



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

指静脉识别技术研究综述

刘伟业, 鲁慧民, 李玉鹏, 马宁

引用本文

刘伟业, 鲁慧民, 李玉鹏, 马宁. [指静脉识别技术研究综述](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 1-11.

LIU Wei-ye, LU Hui-min, LI Yu-peng, MA Ning. [Survey on Finger Vein Recognition Research](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 1-11.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于多尺度特征的脑肿瘤分割算法](#)

Brain Tumor Segmentation Algorithm Based on Multi-scale Features

计算机科学, 2022, 49(6A): 12-16. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210700217>

[基于 Transformer 和 LSTM 的药物相互作用预测](#)

Drug-Drug Interaction Prediction Based on Transformer and LSTM

计算机科学, 2022, 49(6A): 17-21. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400150>

[基于深度学习的黑色素瘤智能诊断多模型算法](#)

Multi Model Algorithm for Intelligent Diagnosis of Melanoma Based on Deep Learning

计算机科学, 2022, 49(6A): 22-26. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210500197>

[多示例学习算法综述](#)

Review of Multi-instance Learning Algorithms

计算机科学, 2022, 49(6A): 93-99. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210500047>

[基于动量的映射式梯度下降算法](#)

Projected Gradient Descent Algorithm with Momentum

计算机科学, 2022, 49(6A): 178-183. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210500039>

指静脉识别技术研究综述

刘伟业 鲁慧民 李玉鹏 马宁

长春工业大学计算机科学与工程学院 长春 130102

(liuweiye@163.com)

摘要 指静脉识别因其具有活体识别、高安全性、内部特征等技术优势,已成为生物特征识别领域的研究热点之一。文中首先阐述了指静脉识别技术的基本原理及研究现状,然后针对指静脉识别过程中的主要技术,包括图像采集、传统识别方法中的图像预处理、特征提取、特征匹配,以及基于深度学习的指静脉识别,结合相关理论研究逐阶段展开论述,并对代表性的识别算法进行了概括、分析和评述。此外,全面梳理并详细介绍了指静脉识别领域常用的公开数据集,以及识别系统的相关技术评价指标,总结了指静脉识别研究尚存的主要问题,并提出了可行的解决方案,最后对指静脉识别未来的研究方向进行了展望,为后续指静脉识别的发展提供研究思路。

关键词 生物特征识别;指静脉识别;图像处理;特征提取;深度学习

中图法分类号 TP391

Survey on Finger Vein Recognition Research

LIU Wei-ye, LU Hui-min, LI Yu-peng and MA Ning

School of Computer Science and Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130102, China

Abstract Finger vein recognition has become one of the most popular research hotspots in the field of biometrics because of its unique technical advantages such as living body recognition, high security and inner features. Firstly, this paper introduces the principle, merits, and current research status of finger vein recognition, then making the time as the clue, sorts out the development history of finger vein recognition technology, and discusses the classical and state-of-the-art recognition algorithms. Secondly, focusing on each process of finger vein recognition, this paper expounds on the critical techniques including image acquisition, image preprocessing, feature extraction and matching in traditional methods, and deep learning-based recognition. Besides, the commonly used public datasets and the related evaluation metrics in this field are introduced. Thirdly, this paper summarizes the existing research problems, proposes the corresponding feasible solutions, and predicts the future research direction of finger vein recognition. Some new ideas in the following studies for researchers are provided at the end.

Keywords Biometrics, Finger vein recognition, Image processing, Feature extraction, Deep learning

1 引言

在数字化、信息化融合发展的时代,人们对个人信息的保护意识不断加强。传统的身份认证技术如磁卡、证件、密码等身份标识存在易丢失、易盗窃、易复制等问题,这对个人信息的高安全性、高保密性需求提出了严峻的考验。

生物特征识别利用人自身固有的身体特征作为身份认证标识,解决了传统身份认证技术的一系列安全问题。第一代生物识别技术如指纹识别^[1]、人脸识别^[2]、虹膜识别^[3]等已成功应用于诸多现实场景,如手机指纹锁、刷脸支付、机场虹膜安检等,但它们在方便生活的同时仍存在一定的不足之处,如指(掌)纹等表面特征易损坏、易盗取,人脸识别条件容易受限、特征不够稳定,虹膜采集不够便利、存在潜在的用户侵犯性,声音识别对环境要求高、特征不够稳定等等,均对识别结果有不同程度的影响。

指静脉识别技术是对采集到的指静脉近红外图像提取出静脉特征,然后与特征库进行模式匹配,从而达到身份识别认证的目的。因其具备活体识别、内部特征等优势,与指纹识别等第一代生物识别技术相比,其安全等级更高,稳定性更好且难以进行特征伪造,身份认证更加高效,因此被称为第二代生物识别技术。

本文第2节概述了指静脉识别技术的基本原理,并对其独特的识别优势进行了说明;第3节对指静脉识别的发展历史以及国内外在该领域的研究现状进行了梳理;第4节汇总介绍了指静脉采集装置的设计原理并总结了部分采集设备的结构特性;第5节论述了传统指静脉识别方法具体的实现过程及其代表性算法;第6节阐述了基于深度学习的代表性指静脉识别算法的原理及其特点;第7节全面梳理并详细介绍了指静脉领域国内外的公开数据集,及相关的技术评价指标;最后总结全文并展望未来。

基金项目:吉林省科技厅2020年度吉林省科技发展计划项目重点研发项目(20200401103GX)

This work was supported by the Key Research and Development Program of Jilin Provincial Science and Technology Development Plan in 2020 (20200401103GX).

通信作者:鲁慧民(luhuimin@ccut.edu.cn)

2 指静脉识别技术简介

2.1 识别原理及优势

人体手指静脉血管中的血红蛋白可以吸收特定波长的近红外光。经实验研究表明,当近红外光的波长为 700~1000nm 时,血红蛋白对近红外光的吸收效果较好。根据该特性,使用近红外 LED 光源照射手指,通过 CMOS 或 CCD 成像传感器进行采集,即可得到具有明暗区分的指静脉图像。

指静脉识别相比指纹识别、人脸识别等具有更高的安全性、更低的误识率和更复杂的应用场景。不仅如此,指静脉识别还具备以下独特优势:1)活体识别,指静脉识别利用活体指静脉流动血液中的血红蛋白吸收近红外光的特性完成识别^[4],无法通过人工手段伪造指静脉特征;2)内部特征,手指静脉位于手指内部的皮下组织中,皮肤表面的水迹、污渍、疤痕等不会影响其特征分布,具有稳定性;3)唯一性,经相关医学研究证实,对不同的人而言,不存在两根手指有相同的静脉分布,对个人而言,不同手指的静脉分布也不相同;4)非接触式,采集认证时,可以做到手指无需与设备表面接触即可完成识别,有效避免卫生安全问题,减轻用户使用负担,尤其对近年爆发的全球疫情来说,这更具有十分重要的意义。

