。开放环境下的非接触式采集, 相对于传统的将手掌放到采集箱体内部固定栓上的采集方式更受用户欢迎。但开放环境带来的可见光干扰和非接触拍摄带来的图像旋转、平移、比例缩放、光照改变使得识别具有挑战性。针对以上两个难点, 研究了一种基于非监督卷积神经网络的方法。方法 在卷积层中结合主成分分析(principal component analysis, PCA)滤波器提取主元信息, 减少由于可见光引起的噪声影响; 以固定尺寸Gabor滤波器为多尺度自适应Gabor滤波器提供先验知识, 克服图像因几何与光照改变对识别产生的干扰, 用以增强掌脉稳定特征, 提升识别性能, 再以二值化方式降低数据量, 最后使用自适应K近邻(K-nearest neighbors, KNN)的变体分类器进行分类识别。结果 采用自建图库、同济图库和PolyU-NIR图库进行实验分析, 在3个图库中的等误率分别为0.289 9%、0.211 3%和0.158 6%, 误拒率和误识率分别为0.002 7和2.318 8、0.002 3和1.282 1、0.000 0和1.596 2。结论 与传统方法以及经典网络方法相比, 该方法能有效提高识别准确率, 适用于对安全性要求较高的场合进行身份识别, 具有实用价值。

关键词: 生物特征识别; 手掌静脉识别; 非接触; 近红外光图像; 卷积神经网络(CNN)

Double Gabor-filter palm vein recognition network

Wu Wei^{1*}, Zhang Yuan¹, Lin Sen², Chen Xiaai³, Li Yunpeng¹

1. School of Information Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China;

2. School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China;

3. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China

Abstract: **Objective** Palm vein recognition takes advantage the stability and uniqueness of human palm vein distribution for identification. The palm vein is hidden under the epidermis and cannot be photographed under visible light, and the replication of its complex structure presents difficulty. A severed palm or corpse fails certification because blood has stopped flowing, which makes palm vein recognition suitable for high-security applications. The noncontact collection in an open environment is more popular than the traditional collection method of placing the palm on a fixed bolt in the collection box. However, the opacity, inhomogeneity, and anisotropy of the skin tissue covering the palm vein cause scattering of near-infrared light. The visible light in open environments aggravates scattering and increases noise, which result in vague

收稿日期: 2023-06-29; 修回日期: 2023-12-16; 预印本日期: 2023-12-23

* 通信作者: 吴微 wuwei429@163.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(61903358); 中国博士后基金项目(2019M651142); 辽宁省自然科学基金项目(2021-BS-023); 中国科学院青年创新促进会基金项目(2022196)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61903358); China Postdoctoral Science Foundation (2019M651142); Natural Science Foundation of Liaoning Province, China (2021-BS-023); Youth Innovation Promotion Association of Chinese Academy of Sciences (2022196)

palm vein imaging in some people. The noncontact acquisition method increases the intraclass difference of the same sample increase due to rotation, translation, scaling, and illumination in multiple shots. The above difficulties make recognition challenging. A method based on unsupervised convolutional neural network was studied with aim of addressing such difficulties. **Method** Given that this paper requires a benchmark library to train the self-built network, a palm vein image library containing 600 images from 100 volunteers was established. Then, the program parameters were trained and adjusted using the self-built library. After several training adjustments, the optimal and the trained network parameters were acquired. In image preprocessing, the region of interest (ROI) was extracted from all the palm vein images collected. First, the original palm vein image was denoised and binarized via low-pass filtering. Then, the palm contour was extracted via the dilation method in binary morphology. The obtained palm contour was refined into a single pixel, and the palm vein ROI was extracted using a method mentioned in literature. The extracted palm-vein ROI was adjusted based on the corresponding pixel size, and the mean was subtracted for normalization. A local region was extracted for each pixel in the processed ROI of the palm vein to ensure that it covers the entire ROI of the palm vein. In addition, all local regions are converted into vector forms. A filter of the principal component analysis was used to extract principal component information in the convolution layer to reduce the noise caused by visible light. The fixed-size Gabor filter was used to obtain prior knowledge on the multiscale adaptive Gabor filter to overcome the interferences resulting from image rotation, translation, scaling, and illumination changes on recognition and improve palm-vein stability features and recognition performance. Then, the amount of data was reduced by binarization. Finally, the adaptive K-nearest neighbors (Ada-KNN) variant classifier was used for classification and recognition. The Ada-KNN2 classifier uses heuristic learning method instead of neural network. With the use of density and distribution of the test point neighborhood, the specific k value suitable for the test point was determined using an artificial neural network to achieve efficient and accurate distinction between samples and solve the problem of the increased difference in the same sample image. In addition, unbalanced sample data are avoided, which a great influence on the results. **Result** Experimental findings show that this method can effectively increase the recognition accuracy compared with traditional and classical network methods. The equal error rates (EERs) of the three libraries were 0.289 9%, 0.211 3%, and 0.158 6%, respectively. Compared with the traditional method that had the best effect on the three libraries during comparison, EER was reduced by 0.176 8%, 2.466 5%, and 1.468 1% compared with the classical network method that had the best effect. EER decreased by 0.033 3%, 0.233 3%, and 0.248 7%. The false rejection rate/false accept rate were 0.002 7/2.318 8, 0.002 3/1.282 1, and 0.000 0/1.596 2. In addition, from the generated receiver operating characteristic curve, the advantages of the method in recognition performance can be observed more intuitively. It can distinguish and recognize similar images to a great extent and improve the overall recognition performance. The proposed method also effectively solves the problem of increased differences in similar images due to alterations in rotation, translation, scaling, and illumination during noncontact acquisition, which led to a decrease in the recognition performance. **Conclusion** The experimental findings underscore the effectiveness of the proposed method in addressing the aforementioned challenges. Nevertheless, the operational efficiency of this approach exhibits relative insufficiency. Consequently, further investigation and in-depth studies should be aimed at addressing this efficiency gap. Future research endeavors should cover strategies for the systematic enhancement of the operational efficiency without compromising the robustness and precision of the recognition process. One pivotal area of exploration pertains to sample size expansion, which warrants a meticulous examination of methodologies to ensure the scalability of the proposed approach. Concurrently, optimization measures should be meticulously devised to fine tune operational aspects to achieve an optimal balance between efficiency and accuracy.