2.2 识别流程

指静脉识别的主要流程包括指静脉图像的采集与预处理、指静脉特征的提取与特征匹配。图 1 给出了指静脉识别的整体流程。

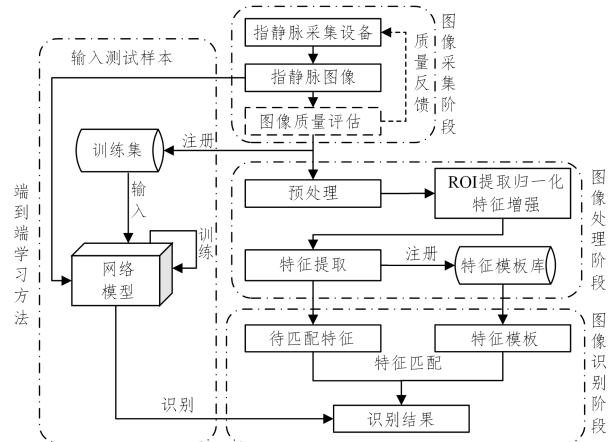


图 1 指静脉识别的流程图

Fig. 1 Flowchart of finger vein recognition

图像采集的途径主要有:使用指静脉图像采集设备自建数据集、获取公开数据集;预处理需要进行感兴趣区域(Region of Interest, ROI)提取、归一化、特征增强等操作,突出特征显示;特征提取的作用是将静脉特征与背景区域分割,提取出静脉纹路或纹理等特征;随后将提取到的特征图像注册输入特征模板库;在特征匹配阶段,结合相似性度量等匹配算法对输入图像进行分类识别。

3 指静脉识别研究现状分析

3.1 国外研究现状

日本自 20 世纪 90 年代开始进行静脉识别相关研究,如今指静脉识别技术在日本已比较成熟。柯达公司的 Joseph

Rice 最早开展静脉识别技术研究,于 1990 年发明了手背静脉特征识别技术,并将其命名为“Veincheck”^[5]。Kono 等于 2000 年首次提出将指静脉特征用于身份认证^[6],并于 2002 年采集了 678 人的指静脉图像,通过背景降噪过滤器增强静脉特征,旋转校正图像之后,使用互相关的归一化最大值来量化两静脉特征之间的相似性,成功对 678 人完成了身份识别^[7]。Miura 等于 2004 年^[8]基于指静脉图像局部灰度差异,提出了重复线性跟踪(Repeated Line Tracking, RLT)算法,逐像素跟踪提取静脉曲线;2007 年^[9]又通过寻找图像局部横切面曲率的最大值,提出了最大曲率(Maximum Curvature, MC)算法用于提取指静脉特征,这两种算法成为了指静脉特征提取领域的两大经典算法。

除日本之外,韩国等亚洲国家和一些欧美国家也提出了很多指静脉识别算法。针对特征提取与识别研究,2009 年,韩国的 Lee 等^[4]基于指静脉细节点特征,提出了一种细节点对齐的识别算法;2011 年,韩国的 Song 等^[10]根据指静脉图像灰度分布的几何形状,通过寻找谷形结构的负平均曲率点来提取指静脉特征;2014 年,马来西亚的 Asaari 等^[11]对获取到的指静脉 ROI 图像使用修正高斯滤波器(Modified Gaussian Filter, MGF)提取静脉纹路特征,并使用带限相位相关法(Band Limited Phase Only Correlation, BLPOC)判别特征相似性,在识别阶段提出了宽度质心轮廓距离(Width Centroid Contour Distance, WCCD)的几何特征,与静脉纹路特征融合进行匹配识别;2015 年,希腊的 Vlachos 等^[12]对指静脉 ROI 图像分区域使用 MumFord Shah 模型增强静脉特征,采用局部熵阈值化(Local Entropy Thresholding)方法对增强后的静脉特征进行二值分割,提取静脉纹路,形态学操作用于消除冗余信息,平滑特征。

2015 年之前的指静脉识别主要运用图像处理、统计学等方法,并与识别相结合,我们称其为传统方法。2015 年之后,随着深度学习方法的快速发展及其在计算机视觉领域的成功应用,“深度学习+指静脉识别”方法逐渐成为该领域的热点。2016 年,马来西亚的 Radzi 等^[13]采用 4 层的简单 CNN 分别在 50 个对象和 80 个对象的小样本数据集上进行测试,取得了较高的识别率;2018 年,意大利的 Das 等^[14]提出了一个 10 层的 CNN,分别在 4 个公开数据集上进行训练,识别率均在 95% 以上;2020 年,韩国的 Noh 等^[15]采用 DenseNet-161 分别对指静脉纹理图像和指静脉形状图像进行训练,将两个 CNN 的输出分数进行融合,用于识别。

3.2 国内研究现状

中国相比日韩等国家,在指静脉识别领域起步较晚,但经过十多年的研究和发展,如今我国已成为指静脉识别领域较为领先的国家之一,研究成果颇丰。从清华大学的林喜荣团队,到之后包括山东大学、哈尔滨工程大学、中国民航大学等在内的诸多高校和研究机构提出的一系列指静脉识别算法,再到如今像脉迪、微盾科技、智慧眼、圣点科技等公司研发的指静脉识别设备,我国在该领域已占有一席之地。

2003 年,清华大学的 Lin 等^[16]利用近红外血管图像采集仪提取手背静脉图像,通过提取静脉的端点和交叉点实现了特征匹配,这是国内公认的最早关于静脉识别的研究。2008 年

开始,我国在指静脉识别领域的研究进入了快速发展时期。在预处理和特征提取阶段,2008年,重庆工学院的 Yu 等^[17]基于静脉横截面的灰度值呈谷型分布的特点,提出了多方向凹形区间灰度提取方法,结合小波去噪实现静脉特征提取;2011年,哈尔滨工程大学的 Wang 等^[18]使用方向滤波器提取静脉纹路特征,并运用八邻域方法进行细化,提取出静脉细节点特征并根据细节点间的相对距离进行特征匹配;2013年,山东大学的 Yang 等^[19]提出了基于滑动窗口的 ROI 定位,通过计算局部窗口内灰度的最大值来确定手指关节的位置,进而确定 ROI 高度。在特征匹配阶段,2013年山东大学的 Yang 等^[20]针对同一手指不同样本的二值编码,将各个比特位的变化幅度定义为个性权重图,用于特征间的相似性匹配;2017年,中国民航大学的 Yang 等^[21]基于分段静脉曲线的思想,设计了多方向、多曲率的空间曲线过滤器(Spatial Curve Filters, SCFs),用于提取静脉曲线,使用静脉向量场(Vein Vector Field, VVF)描述静脉变化方向,最后利用 POC(Phase-Only-Correlation)方法实现了特征匹配;2019年,华南理工大学的 Kang 等^[22]将指静脉图像背景层中的强度分布作为软生物特征,与前景层中的主静脉信息融合以实现特征匹配;2020年,洛阳师范学院 Yang 等^[23]通过基于对抗的方式,对静脉模式图像中缺失的细节节点进行了恢复补充;2021年,山东财经大学的 Meng 等^[24]对基于全局细节点特征的提取方法进行改进,提出了基于区域的细节点匹配方法。与全局方法相比,分块提取细节点特征在保证完整性的同时避免了错误匹配的问题,同时提高了匹配速率。

不仅如此,我国在基于深度学习的指静脉识别领域也贡献出了许多优秀的研究成果。2018年,华南理工大学的 Hu 等^[25]提出了一种 CNN 模型,用于提取包含空间信息的指静脉特征;2019年,商汤科技的 Lu 等^[26]基于预训练的 CNN 模型生成了一种局部描述符 CNN-CO(CNN Competitive Order),与 LBP, Gabor filter 等相比, CNN-CO 对线性特征的响应更好,能够提取更细微的指静脉特征;2020年,黑龙江大学的 Zhao 等^[27]提出了一种轻量级 CNN 模型,用于快速指静脉识别,使用中心损失函数最小化类内样本差距,改进的正则化方法避免了网络过拟合问题。

4 指静脉图像采集

4.1 采集设备结构设计

现有的指静脉采集设备形式多样,但基本的采集结构可大致归为 3 类,即直射式、反射式和侧透式,如图 2 所示。1)直射式:此种成像装置一般为封闭式结构,优点是成像质量较高,设计相对简单;缺点是装置体积较大,且封闭的设计结构会让用户产生心理抗拒。2)反射式:此种设计的优点是采集装置可以小型化;缺点是开放式的结构易受环境光干扰,成像质量较差。3)侧透式:此方式的优点是成像质量相比反射式要高,采集装置相比直射式更紧凑,但装置设计较为复杂,同时易受环境光影响。

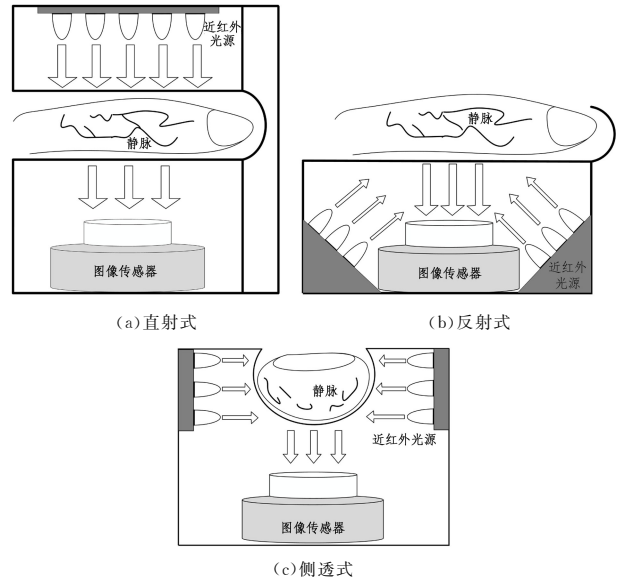


图 2 指静脉采集设备结构

Fig. 2 Structure of finger vein capturing devices

4.2 采集装置

目前多数采集装置的设计是在基本采集结构基础上加以改进的,通过添加额外光源或穿透性更强的照明设备来提高成像的亮度和对比度,光控单元用于自适应亮度调节,选用不同图像传感器,采集到的指静脉图像的质量也有所差异。表 1 列出了几种实验室中设计的研究用采集装置的信息。

表 1 部分(研究用)指静脉采集装置的结构特性

Table 1 Structure characteristics of some finger vein capturing devices(for research)

Reference	Capture	Structure	Resolution	Advantages
文献[28]	直射式	NIR LED+CCD sensor+Position sensor	320×240	提高图像对比度,减轻手指位置移动
文献[29]	直射式	NIR Camera+NIR Filter+White acryl+NIR laser diode	580×600	消除照明不均,亮度高,穿透性强
文献[30]	直射式	Camera+Lens+NIR filter+NIR lasers+Reflected light illuminators+LCD display	600×180	自动亮度控制,可同时获取指、掌静脉图像
文献[31]	直射式	Circular NIR camera+NIR filter+Circular NIR LED+Light controlling unit	—	获取三视角指静脉图像,构建 3D 指静脉图像
文献[32]	反射式	微透镜阵列+CMOS sensor+NIR LED+信号隔离器	—	设备小型化
文献[33]	反射式	CMOSarray+Lens+NIR filter+NIR LED+Light diffuser	—	装置体积小巧

5 传统指静脉识别方法

5.1 预处理

5.1.1 手指 ROI 提取

ROI 提取指将指静脉图像中特征信息最丰富的区域提取

出来,去除背景噪声等干扰,提高后续图像特征提取和识别的效率。文献[19]在定位 ROI 区域之前,根据提取到的手指边缘拟合中线,计算偏向角,对偏转图像进行校正,然后基于滑动窗口检测指关节位置,从而确定 ROI 的高度。该方法操作简单,对于边缘清晰的指静脉图像有较好的提取效果,但文中

使用的原始 Sobel 算子对模糊边缘或背景复杂的图像提取效果较差,同时滑动窗口的选取大小对指关节的定位效果差异较大,无法很好适应不同采集质量的图像;针对经典边缘检测算子对低质图像敏感的问题,文献[34]通过式(1)计算行灰度最小值 g_{\min} 以寻找手指分界线。

$$g_{\min} = \min_j \left(\sum_{i=0}^{\omega-1} p(i, j) \right), j=0, 1, \dots, h-1 \quad (1)$$

其中, ω, h 为图像宽度和高度, $p(i, j)$ 表示某一像素点的灰度值。根据手指分界线将图像分为上下两部分,每部分分别使用边缘检测算子寻找手指边缘,对于缺失部分通过多项式拟合进行修复。该方法一定程度上解决了缺失手指边缘的提取问题,但其提取效果同样依赖于前期检测模板对边缘的粗提取。