Key words: biometric identification; palm vein recognition; non-contact; near-infrared light image; convolutional neural network (CNN)

0 引言

手掌静脉识别(掌脉识别)不仅能进行个人身份

识别而且可以进行活体验证,是一种具有广泛应用前景的生物特征识别方法。掌脉位于表皮下,呈网状结构难以复制,不易被窃取拍摄,安全性高(吴微等,2013)。

传统的掌脉识别,为了避免可见光的干扰,让用户把手掌放入图像采集箱体内,为了提高识别的精度,使用手部固定栓进行接触式拍摄,对用户约束较大。开放环境下的非接触式采集更受用户欢迎。但开放环境带来了可见光对近红外光成像的干扰。覆盖在掌脉上的皮肤组织的非透明性、不均匀性和各异性,使得照射掌脉的近红外光发生散射(Fei等,2019),开放环境下的可见光加剧了散射且增加了噪声,从而导致部分人群掌脉成像不清晰。非接触式采集方式使同一样本在多次拍摄中因旋转、平移、比例缩放以及光照改变而造成图像类内差别增大。以上两个难点使得识别具有挑战性。

现有的掌脉识别方法可以归结为基于传统方法和基于神经网络的方法。传统方法可以细分成基于几何特征的方法,基于纹理特征的方法,以及基于子空间的方法。

基于几何特征的方法利用线特征或点特征来描述手掌静脉。Kang 等人(2014)使用局部尺度不变特征变换(root scale invariant feature transform, Root-SIFT)算法,通过生成关键点描述符来构造描述子表示图像特征;Wu 等人(2013)使用最小方向码对基于线的静脉特征进行二进制编码;Bansal 等人(2021)使用尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)检测关键角点。但开放环境下,皮肤组织散射和光学模糊加剧,部分点、线特征丢失,因而识别准确率不高。

基于纹理特征的方法中,林森等人(2015)使用近邻二值模式(neighbor binary pattern, NBP)针对掌脉图像使用局部区域相邻像素之间的灰度大小关系进行编码;马瑞和周力(2020)使用 Gabor 滤波器提取纹理特征和纹理的差异性特征;Najmabadi 和 Moallem (2022)则使用局部方向紧凑模式(local directional compact pattern, LDCCP),通过每个像素在 4 个不同方向的局部邻域的边缘响应来区分不同纹理。但是这些方法可能会受到掌脉图像纹理信息不够丰富和清晰的影响,从而导致识别性能不佳。

基于子空间的方法中,苑玮琦等人(2013)使用偏最小二乘算法提取掌脉图像中灰度值变异大,且类别信息相关性最大的若干方向组成分类子空间。Xue 等人(2021)使用二维主成分分析准确获取协方差矩阵,而 Rizki 等人(2016)则使用二维线性判别分析进行特征提取,并通过最大化类间离散度和最小

化类内离散度实现降维。然而,这些基于子空间的方法对于光照等噪声敏感度较高。

基于深度学习的方法研究较多(Babalola 等, 2021;曾军英等,2019;Minaee 和 Wang,2017;王海纶等,2019),但依赖大规模数据库的训练,否则容易造成过拟合现象。为了解决训练图库不足的问题,常常采取预训练网络,而后应用到掌脉图库上的方法。这又限制了深度神经网络的应用。

为了应对开放环境下可见光对近红外光下成像的干扰以及非接触式采集方式引起的类内间距增大的问题,本文提出了一种结合卷积神经网络 convolutional neural networks(CNN)与传统方法的网络结构,该方法在卷积层中结合主成分分析(principal component analysis, PCA)滤波器提取主元信息,减少由于可见光引起的噪声影响;以固定尺寸 Gabor 滤波器为多尺度自适应 Gabor 滤波器提供先验知识,用以克服图像因几何与光照改变对识别产生的干扰,增强掌脉稳定特征,提升识别性能,最后以二值化降低数据复杂性。所提方法既通过传统方法减弱了噪声及干扰,增强了稳定特征,又通过网络训练提取出了具有判别性的特征。图 1 是本文系统总体流程图,包括:以自研图像采集设备采集的图像和对应图像感兴趣区域的提取,以及网络训练、特征提取和分类识别的总体示意图。

1 图像采集装置

自研的开放环境下非接触式手掌静脉图像采集装置如图 2 所示。为了增加手掌静脉对近红外光的吸收量,将可见光干扰降到最低点,采集装置的主动光源采用了 CST 品牌型号为 BL-270-42-IR 的两条近红外条形光源,光源波长为 850 nm,配备光强调节控制器。采集装置的摄像头选择型号为 MV-VD120SM 的工业相机。所拍图像分辨率为 1280×960 像素的 8 bit 灰度图。在采集过程中手只发生刚性形变,即手各点之间的相对位置不发生变化。

2 图像预处理

图像预处理中一个关键问题是定位感兴趣区域(region of interesting, ROI)。ROI 提取待识别的特征区域,大幅度减少计算量。本文采用王楠(2011)的

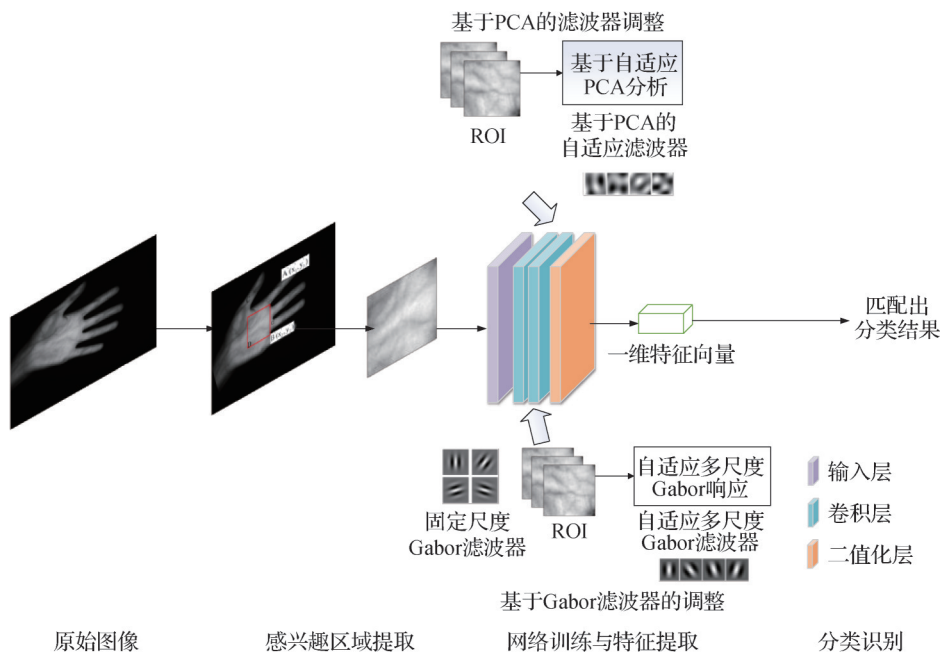


图1 系统总体示意图

Fig. 1 System overall schematic diagram

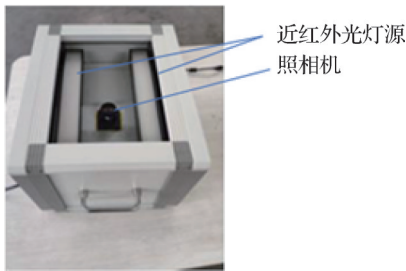


图2 自建掌脉图像采集装置外观图
Fig. 2 Appearance of self-built palm pulse image acquisition device