类似地,文献[35]根据局部最大亮度和固定窗口定位手指上下关节位置,以确定手指 ROI;为了进一步实现对手指边缘的精确提取,文献[36]首先使用水平 Kirsch 算子检测手指边缘,之后将图像分成 4 个子区域,在每个子区域采用 3σ 动态阈值法寻找最大连通分量,最后将符合要求的连通分量采用线性插值拟合出完整的手指边缘。该方法对局部图像采用可变阈值,分别提取候选边缘,对低质量图像有较好的提取效果。

5.1.2 指静脉特征增强

频域特征增强方法能够突出静脉线性特征和方向变化信息,抑制背景噪声。其中,基于 Gabor 滤波器族的方向滤波方法可用于增强静脉纹路。文献[37]将指静脉成像视作光学透射模型,当近红外光照射手指时,光的散射会影响静脉区域的成像。基于从光照图像中得到的非散射传输图(Non-Scattered Transmission Map, NSTM) $T(x)$ 和局部背景照度图(Local Background Illumination Map, LBIM) $I(x)$ 与原始图像 $F(x)$ 之间的关系,提出了加权生物光照模型(Weighted Biological Optical Model, WBOM),用于去除图像散射,得到不受光照因素影响的未退化图像 $F_0(x)$,如式(2)所示:

$$F(x) = F_0(x)T(x) + \alpha(1 - T(x))I(x) \quad (2)$$

其中,对 $T(x)$ 与 $I(x)$ 的估算分别使用非线性伽马校正和各向异性扩散方法。静脉特征增强使用多尺度、多方向的 Gabor 小波变换,经变换后的图像可由式(3)计算获得:

$$Tr_m^k(x) = R(G_m^k(x) \otimes \bar{F}_0(x)) \quad (3)$$

未退化图像的负图 $\bar{F}_0(x) = 255 - F_0(x)$ 与 Gabor 变换的二维卷积的实部,即为包含静脉脊线特征的转换图像。对于给定尺度 m ,在所有 k 方向上的最大响应图 $F_m(x)$ 可由式(4)获得:

$$F_m(x) = \max_{\theta_k \in [0, \pi)} (Tr_m^k(x)) \quad (4)$$

同时,为抑制 $F_m(x)$ 中的冗余信息,文献[37]提出了尺度间乘法运算(Inter-Scale Multiplication Operation, ISMO)来增强静脉信息,得到 Gabor 增强的指静脉图像 $E(x)$,如式(5)所示:

$$E(x) = \prod_{m=1}^M F_m(x) \quad (5)$$

该方法的操作比较复杂,但是能够检测到较为完整的指静脉纹路,同时能够较好地抑制背景噪声的干扰,对光照不均的模糊指静脉图像也有很好的增强效果。

文献[38]基于单尺度 Retinex (Single Scale Retinex,

SSR),将原图像 F 视为强度变化 IV (Intensity Variation) 与反射率 R (Reflectance) 的乘积,即 $F(x, y) = IV(x, y) \times R(x, y)$,提出了基于 SSR 的引导滤波方法(Guided Filter Based Single Scale Retinex, GFSSR),用于图像增强,其计算式如式(6)所示:

$$\log R(x, y) = \log F(x, y) - \log(F(x, y) \times G(x, y)) \quad (6)$$

其中, $IV(x, y)$ 由引导滤波图像得到, $IV(x, y) = F(x, y) * G(x, y)$, $G(x, y)$ 为引导滤波器。该方法的实现比较简单,但是对于不同质量的图像,需要人为调节滤波参数才能得到较为理想的结果。

同样,基于滤波操作,文献[39]对图像的 ROI 分别进行了多方向 Gabor 滤波和 Retinex 滤波,根据不同滤波方法对静脉区域的增强效果不同,采用模糊逻辑选取最优权重 ω ,对两种滤波图像依据式(7)进行加权融合,以获得最优静脉增强图像。

$$I_O(x, y) = \omega I_G(x, y) + (1 - \omega) I_R(x, y) \quad (7)$$

其中, $I_G(x, y)$ 和 $I_R(x, y)$ 分别为原始指静脉图像的 Gabor 滤波图像和 Retinex 滤波图像。该方法结合了不同的滤波操作,对指静脉的增强效果有更好的适应性,但基于模糊规则的融合策略实现较为复杂,且应用场景有限。

文献[40]针对指静脉图像因生物组织的光散射和衰减造成的退化现象,导致成像区域光照不均、模糊,静脉特征难以观察的问题,提出了双层恢复方法,用于解决以上问题。首先对原始图像建立双层扩散模型(Bilayer Diffusion Model),然后采用 blur-SURE(Steins Unbiased Risk Estimate)方法估计模型参数并使用 multi-Wiener SURE-LET(Linear Expansion Threshold)方法进行图像恢复。双层扩散模型如式(8)所示:

$$BDM = 3 I_0 \times \frac{q(1+q)}{(4\pi)^2 (q^2 + 2q + 2)kD} \times \left((\tau_s + \tau_a) + \frac{d_2}{p} \left(k_d + \frac{1}{p} \right) \right) \times \frac{e^{-p \times k_d}}{p} \quad (8)$$

其中, $p = \sqrt{r_1^2 + d_2^2}$, $q = k \sqrt{r_1^2 + d_1^2}$, $k_d = \sqrt{3\gamma_a(\gamma_s + \gamma_a)}$, $D = \frac{1}{3} [(1 - \tau)\gamma_s + \gamma_a]^{-1}$, $k = \sqrt{3\gamma_a[(1 - \tau)\gamma_s + \gamma_a]}$ 。可见,该模型与光照强度 I_0 ,介质的各向异性参数 τ ,皮肤的吸收系数 γ_a ,散射系数 γ_s ,辐射距离 r_1 和 r_2 ,静脉与指背指掌间的距离 d_1 和 d_2 等因素有关。

空间域特征增强方法通过调整图像的灰度分布,来增强图像对比度,以突出显示暗部静脉细节。文献[41]在预处理阶段使用自适应直方图均衡化(Adaptive Histogram Equalizer, AHE),来增强 ROI 中静脉线的显示;文献[42]使用简化的脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)进行图像增强,网络中神经元的个数对应于图像像素数,馈送输入 F_{ij} 仅接收外部刺激 S_{ij} ,连接输入 L_{ij} 仅包含相邻神经元的输出,其计算过程如式(9)一式(11)所示:

$$F_{ij}^n = S_{ij}^n \quad (9)$$

$$L_{ij}^n = \omega_{kl} Y_{kl}^{n-1} \quad (10)$$

$$U_{ij}^n = F_{ij}^n (1 + \beta L_{ij}^n) \quad (11)$$

在该网络中,刺激信号 S_{ij} 即为指静脉输入图像,点火时间实例(Fire Time Instance)表示增强后的指静脉图像。PCNN 提出时间较早,在图像处理领域已有较多应用。文献[42]尝试将简化后的 PCNN 结合提出的参数设置方法用于