方法定位ROI,提取手掌上的稳定特征点:食指与中指的谷点、无名指与小拇指的谷点。

ROI提取过程如图3所示。首先采用低通滤波对原始图像(图3(a))去噪,而后利用二值形态学的膨胀方法提取手掌单像素轮廓,结果如图3(b)。从图像右侧向左侧进行垂直线扫描,手掌轮廓与扫描线交点为8时,说明此扫描线经过了除大拇指外的4个手指,扫描线与手掌轮廓的8个交点分别记为 p_1 — p_8 ,如图3(c)所示。从第2个交点 p_2 到第3个交点 p_3 沿手掌轮廓跟踪,采用张真林等人(2016)提出的圆盘法定位出食指与中指的谷点A点,同理,在 p_6 到 p_7 定位出无名指与小拇指的谷点B点。连接A、B两点,将线段AB与垂直方向的夹角记为 α ,如图3(d)所示。将手掌图像以A点为中心,逆时针旋转角度 α ,

如图3(e)所示。以AB为一边,在手掌上提取出一个正方形ABCD。将正方形ABCD灰度归一化、尺寸归一化,得到ROI,如图3(f)所示。

3 基于PCA滤波器和Gabor滤波器的卷积神经网络

本节描述了自建网络结构及无监督训练的过程。自建网络结构包括:输入层 L_0 ,两个卷积层: L_1 层和 L_2 层,一个二值化层: L_3 层。然后整理输出图像组并将其每一张都无重叠分块,计算对应的直方图作为最终提取的特征。 L_1 层加入的PCA滤波器能够提取出包含最多有用信号的主成分,这种主成分的特征识别贡献率(特征值、方差和能量)最高,这样能够将图像中由于可见光、近红外光在皮肤照射中的散射噪声去掉。但是,PCA滤波的局限性只能滤除与有用信号不相关的信号,对于相关或略有相关的信号,PCA就比较困难。这时,在 L_2 卷积层中采用固定尺寸Gabor滤波器克服图像旋转、平移、比例缩放对识别的干扰,以多尺度自适应Gabor滤波增强掌脉稳定特征,这样就将具有区分能力的特征凸显出来了,识别性能自然得到提升。图4为网络结构图。以上这些层的配置如下:

L_0 输入层,尺寸为 128×128 像素,对应手掌静

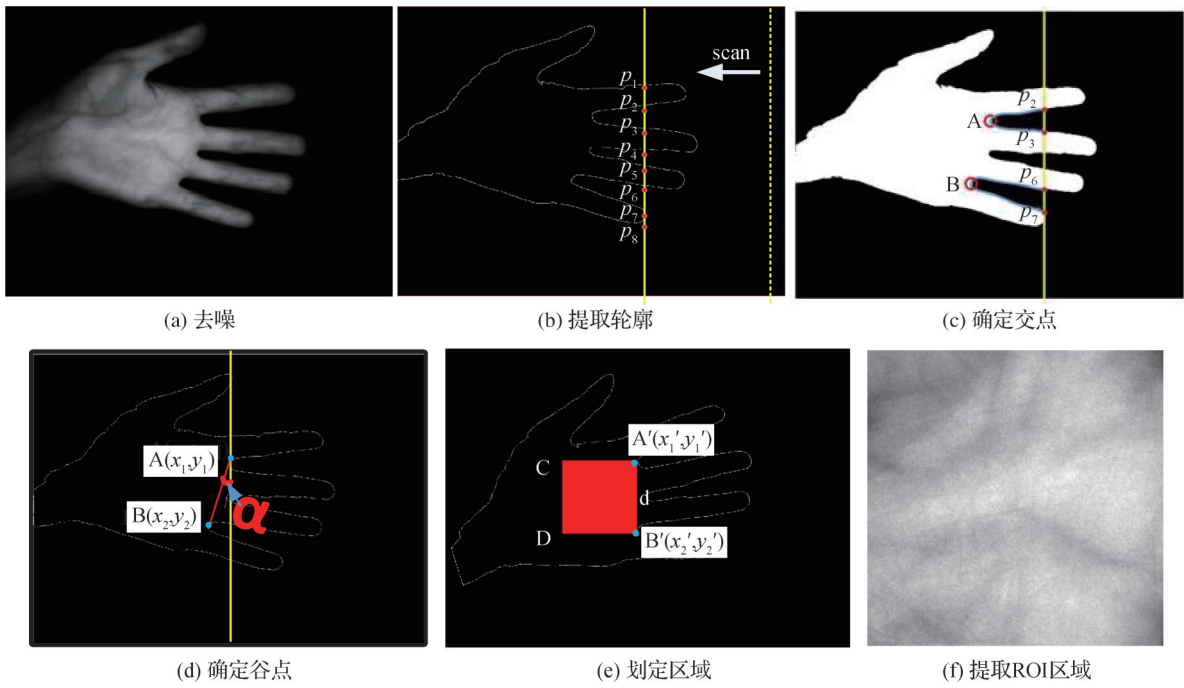


图3 ROI区域提取流程示意图

Fig. 3 ROI region extraction process diagram ((a) denoising; (b) extracting contour; (c) determine the cross point; (d) determine the valley point; (e) delineated area; (f) extract ROI region)

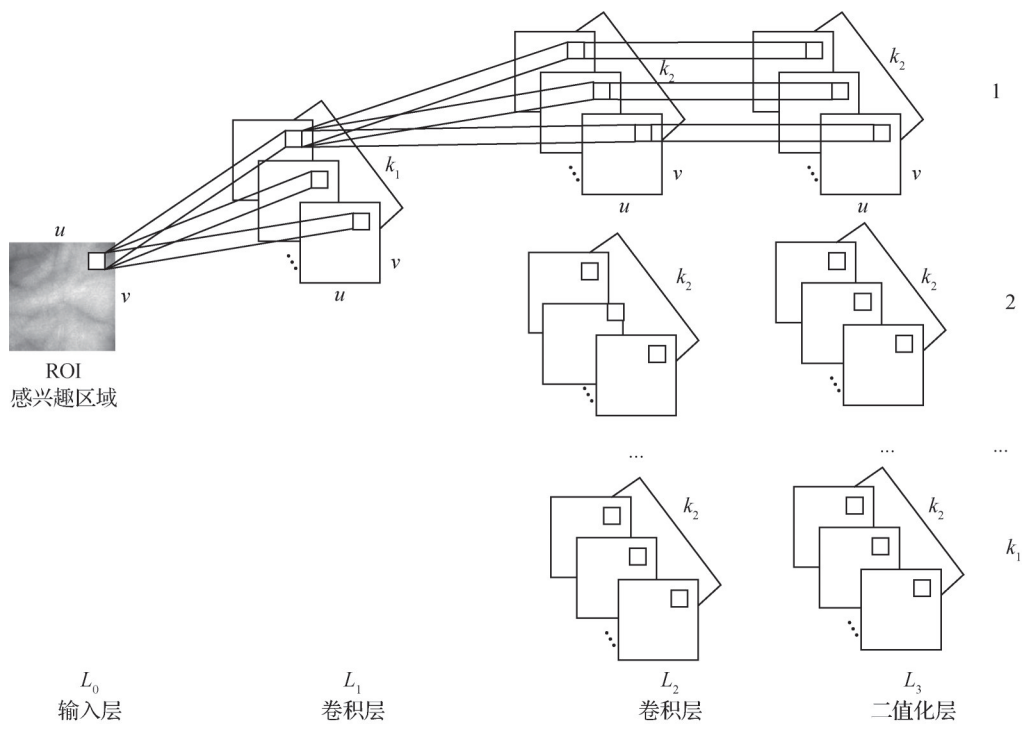


图4 网络结构

Fig. 4 Network architecture

脉ROI的大小。

L_1 第1个卷积层,由 k_1 个滤波器组成。每个滤波器用于处理输入图像;因此,这一层的输出由 k_1 幅尺

寸为 128×128 像素的图像组成。

L_2 第2个卷积层,由 k_2 个滤波器组成。每个滤波器用于处理 L_1 层输出的 k_1 幅图像。因此,这一层的

输出由尺寸为 128×128 像素的 $k_1 \times k_2$ 幅图像组成。

L_3 二值化层, 使 $f(x) = \text{bin}(x)$ 作用于 L_2 层输出的 $k_1 \times k_2$ 幅图像的每个像素, $\text{bin}(x)$ 定义为

$$\text{bin}(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

这一层的输出由 $k_1 \times k_2$ 二值图像组成, 尺寸仍为 128×128 像素。通过二值化层将多个输出组合成单个十进制数以减少 L_2 输出的规模。

L_1 和 L_2 层中的滤波器有不同的大小, 并使用无监督的训练程序进行配置。基于 PCA 的滤波器和 2DGabor 滤波器之间的主要区别是基于 PCA 的滤波器不依赖于任何形状假设, 完全通过基于 PCA 的调谐程序进行训练, 而 2DGabor 滤波器是特定于手掌静脉纹理特征的, 其形状由正弦波与高斯函数的乘积定义。

3.1 L_1 层滤波器

L_1 层采用基于 PCA 的滤波器, 过程包括以下两个步骤: 先将 ROI 区域分块, 提取每块主成分; 再组合各块主成分成为特征向量并进行计算和提取。具体说明如下。

1) 对 ROI 进行无重叠全覆盖分块, 将这些局部区域转化为向量形式, 从而得到 $u \times v$ 向量 $p_1, p_2, \dots, p_{uv} \in \mathbf{R}^{m_1 m_2}$, 从每个向量中减去其均值。然后, 通过连接 N 个 ROI 中的每一个的向量 p_i 来计算矩阵 $P \in \mathbf{R}^{m_1 m_2 \times N_{uv}}$ 。

2) 通过计算 pp^T 并提取 pp^T 的 V 个主特征向量来执行 P 的 PCA 计算, 用 e_i 表示, $i = 1, 2, \dots, V$ 。通过将每个特征向量 e_i 转换成一个矩阵 $E_i \in \mathbf{R}^{m_1 \times m_2}$ 来提取本网络的 V 个对应的滤波器。根据网络结构和为网络的每一层选择的滤波器数量 (即 k_1 和 k_2) 来选择滤波器 V 的个数。

3.2 L_2 层滤波器

L_2 层包含固定尺度 2DGabor 滤波器以及自适应多尺度 2DGabor 滤波器。

1) 固定尺度 2DGabor 滤波器。构建一组尺度固定的 2DGabor 滤波器, 由正弦波与高斯函数的乘积形成且表示为 G_f 。滤波器具有以下固定比例的形式, 具体为

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

式中, $j = \sqrt{-1}$, μ 为正线波的频率, σ 为高斯函数的标准差, θ_f 为滤波器的方向。使用固定的 μ 和 σ 值, 而对于方向 θ_f , 使用从集合 Θ_f 中取样的值, 其计算式为

$$\Theta_f = \left\{ \theta_f \mid \theta_f = i \frac{\pi}{F}, i = 1, \dots, F \right\} \quad (3)$$

因此, 可获得 F 个固定尺度的具有 $h_1 \times h_2$ 尺寸的 2DGabor 滤波器的集合 $G_{f\circ}$ 。

2) 自适应多尺度 2DGabor 滤波器。首先计算出一组自适应方向; 其次利用计算得到的方向, 计算出一组多尺度 2DGabor 滤波器; 最后选择获得最大幅度响应的滤波器。

(1) 自适应方向的计算。对图像进行低通滤波, 并应用基于梯度的算子来确定描述纹理图案局部方向的图像 I_{Orient} 并计算其直方图均值, 提取出最频繁的 S 个方向 Θ_s 。一组 C 个自适应方向 Θ_c 由 $\Theta_c = \Theta_s \cup \Theta_f$ 获得, 其中 Θ_f 使用式 (3) 和 $C = |\Theta_c|$ 计算得出, 其中 $|\cdot|$ 表示集合的基数。多尺度 2DGabor 滤波器的计算: 分别使用以下等式定义了两组偶对称和奇对称多尺度 2DGabor 滤波器 $G_{a, \text{even}}$ 和 $G_{a, \text{odd}}$ 计算为

$$G_{a, \text{odd}}(x_{\text{rot}}, y_{\text{rot}}, \theta_c, m_f) = \text{imag} \left(a_0^{-m_f} \frac{1}{\sqrt{2}} \times \exp \left(\frac{-1}{2r^2} \left(r^2 x_{\text{rot}}(\theta_c)^2 + y_{\text{rot}}(\theta_c)^2 \right) \right) \exp(j\psi x_{\text{rot}}(\theta_c)) \right) \quad (4)$$

$$G_{a, \text{even}}(x_{\text{rot}}, y_{\text{rot}}, \theta_c, m_f) = \text{real} \left(a_0^{-m_f} \frac{1}{\sqrt{2}} \times \exp \left(\frac{-1}{2r^2} \left(r^2 x_{\text{rot}}(\theta_c)^2 + y_{\text{rot}}(\theta_c)^2 \right) \right) \right) \times \left(\exp(jk x_{\text{rot}}(\theta_c)) - \exp \left(-\frac{k^2}{2} \right) \right) \quad (5)$$

$$m_f \in [0, 1, \dots, M], M = \left\lceil \log_2 \left(\frac{u}{2} \right) \right\rceil$$