指静脉图像增强,与传统基于 Gabor, Retinex 和 CLAHE 等方法相比,图像对比度更强,静脉纹路更加明显。

文献[43]针对光照不均、低对比度图像,使用局部直方图均衡化,根据局部滑动窗口内的灰度分布更新原像素值,更新公式如下:

$$p'(x, y) = p(x, y) + \theta(p(x, y) - \mu(x, y)) \quad (12)$$

其中, $p(x, y)$ 为原像素值, $\mu(x, y)$ 为局部滑动窗口内的像素均值, $p'(x, y)$ 为新像素值,若 p' 与 p 的差值过大,则使用双三次插值更新 $p(x, y)$, 然后对每个子块的图像进行直方图均衡化,同时使用同态滤波抑制图像低频部分,增强高频部分,突显静脉纹路,计算式如下:

$$H(u, v) = \gamma_L + (\gamma_H - \gamma_L)(1 - e^{-k[D_{(u,v)}/D_0]^2}) \quad (13)$$

该方法同样基于分块思想,分别对不同图像区域执行相同操作。与全局方法相比该方法处理速度更快,但同样受制于逐像素比较与立方插值方法,对于维度更高的指静脉图像仍难保证实时性。

5.2 特征提取与匹配

5.2.1 指静脉特征提取

指静脉特征提取可分为基于细节点、基于降维、基于局部纹理和基于静脉纹路 4 种方法。基于细节点的特征提取方法[24,44-45]与指纹识别类似,通过提取指静脉网络中的细节点(静脉端点或分叉点)并将其作为分布特征,采用距离度量等方法计算待匹配样本之间细节点的分布相似性,来实现图像匹配。

基于降维的方法是将高维图像特征映射到低维空间,此时低维向量包含了图像的主要特征信息。文献[46]使用 PCA 方法提取指静脉特征;文献[47]基于改进的 2DPCA 和 KMMC(Kernel Maximum Between-class Margin Criterion)方法提取图像特征。2DPCA 方法去除了图像的行列相关性,逐行压缩特征,降低了图像维度,KMMC 方法提取压缩矩阵的特征向量,逐列压缩特征,进一步降低了特征维度。与单一 PCA 降维相比,该方法在降维的同时,避免了行列方向上特征的相互影响,特征降维过程如图 3 所示。

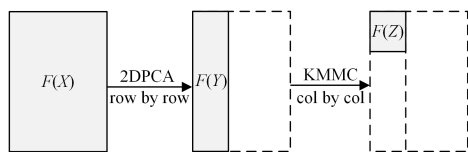


图 3 特征降维过程[47]

Fig. 3 Feature dimension reduction process[47]

文献[48]进一步考虑静脉的结构特征,使用二维 Gabor 滤波器提取静脉纹路和方向信息,得到 2DHOL(2D Histogram of Oriented Lines)特征,之后采用(2D)²FPCA(2D Fisher PCA)对 2DHOL 特征降维;文献[49]使用分块的(2D)²PCA 对分块的 ULBP(Uniform Local Binary Pattern)进行特征降维。基于分块的方法能够提高降维过程中对局部特征的响应,加速提取过程。

基于局部纹理的方法是将像素差异转为二值编码,提取的是局部窗口范围内的静脉纹理特征。文献[50]改进了传统 LBP,使用 LLBP(Local Line Binary Pattern)来提取水平和垂直方向的线形区域静脉纹理特征,其计算过程如式(14)~式(16)所示:

$$LLBP_{hN,c}(x, y) = \sum_{k=1}^{c-1} p(h_k - h_c) \cdot 2^{c-k-1} + \sum_{k=c+1}^N p(h_k - h_c) \cdot 2^{k-c-1} \quad (14)$$

$$LLBP_{vN,c}(x, y) = \sum_{k=1}^{c-1} p(v_k - v_c) \cdot 2^{c-k-1} + \sum_{k=c+1}^N p(v_k - v_c) \cdot 2^{k-c-1} \quad (15)$$

$$LLBP_{N,c}(x, y) = \sqrt{LLBP_{hN,c}^2 + LLBP_{vN,c}^2} \quad (16)$$

其中, $LLBP_h$ 和 $LLBP_v$ 分别为水平和垂直方向的线形 LBP 特征分量, $c = \frac{N}{2}$, N 为线形区域像素数, $p(\cdot)$ 为阈值函数。

$$p(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (17)$$

LLBP 从两个维度提取指静脉纹理信息,增强了其对原始指静脉的特征表达,但未解决对图像旋转的敏感性问题;文献[51]针对 LLBP 方向的有限性,提出了 GLLBP(Generalized LLBP)方法,可在任意方向的线形区域内提取静脉的 LBP 特征,如式(18)、式(19)所示:

$$GLLBP_{N,c}^{\theta}(x, y) = \sum_{m=1}^{c-1} s(p_m^{\theta} - p_c^{\theta}) \cdot 2^{c-m-1} + \sum_{m=c+1}^N s(p_m^{\theta} - p_c^{\theta}) \cdot 2^{m-c-1} \quad (18)$$

$$\theta = \frac{k\pi}{n}, k = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

其中, p_i^{θ} 为 θ 方向第 i 个像素的灰度值, $s(\cdot)$ 为阈值函数。相比 LLBP, GLLBP 考虑了静脉方向变化的多样性,对静脉的方向特征有更加丰富的表达效果;同样考虑旋转不变性,文献[52]使用圆形 LBP 提取图像子块的纹理特征,计算每个区域的直方图并分配权重,将直方图统计特征按权重叠加,组合得到分块 LBP 特征向量。圆形 LBP 对图像旋转问题具有更强的鲁棒性,进一步提高了提取准确率。

文献[53]发现,对同一手指的多张指静脉图像,相同位置的 LBP 编码会有所不同,于是提出了 PBBM(Personalized Best Bit Map)方法,仅记录出现相同值的位置,并将其作为最佳位(Best Bit)提取其对应特征。该方法能够有效抑制噪声信息,同时放大个体差异。文献[49]使用分块多尺度 ULBP(Block Multi-scale ULBP, BMULBP)提取指静脉纹理特征,对分块指静脉图像逐块提取 ULBP 特征,并按原位置重新整合。分块的 ULBP 特征能够更好地表示局部纹理的细节信息。