式中, $\text{real}(\cdot)$ 和 $\text{imag}(\cdot)$ 分别指代参数的实部与虚部, 用于提取偶对称滤波器和奇对称滤波器; 比例因子为 a_0 ; 滤波器长和宽的比为 r ; 频率值为 ψ 。滤波器的比例为 m_f , u 是 ROI 的水平尺寸。然后, 定义 $x_{\text{rot}}(\theta_c)$ 和 $y_{\text{rot}}(\theta_c)$ 为

$$x_{\text{rot}}(\theta_c) = \left(a_0^{-m_f} x - \frac{4 + 2^{-m_f}}{2} \right) \cos \theta_c + \left(a_0^{-m_f} y - \frac{4 + 2^{-m_f}}{2} \right) \sin \theta_c \quad (6)$$

$$y_{\text{rot}}(\theta_c) = -\left(a_0^{-m_f}x - \frac{4 + 2^{-m_f}}{2}\right)\sin\theta_c + \left(a_0^{-m_f}y - \frac{4 + 2^{-m_f}}{2}\right)\cos\theta_c \quad (7)$$

式中, $\theta_c \in \Theta_c$, 由此得到一个包含 $A = M \times C$ 偶对称多尺度滤波器的集合 $G_{a, \text{even}}$ 和另一个包含 $A = M \times C$ 奇对称多尺度滤波器的集合 $G_{a, \text{odd}}$ 。滤波器尺寸计算为 $g_1 \times g_2 = 4 \times 2^{m_f}$ 。

(2) 选择最大幅度响应的滤波器。为了使多尺度的 2DGabor 滤波器更好地适应训练数据, 采用了一种根据幅度响应选择最相关滤波器的方法。即对 ROI 图像 I 应用 $G_{a, \text{even}}$ 和 $G_{a, \text{odd}}$ 的每个滤波器进行滤波, 并获得图像 $\{I_{a, \text{even}}\}$ 和 $\{I_{a, \text{odd}}\}$ 。计算每对滤波图像的组合幅度响应, 其中 $I' = I_{\text{even}}^2 + I_{\text{odd}}^2$, I_{even} 为偶数频率分量的 Gabor 滤波器处理后的图像, 反映图像中偶数频率特征的响应; I_{odd} 为奇数频率分量的 Gabor 滤波器处理后的图像, 反映图像中奇数频率特征的响应; I' 为偶数频率和奇数频率分量幅度响应的平方和, 表示图像中频率特征的综合强度。得到一组图像 $\{I'_a\}$, 并以像素的幅度响应作为依据进行降序排序, 生成大小为 $A \cdot u \cdot v$ 的一维向量 S_m 。对于 G_a 中的每个滤波器, 计算 ROI 中每个位置 (x, y) 的一维向量 S_m 中相应响应的数量, 确保每个滤波器在每个位置最多考虑一次。计算并从 $G_{a, \text{even}}$ 和 $G_{a, \text{odd}}$ 中提取在所有 ROI 中出现次数最多的 A' 滤波器 $G_{a', \text{even}}$ 和 $G_{a', \text{odd}}$ 。固定的和自适应的 Gabor 滤波器的数量基于网络结构和网络的每一层选择的过滤器数量 k_1 和 k_2 选择。

3.3 特征表示

将经过训练的自建网络应用于手掌静脉 ROI。将所有 k_2 图像的二进制值连接起来, 构造一个二进制向量 b 。然后将二进制向量 b 编码成十进制数字 d , 具体为

$$d = \sum_{j=1}^{k_2} 2^{j-1} b(j) \quad (8)$$

式中, $b = [B_1(x, y), B_2(x, y), \dots, B_{k_2}(x, y)]$ 。多次重复编码得到整组 k_2 二进制输出图像的十进制矩阵 $D(x, y)$ 。并使用上述方法获取 k_1 组二值图像的十进制矩阵 D_l , $l = 1, 2, \dots, k_1$ 。将所有 D_l 按照大小为 $b_1 \times b_2$ 进行划分, 得到 n_b 个非重叠块及其对应直方图, 将所有直方图进行连接构造特征向量 H 。

其中 $|H| = 2^{k_2} k_1 n_b$ 。

3.4 匹配给出分类结果

将从手掌静脉 ROI 中提取的特征向量集合 $\{H\}$ 作为输入来计算与每个特征向量相关联的类别(身份)。接下来使用基于欧氏距离的自适应 K 近邻(K-nearest neighbors, KNN)变体分类器(adaptive K-nearest neighbors 2, Ada-kNN2)(Mullick 等, 2018)进行匹配。该分类器没有参数并且不需要训练程序。

4 实验与结果分析

为了直观有效地验证本文方法的可行性和有效性, 采用自建图库、同济图库(Zhang 等, 2017)以及 PolyU-NIR 图库(Zhang 等, 2010)分别进行实验。

4.1 图库

4.1.1 自建图库

使用图 2 中的设备对 100 名年龄在 20~50 岁之间的人的左手进行掌脉图像的采集, 每人采集 6 幅, 总共采集了 600 幅图像。图 5 为图像采集过程。图 6 为自建掌脉图库中的 4 个样本图像。



图 5 自建图库采集过程

Fig. 5 Self-built library collection process

4.1.2 PolyU-NIR 图库

香港理工大学多光谱掌纹图库, 可在蓝、绿、红色和近红外(near infrared, NIR)照明下采集掌纹图像, 使用 CCD 摄像机以及高功率的卤素光源构成采集设备, 进行接触式采集, 使用近红外照明采集的掌纹图像提取掌脉样本, 每个个体 6 个样本, 共 1 500 个手掌静脉图像样本。PolyU-NIR 图库样图如图 7 所示。

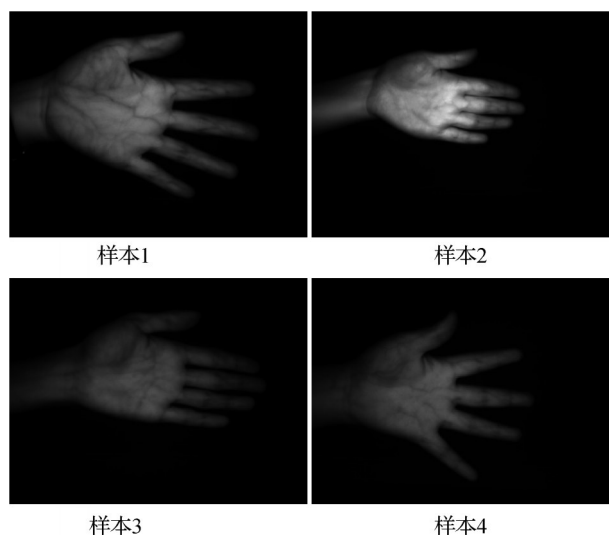


图6 自建图库样本

Fig. 6 Self-built library samples

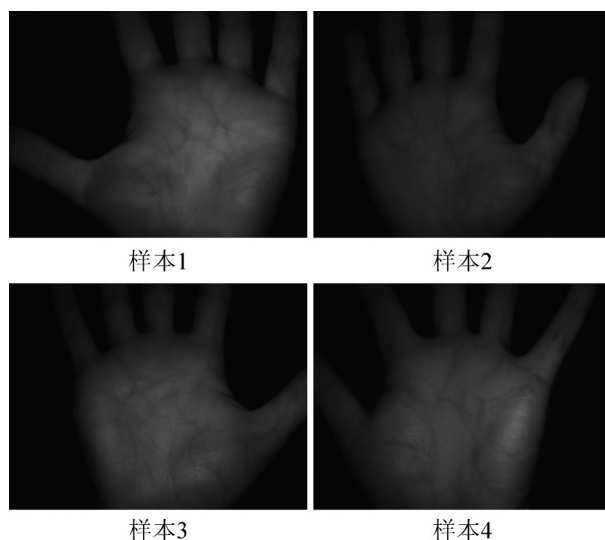


图8 同济图库样本

Fig. 8 Tongji library samples

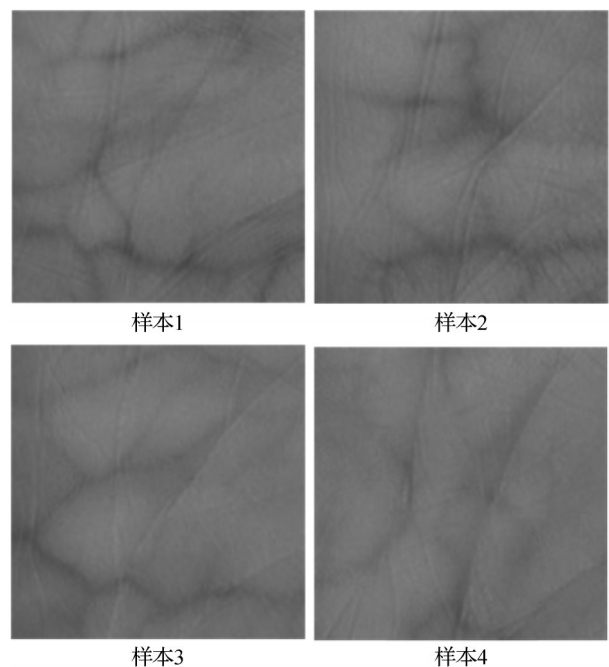


图7 PolyU-NIR 图库样图

Fig. 7 PolyU-NIR library sample diagram

4.1.3 同济图库

同济大学非接触式采集的手掌静脉图库,光源波长为 940 nm,包含 600 个年龄在 20~50 岁之间的个体的 12 000 个手掌静脉图像样本。这些图像是使用专有非接触式采集设备捕获的。本文选取 600 个个体,每个个体 6 个样本,共 3 600 个手掌静脉图像样本。同济图库样本如图 8 所示。

4.2 性能评价与指标

本文使用 n 折交叉验证提出的掌脉识别方法准

确性,并选择 $n = 2$ 和 5 次重复交叉验证,将数据集分为训练集与测试集,分别占总数据集的 50%,确保随机选择并不相交。选取 5 次迭代的均值作为结果。

以误拒率(false rejection rate, FRR)、误识率(false accept rate, FAR)、正确识别率(correct recognition rate, CRR)(苑玮琦等, 2013)、等错误率(equal error rate, EER)和受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)曲线衡量识别性能(Bhatnagar 和 Kumar, 2009),具体为:

$$f_{\text{FRR}} = \frac{f_{\text{NFR}}}{f_{\text{NAA}}} \times 100\% \quad (9)$$

$$f_{\text{FAR}} = \frac{f_{\text{NFA}}}{f_{\text{NIA}}} \times 100\% \quad (10)$$

式中, f_{NAA} 和 f_{NIA} 分别是合法用户和假冒(非法)用户分别尝试的总次数; f_{NFR} 和 f_{NFA} 分别是错误拒绝和错误接受的次数。

CRR 为正确鉴别结果的实验次数占鉴别实验的总次数的百分比, EER 是身份识别系统性能的综合指标,通常越小表示系统性能越高。ROC 曲线直观地展示了 f_{FAR} 和 f_{FRR} 随判别阈值变化的情况。

4.3 特征大小

本文使用 MATLAB R2020b 环境实现了所有方法,并且在个人计算机上执行了测试。自建网络的特征向量大小计算式为

$$|H| = 2^k k_1 n_B = 2^{15} \times 15 \times 25 = 12\,288\,000 \quad (11)$$

式中, $n_B = 25$ 作为大小 $b_1 = b_2 = 23$ 的非重叠块的数量获得,适合大小为 $u = v = 128$ 的输入 ROI 图像。

4.4 参数调整和灵敏度分析

通过在 $[5, 15]$ 范围内改变参数 F 、 A' 、 S 和 V (其中 F 为滤波器的频率参数; A' 为最佳小波数; S 为最大方向数; V 为滤波器尺度参数)的值来实验性地调整它们的值,其中选择上限 15 以避免内存不足,在此前提下选择最佳分类精度的参数值,由表 1 可以得出结论。选择 $F = 4$ 、 $A' = 4$ 、 $S = 12$ 和 $V = 15$,以及 $k_1 = V = 15$ 和 $k_2 = F + A'$ 的值。

通过文献中提到的常用最佳值来选择参数 u , v , μ , σ , a_0 , r 和 ψ 的值。具体来说,常用的手掌静脉 ROI 大小以及固定尺度 2DGabor 滤波器的常用参数分别为 $u = v = 128$, $h_1 = h_2 = 35$, $\mu = 0.11$ 和 $\sigma = 5.6179$;自适应多尺度 2DGabor 滤波器常用参数为: $a_0 = 2$, $r = 1$ 和 $\psi = 2.4653$ 。通过实验在 $[1, u]$ 范围内调整 b_1 和 b_2 的值,并选择导致最大识别精度的值,即 $b_1 = b_2 = 23$ 。同样,调整 m_1 和 m_2 的值并选择 $m_1 = m_2 = 15$ 的最佳值。

表 1 参数实验表

Table 1 Parameter experiment table

F	A'	S	EER/%
4	3	12	1.025 5
4	4	12	0.289 9
4	5	12	0.804 8
4	12	12	1.605 1
4	4	10	0.439 9
4	4	8	0.977 2
4	4	5	1.029 4
8	4	12	1.955
12	4	12	2.978 5

4.5 识别性能

本文使用 DBM (difference of block means) (Almaghtuf 等, 2020)、PCA+LPP (principal component analysis + locality preserving projections) (Wang 等, 2008)、2DLDA (two-dimensional linear discriminant analysis) (Lee 等人, 2015)、DGWLD (double gabor orientation weber local descriptor) (王华彬 等, 2018)以及一些经典网络方法 Alexnet、PCANet (Chan 等, 2015)、VGG16 (Visual Geometry Group 16-layer network) (Wulandari 等, 2019)、VGG19 (Wan 等,

2017)和 Resnet18 与本文方法进行识别性能对比。表 2 列出了本文方法和文献中传统经典方法用于验证模式的等误率的对比情况。表 3 列出了对应情况的 FAR/FRR 值。表 4 列出了本文方法与文献中经典网络方法用于验证模式的识别准确度的对比情况。图 9—图 11 分别展现了部分方法在不同图库下所生成的 ROC 曲线。可以看出与其他几种方法相比,本文方法识别性能更优。