基于静脉纹路的方法是根据静脉的形状和方向等信息,提取完整的静脉网络结构。文献[54-56]基于静脉的曲率变化来提取静脉特征,最大曲率(Maximum Curvature, MC)方法通过计算指静脉横截面的局部最大曲率点来提取静脉特征。文献[54]使用 MC 方法提取指静脉特征并进行形态学处理,对不连续部分进行补全,但是简单的形态学操作对不同提取效果的特征图像处理差异较大,鲁棒性较差;文献[55]首先采用 Gabor 小波滤波和 GLG(Gray-Level Grouping)方法对图像去噪,增强对比度,再使用 MC 方法提取静脉特征;文献[56]采用 EMC(Enhanced Maximum Curvature)方法,使用 Hessian 对基于 MC 的静脉特征增强去噪,以改善静脉特征。

文献[57]提出了一种基于活动轮廓的特征提取方法, LBF(Local Binary Fitting)活动轮廓模型对指静脉特征进行分割,使用 KFCM(Kernel Fuzzy C-means)方法进行初始化,避免了活动轮廓方法易受初始轮廓影响的问题,提高了分割

的稳定性,并且通过不断迭代来最小化分割模型,直至得到完整、准确的分割结果。

5.2.2 指静脉特征匹配

指静脉特征匹配常用的距离判别法包括欧氏距离、Hausdorff 距离、曼哈顿距离和汉明距离等,图像分类常用最近邻分类器、SVM 分类器等。通过提取指静脉的细节点特

征、LBP 特征或统计直方图特征等,计算输入图像与注册模板的特征向量之间的距离,或使用分类器计算特征向量在高维空间中的相似性程度,通过匹配分数判别图像所属类别。此类方法操作简单,在小规模数据集中,当特征数据量不大时,有较快的识别速度和较高的识别准确率,具体如表 2 所列。

表 2 常用的指静脉特征匹配/分类方法

Table 2 Commonly used finger vein feature matching/classification methods

Reference	Features	Feature extraction methods	Feature matching method	Classifier
文献[24]	细节点特征	Hessian matrix and chief curvature map	SIFT-like descriptor and Matching score	—
文献[44]	细节点特征	Niblack and cross number	改进的 Housdorff 距离	—
文献[45]	细节点特征	Singular value decomposition	汉明距离	—
文献[47]	PCA 特征向量	2DPCA and KMMC	欧氏距离	—
文献[48]	PCA 特征向量	2DHOL and (2D) ² FPCA	欧氏距离	KNN
文献[50]	局部纹理特征	Local line binary pattern	汉明距离	—
文献[52]	局部纹理特征	Block circle LBP	—	SVM
文献[54]	静脉纹路特征	Improved maximum curvature	欧氏距离	—
文献[55]	静脉纹路特征	Enhanced maximum curvature	欧氏距离、曼哈顿距离	SVM,KNN,ELM
文献[57]	静脉纹路特征	Active contour model	Jaccard similarity and Mean biased error	—
文献[58]	静脉纹路特征	Orientation filters and Skeleton extraction	改进的 Housdorff 距离	—

6 基于深度学习的指静脉识别

传统的指静脉识别方法在小样本条件下表现优异,但当数据量过大、特征数量增加时,传统识别方法便无法满足时间和性能需求。基于深度学习的图像识别方法通过大量训练数据来不断学习图像的高维特征和全局信息,与传统方法相比,学习到的特征更丰富、更具体,对不同质量图像的适应性更强。如今,在计算机视觉领域,基于深度学习的方法已成为研究热点,逐渐代替一些传统识别方法,在效果上能够达到更高的识别准确率和更低的误识率。指静脉识别作为图像识别领域的一大研究方向,自 2016 年开始,将 CNN 用于该方向的研究逐渐增多。

文献[59]基于预训练的 VGG-16 网络,经模型微调之后,将真假指静脉图像对送入网络中进行学习并返回二分类识别结果。使用预训练模型的好处在于,依赖成熟模型的学习能力,针对不同任务,只需简单调整网络结构便可快速实现特征学习,无需进行复杂的人工设计。但并非所有预训练模型经微调之后都具备优秀的识别效果,这需要根据模型结构与数据规模进行相应调整;文献[60]基于 DCNN(Deep CNN)提出了指静脉识别系统“DeepVein”,使用 WLD(Wide Line Detector)提取静脉网络,同时调整 VGG-16 网络并结合硬开采(hard mining)策略提升了识别准确率;文献[14]使用设计的 CNN 模型进行指静脉识别,图像预处理阶段只需进行边缘检测,提取手指前景区域。通过实验发现,基于原图像的识别准确率高于经 CLAHE 增强后的指静脉图像。但同样地,该模型虽结构简单,但参数规模却很庞大,在实际训练过程中需要花费大量时间;文献[61]将 CNN 中的卷积层替换为 Gabor 卷积层,提出了 AGCNN(Adaptive Gabor CNN)模型,该模型将 Gabor 滤波器提取的静脉尺度和方向信息引入 CNN 的同时有效减少了训练参数,提升了模型的训练速度。

除了将神经网络贯穿于指静脉识别的整个流程之外,还可将网络模型作为传统图像处理工具使用。文献[62]采用卷积-反卷积的对称 CNN 结构进行图像去噪,反卷积核基于卷积核产生的特征图对原始图像去噪重构。在图像恢复过程中,反卷积网络专注于原始特征重建,忽略图像噪声信息,

从而达到图像去噪的目的。文献[63]使用卷积自编码网络(Convolutional Auto-Encoder,CAE)提取指静脉特征,结合传统的特征分类算法 SVM 来实现图像识别。该方法是传统识别方法与深度学习方法的结合,网络模型作为特征提取器,SVM 是特征分类器。相比纯 CNN 识别模型,该方法在特征提取与识别阶段有更低的时间消耗。

与传统方法不同,基于深度学习的识别方法若想取得较为理想的识别结果,通常需要足量的训练学习数据作为支撑,而针对现有指静脉数据集的普遍特征,数据不足是限制网络训练的一大因素,如何在有限的训练样本的情况下使网络模型充分学习到有效的指静脉特征,是一个不可避免的问题。

一种方法是,在有限的数据集上,采用迁移学习或轻量网络进行识别。文献[64]使用数据增强和预训练权重 CNN 来解决数据不足的问题,采用孪生网络模型和 MC 损失函数来进行训练,以解决类别样本数据量少的问题。文献[65]采用轻量级的双通道网络进行快速指静脉认证,在此认证网络的基础上,整合原始图像和 mini-ROI 图像特征,使用双流网络实现指静脉识别。文献[63]将 CAE 学习到的高维指静脉特征送入 CNN 进行识别,有效降低了信息冗余。