表 2 与传统经典方法等误率比较

Table 2 Comparison of EER with traditional classical methods

方法	自建图库	PolyU-NIR	同济图库
DBM	1.603 5	2.243 6	3.895 4
PCA+LPP	0.466 7	1.626 7	6.977 8
2DLDA	1.573 2	5.413 3	2.677 8
DGWLD	4.047 5	6.593 6	3.710 9
本文	0.289 9	0.158 6	0.211 3

表 3 与传统经典方法误识率与误拒率比较

Table 3 Comparison with the traditional classical methods of FAR and FRR

方法	$f_{FAR} \setminus f_{FRR}$		
	自建图库	PolyU-NIR	同济图库
DBM	1.227 8\2.000 0	1.536 2\2.746 7	2.612 7\4.822 2
PCA+LPP	0.005 1\17.666 7	0.084 2\3.360 0	0.641 8\9.388 9
2DLDA	0.029 4\10.738 7	1.184 3\10.240 0	1.177 1\3.666 7
DGWLD	0.001 7\18.733 3	4.244 7\8.106 7	1.800 6\5.133 3
本文	0.002 7\2.318 8	0.002 3\1.282 1	0.000 0\1.596 2

表 4 与经典网络方法等误率比较

Table 4 Comparison of EER with classical network methods

方法	自建图库	PolyU-NIR	同济图库
PCANet	2.040 8	0.864 0	0.444 6
Alexnet	0.863 6	0.493 8	0.500 0
VGG16	0.596 0	0.712 7	0.978 0
VGG19	0.464 6	0.759 6	0.955 8
Resnet18	0.323 2	0.407 3	0.500 0
本文	0.289 9	0.158 6	0.211 3

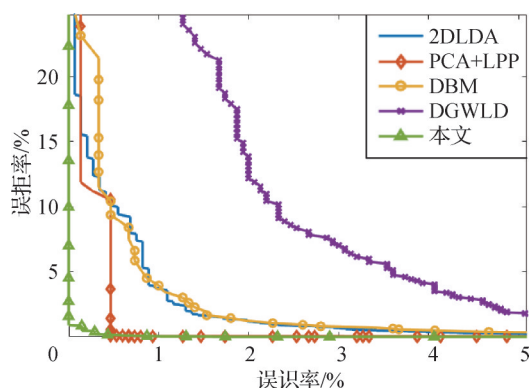


图9 自建图库的ROC曲线

Fig. 9 ROC curve of self-built database

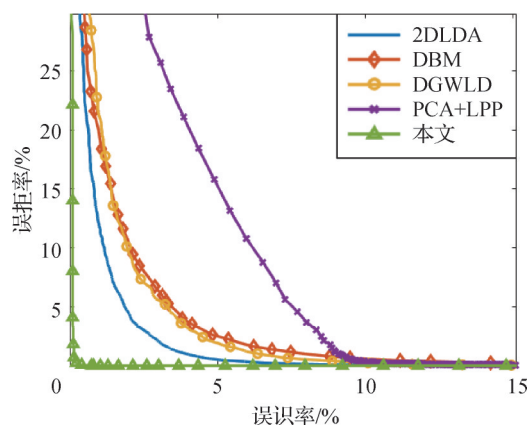


图10 同济图库的ROC曲线

Fig. 10 ROC curve of Tongji database

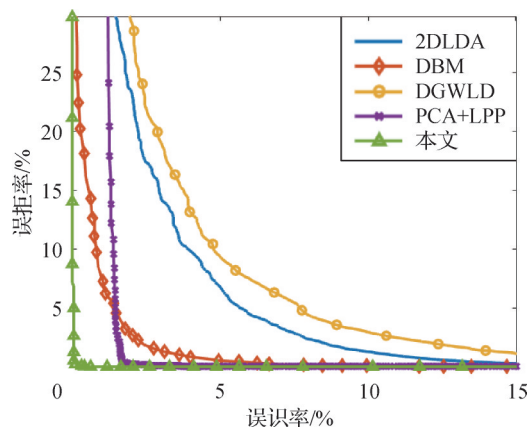


图11 PolyUNIR图库的ROC曲线

Fig. 11 ROC curve of PolyUNIR database

5 结论

手掌静脉识别是一种高安全性的生物特征识别方式。为了降低用户使用时的约束,开放环境下、非接触式是掌脉识别的方向。开放环境带来了可见光对近红外图像成像的干扰。加剧了掌脉成像中的散

射,增加了噪声,从而部分人群掌脉成像不清晰。非接触式采集方式使同一样本在多次拍摄中因旋转、平移、比例缩放而造成图像类内差别增大。以上两个难点使得识别具有挑战性。

本文提出了一种结合卷积神经网络与传统方法的网络结构,首先通过自研图像采集设备采集图像,提取对应图像的感兴趣区域,之后通过传统方法减弱噪声及干扰,增强稳定特征,并使用网络训练提取出具有判别性的特征。在自建图库、PolyUNIR图库、同济图库实验中,EER分别达到0.1586%,0.2113%,0.2899%,表明了本文方法的可行性以及应用前景。在下一步的研究工作中,将考虑进一步增大样本量,研究大数据条件下网络的适用性,并提高算法的运行效率。

参考文献(References)

- Almaghtuf J, Khelifi F and Bouridane A. 2020. Fast and efficient difference of block means code for palmprint recognition. *Machine Vision and Applications*, 31(6): #51 [DOI: 10.1007/s00138-020-01103-3]
- Babalola F O, Bitirim Y and Toygar Ö. 2021. Palm vein recognition through fusion of texture-based and CNN-based methods. *Signal, Image and Video Processing*, 15(3): 459-466 [DOI: 10.1007/s11760-020-01765-6]
- Bansal M, Kumar M and Kumar M. 2021. 2D object recognition: a comparative analysis of SIFT, SURF and ORB feature descriptors. *Multimedia Tools and Applications*, 80(12): 18839-18857 [DOI: 10.1007/S11042-021-10646-0]
- Bhatnagar J and Kumar A. 2009. On estimating performance indices for biometric identification. *Pattern Recognition*, 42(9): 1803-1815 [DOI: 10.1016/j.patcog.2008.10.004]
- Chan T H, Jia K, Gao S H, Lu J W, Zeng Z N and Ma Y. 2015. PCANet: a simple deep learning baseline for image classification? *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(12): 5017-5032 [DOI: 10.1109/TIP.2015.2475625]
- Fei L K, Lu G M, Jia W, Teng S H and Zhang D. 2019. Feature extraction methods for palmprint recognition: a survey and evaluation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 49(2): 346-363 [DOI: 10.1109/TSMC.2018.2795609]
- Kang W X, Liu Y, Wu Q X and Yue X S. 2014. Contact-free palm-vein recognition based on local invariant features. *PLoS One*, 9(5): #e97548 [DOI: 10.1371/journal.pone.0097548]
- Lee Y P. 2015. Palm vein recognition based on a modified (2D)² LDA. *Signal, Image and Video Processing*, 9(1): 229-242 [DOI: 10.1007/s11760-013-0425-6]
- Lin S, Wu W and Yuan W Q. 2015. Investigation on palm vein biometrics based on the texture neighbor pattern. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 36(10): 2330-2338 (林森, 吴微, 苑玮琦).

2015. 采用纹理近邻模式的掌静脉生物特征识别研究. 仪器仪表学报, 36(10): 2330-2338 [DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2015.10.022]
- Ma R and Zhou L. 2020. Unsupervised segmenting texture images based on Gabor filters and extended LTP operator. Journal of Image and Graphics, 25(3): 442-455 (马瑞, 周力. 2020. 结合Gabor滤波器和扩展LTP算子的无监督纹理图像分割. 中国图象图形学报, 25(3): 442-455) [DOI: 10.11834/jig.190275]
- Minaee S and Wang Y. 2017. Palmprint recognition using deep scattering network//2017 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). Baltimore, USA: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/ISCAS.2017.8050421]
- Mullick S S, Datta S and Das S. 2018. Adaptive learning-based k-nearest neighbor classifiers with resilience to class imbalance. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 29(11): 5713-5725 [DOI: 10.1109/TNNLS.2018.2812279]
- Najmabadi M and Moallem P. 2022. Person-independent facial expression recognition based on local directional compact pattern. Optik, 265: #169549 [DOI: 10.1016/j.ijleo.2022.169549]
- Rizki F, Wirayuda T A B and Ramadhani K N. 2016. Identity recognition based on palm vein feature using two-dimensional linear discriminant analysis//Proceedings of the 1st International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE). Yogyakarta, Indonesia: IEEE: 21-25 [DOI: 10.1109/ICITISEE.2016.7803041]
- Wan H P, Chen L, Song H and Yang J. 2017. Dorsal hand vein recognition based on convolutional neural networks// Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). Kansas City, USA: IEEE: 1215-1221 [DOI: 10.1109/BIBM.2017.8217830]
- Wang H B, Li M W, Zhou J and Tao L. 2018. Double Gabor orientation weber local descriptor for palmprint recognition. Journal of Electronics and Information Technology, 40(4): 936-943 (王华彬, 李梦雯, 周健, 陶亮. 2018. 基于双Gabor方向韦伯局部描述子的掌纹识别. 电子与信息学报, 40(4): 936-943) [DOI: 10.11999/JEIT170657]
- Wang H L, Li S J, Jia W and Liu X P. 2019. Performance evaluation of convolutional neural network in palmprint recognition. Journal of Image and Graphics, 24(8): 1231-1248 (王海纶, 李书杰, 贾伟, 刘晓平. 2019. 卷积神经网络在掌纹识别中的性能评估. 中国图象图形学报, 24(8): 1231-1248) [DOI: 10.11834/jig.180605]
- Wang J G, Yau W Y, Suwandy A and Sung E. 2008. Person recognition by fusing palmprint and palm vein images based on "Laplacian-palm" representation. Pattern Recognition, 41(5): 1514-1527 [DOI: 10.1016/j.patcog.2007.10.021]
- Wang N. 2011. Research on Palm Vein Extraction and Recognition Method. Shenyang: Shenyang University of Technology (王楠. 2011. 手掌静脉特征提取与识别方法研究. 沈阳: 沈阳工业大学)
- Wu K S, Lee J C, Lo T M, Chang K C and Chang C P. 2013. A secure palm vein recognition system. Journal of Systems and Software, 86(11): 2870-2876 [DOI: 10.1016/j.jss.2013.06.065]
- Wu W and Yuan W Q. 2013. A survey of palm-vein image recognition. Journal of Image and Graphics, 18(10): 1215-1224 (吴微, 苑玮琦. 2013. 手掌静脉图像识别技术综述. 中国图象图形学报, 18(10): 1215-1224) [DOI: 10.11834/jig.20131001]
- Wulandari M, Basari and Gunawan D. 2019. On the performance of pre-trained CNN aimed at palm vein recognition application//Proceedings of the 11th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE). Pattaya, Thailand: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/ICITEE.2019.8929938]
- Xue Y, Chen C, Wang C S, Li L G and Mansour R F. 2021. Face image compression and reconstruction based on improved PCA. Intelligent Automation and Soft Computing, 30(3): 973-982 [DOI: 10.32604/IASC.2021.017607]
- Yuan W Q, Wu W, Lin S, Song H and Zhang H T. 2013. Non-contact palm vein biometric recognition based on block and partial least squares. Chinese Journal of Scientific Instrument, 34(7): 1470-1478 (苑玮琦, 吴微, 林森, 宋辉, 张洪涛. 2013. 基于分块和偏最小二乘的非接触式手掌静脉生物特征识别. 仪器仪表学报, 34(7): 1470-1478) [DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2013.07.005]
- Zeng J Y, Chen Y, Qin C B, Gan J Y, Zhai Y K and Feng W L. 2019. Finger vein image quality assessment based on cascaded fine-tuning convolutional neural network. Journal of Image and Graphics, 24(6): 902-913 (曾军英, 湛瑶, 秦传波, 甘俊英, 翟懿奎, 冯武林. 2019. 级联优化CNN的手指静脉图像质量评估. 中国图象图形学报, 24(6): 902-913) [DOI: 10.11834/jig.180511]
- Zhang D, Guo Z H, Lu G M, Zhang L and Zuo W M. 2010. An online system of multispectral palmprint verification. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 59(2): 480-490 [DOI: 10.1109/TIM.2009.2028772]
- Zhang L, Li L D, Yang A Q, Shen Y and Yang M. 2017. Towards contactless palmprint recognition: a novel device, a new benchmark, and a collaborative representation based identification approach. Pattern Recognition, 69: 199-212 [DOI: 10.1016/j.patcog.2017.04.016]
- Zhang Z L, Xie H and Zhang X F. 2016. An improved algorithm for hand feature points localization based on disk method. Applied Science and Technology, 43(6): 62-66 (张真林, 谢红, 张秀峰. 2016. 圆盘法的手形特征点定位改进算法. 应用科技, 43(6): 62-66) [DOI: 10.11991/yykj.201508018]

作者简介

吴微,女,教授,主要研究方向为机器视觉、生物特征识别和深度学习。E-mail:wuwei429@163.com

张源,男,硕士研究生,主要研究方向为生物特征识别和深度学习。E-mail:zhangyuan3519@163.com

林森,男,教授,主要研究方向为图像处理与模式识别、机器视觉检测、生物特征识别和深度学习。

E-mail:lin_sen6@126.Com

陈希爱,女,副研究员,主要研究方向为低秩建模、图像处理、机器学习和人工智能。E-mail:chenxiai@sia.cn

李云鹏,男,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉、生物特征识别和深度学习。E-mail:1219913435@qq.com