另一种方法是,对原始数据集进行扩充,对增强后的数据集使用复杂网络进一步学习深层特征。文献[66]首次尝试将 GAN 用于指静脉数据增强。首先在静脉区域随机生成静脉点和生长点,静脉点模拟真实指静脉纹路,生长点指导静脉纹路的生成走向。在得到模拟静脉纹路图后,采用 GAN 网络实现静脉纹路图像到真实指静脉图像的非线性映射,从而达到扩充数据集的目的。同样基于 GAN,文献[67]将 CycleGAN 与 CNN 结合,设计分层对抗网络,基于类内样本差异性和类间样本相似性生成对抗样本,用于数据增强。该方法直接基于真实指静脉图像进行样本生成,与文献[66]相比,该方法生成的样本图像与真实图像更为贴近,方差更小,静脉纹路更加自然平滑。文献[68]提出了一种类间数据增强方法,通过垂直翻转扩充训练集,同时结合传统的类内数据增强方法有效扩充了样本数量,解决了数据不足的问题。表 3 列出了部分传统方法与基于深度学习识别方法的效果对比。

表3 传统指静脉识别方法与基于深度学习的指静脉识别方法的对比

Table 3 Comparison of traditional methods and deep learning-based methods in finger vein recognition

Recognition methods	Reference	Database	Preprocessing	Algorithms/Models	Performance
Traditional methods	文献[10]	Home-made	Segmentation of the finger region Smoothing (Gaussian filters)	Mean curvature+ Matched pixel ratio	EER=0.25%
	文献[19]	Home-made	Rotation correction ROI extraction	LBP+Hamming distance	EER=0.11%
	文献[38]	MMCBNU_6000	ROI extraction Image enhancement	Single scale retinex guided filter+DWT	EER=2.57%
				Single scale retinex guided filter+LBP	EER=1.50%
				Single scale retinex guided filter+LPQ	EER=1.56%
	文献[39]	Home-made	ROI extraction Image enhancement	Gabor+Retinex+Fuzzy-based fusion method+ Haar wavelet	EER=17.25%
		SDUMLA		Gabor+Retinex+Fuzzy-based fusion method+LBP	EER=3.08%
	文献[56]	PKU FVD (V4)	Rotation correction ROI extraction Image enhancement	Enhanced maximum curvature+ HOG+SVM	EER=0.33%
		SDUMLA			EER=0.14%
	文献[60]	Home-made	ROI extraction Feature extraction (Wide line detector)	DCNN	EER=0.42%
Deep Learning-based methods	文献[14]	HKPU	Segmentation of the finger region	Self-designed CNN	ACC=95.32%
		FV-USM			ACC=97.53%
		SDUMLA			ACC=97.48%
		UTFVP			ACC=98.33%
	文献[61]	MMCBNU_6000	ROI extraction	AGCNN	ACC=84.95%
	文献[64]	MMCBNU_6000	Data augmentation	Siamese CNN	EER=0.08%
		FV-USM			EER=0.11%
		SDUMLA			EER=0.75%
文献[65]	MMCBNU_6000	ROI extraction	Two-stream CNN	EER=0.20%	
	SDUMLA			EER=0.94%	

7 指静脉公开数据集及识别评价指标

7.1 数据集

为了促进指静脉等生物信息识别领域的深入研究,并且保证实验结果有相对统一的评价标准,国内外一些高校和研究机构制作了指静脉等生物特征数据集并公开发布以供研究者使用,为推动该领域的进一步发展做出了巨大贡献。对其归纳整理如下。

(1)SDUMLA-HMT。该数据集由山东大学的尹义龙团队于2010年创建^[69],包含人脸、指静脉、步态、虹膜和指纹5种生物特征数据集。其中指静脉数据集中受试者共106人,每人分别对其左、右手的食指、中指和无名指进行采集,每根手指采集6张,图像存储为“BMP”格式,大小为 320×240 ,共包含3816张。该数据集的样张如图4(a)所示。

(2)FV-USM。该数据集由马来西亚理科大学的Bakhtiar团队创建^[11],其中123名受试者(女性40人,男性83人,年龄在20—52岁)均为该校师生人员。数据采集分两阶段(间隔2周)进行,每阶段每人分别对其左右手的食指和中指进行采集,每根手指采集6张,每张图像大小为 640×480 ,”JPG”格式,两阶段共采集5904张。该数据集的样张如图4(b)所示。

(3)VERAFV。该数据集由来自瑞士的Idiap研究机构和瑞士西部应用科学大学创建^[70],共有110名受试者(女性40人,男性70人,年龄在18—60岁)参与采集,对每名受试者的左、右手食指各采集2张,采集间隔为5min,图像大小为 250×665 ,”PNG”格式,共采集440张。该数据集的样张如图4(c)所示。

(4)PloyU-FV。该数据集由香港理工大学创建,于2009

年4月—2010年3月进行采集,参与人数为156人(约有93%的人年龄小于30岁),分两阶段(平均间隔66.8天)进行。每名受试者每阶段分别对其左手食指、中指采集指静脉、指纹理图像各6张,存储为“BMP”格式,大小为 513×256 ,共采集6264张。该数据集的样张如图4(d)所示。

(5)MMCBNU_6000。该数据集是韩国全北国立大学电子与信息工程系多媒体实验室在2013年1月29日—2月20日创建的^[71]。由100名受试者的指静脉图像组成,每名受试者提供其左、右手食指、中指和无名指,每根手指采集10次,以“BMP”格式存储,大小为 480×640 ,共采集6000张。该数据集的样张如图4(e)所示。

(6)UTFVP。该数据集由荷兰的特文特大学创建^[72]。受试者人数为60人(73%为男性,82%的人员年龄在19—30岁),于2011—2012年分两阶段(平均间隔15天)采集完成。每名受试者每阶段采集2张,包含左、右手食指、中指、无名指,图像均为“PNG”格式,大小为 672×380 ,共采集1440张。该数据集的样张如图4(f)所示。

(7)PLUSVein-FV3。该数据集由德国的萨尔茨堡大学计算机科学系创建,共包含4个子集,分别为用LED和Laser光源拍摄的指背和指掌静脉图像。受试者共60人,对每人左、右手食指、中指和无名指各重复采集5次。每个子集有1800张图像,共采集7200张。每张图像为“PNG”格式,大小为 600×1024 。该数据集的样张如图4(g)所示。

此外,北京大学和华南理工大学等高校也在指静脉识别研究中发布了公开数据集。可以看出,不同数据集中采集的图像信息均有所差别,不同数据集因采集设备和采集环境等差异,受环境光照、背景噪声、采集人员等影响,在成像质量方面均有所不同。因此,在进行特征提取和识别或网络训练

之前,对图像的 ROI 定位、归一化和特征增强等工作显得尤为重要。

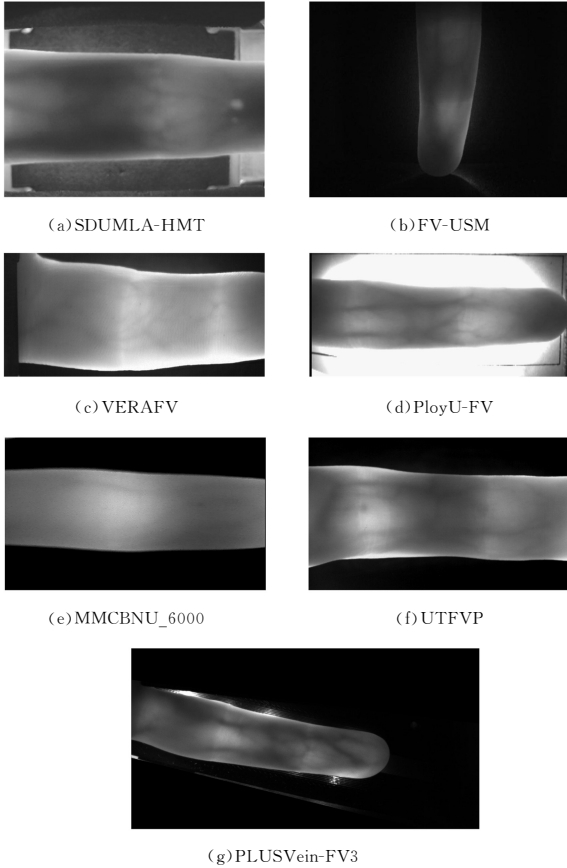


图4 指静脉公开数据集样张

Fig. 4 Public finger vein datasets samples

7.2 评价指标

在指静脉识别领域,算法的识别准确率、查准率、召回率、真正例率、假正例率、拒真率、认假率、等误率、ROC(Receiver Operator Characteristic Curve)曲线和响应时间等是评价系统性能的常用指标。每张图像样本均可分为两类,即正类(Positive,属于该类)和负类(Negative,不属于该类),根据系统预测结果与实际分类标签的差异,可将识别结果分为4类,混淆矩阵如表4所列。

表4 图像分类的混淆矩阵

Table 4 Confusion matrix of image classification

Predicted	Actual	
	Positive	Negative
Positive	True Positive	False Positive
Negative	False Negative	True Negative

识别准确率(ACC)指系统正确识别指静脉图像的数量与全体指静脉图像 N 的比例,即 $ACC = (TP + TN) / N$,该指标能够比较直观地体现识别系统的整体性能;查准率(Precision)又称精确率,指系统正确识别为正类的样本与所有本应被识别为正类样本的比例,即 $Precision = TP / (TP + FP)$;召回率(Recall)又称查全率,指系统正确识别为正类的样本与所有被识别为正类样本的比例,即 $Recall = TP / (TP + FN)$;真正例率(True Positive Rate, TPR)指系统预测为正类的样本中真正类的比例,即 $TPR = Recall$;假正例率(False Positive Rate, FPR)指系统预测为负类的样本中被错误分为负类的

样本所占的比例,即 $FPR = FP / (FP + TN)$ 。以上为指静脉图像二分类问题中常用的评价指标。

在指静脉图像的多分类问题中,常用以下评价指标。拒真率(False Reject Rate, FRR)指系统错误地拒绝正样本的次数与类间错误匹配总次数的比例,计算式如式(20)所示:

$$FRR = \frac{\text{错误拒绝正样本的次数}}{\text{类间样本匹配的总次数}} \times 100\% \quad (20)$$

认假率(False Accept Rate, FAR)指系统错误地接受负样本的次数与类内正确匹配总次数的比例,计算式如式(21)所示:

$$FAR = \frac{\text{错误接受负样本的次数}}{\text{类内样本匹配的总次数}} \times 100\% \quad (21)$$

FRR 与 FAR 的值均与系统中预设的相似性认定指数有关。认定指数越高,对系统的安全性要求越高,系统误拒正样本的概率就越高,FRR 值会上升;相反地,系统误认负样本的概率越低,FAR 值会减小,二者呈现负相关。不同的应用场景,对 FRR 与 FAR 的值有不同的要求。在某些安全性要求较高的场所如银行金库、监狱等,FAR 要尽可能低,以保证国民财产安全。

当 FAR 与 FRR 相等时,该点的值称为等误率(Equal Error Rate, EER),用于综合评价系统性能,EER 越小,系统的整体性能就越优秀。由 FRR 和 FAR 绘制的曲线为 ROC 曲线,它反映了 FRR 与 FAR 在系统表现上的动态平衡,EER 即 ROC 曲线与 $FAR = FRR$ 的交点。ROC 曲线下的面积称为 AUC(Area Under Curve),其值越大,系统性能就越好。

结束语 目前指静脉识别方法可分为传统的图像特征处理与匹配方法以及基于深度学习的端到端识别方法,两种方法均取得了许多优秀成果,理论不断完善,产品不断创新。此外,在指静脉识别前进发展的道路上,以下方面仍有待进一步探索和研究。

(1)指静脉成像质量有待提高。在图像采集过程中,受采集设备、环境光和被采集者手指移动等干扰,使得图像出现光照不均、模糊、手指偏转等问题,从而影响识别结果。针对此类问题,除了预处理阶段对图像进行平滑去噪、静脉增强等操作之外,还可以在前期进行图像质量评估,从而筛选出高质量的图像。

(2)特征丢失。在特征提取方面还存在着诸多问题,如不同的特征提取算法提取到的指静脉特征差别较大,特征降维会损失细节特征,局部特征对图像的代表能力有限,静脉纹路提取对低质量图像效果较差、容易丢失特征信息等。针对以上问题,可使用图像修复技术完成小区域指静脉纹路残缺特征的修复^[37,73-75],或综合考虑静脉的灰度差异、方向变化、几何形状和细节节点等特征,避免由于单一特征信息不足而引起的识别性能下降。

(3)仿冒检测。已有相关研究^[76]证实,指静脉识别系统存在模板攻击的风险,潜在的攻击方式主要是打印攻击。对于打印的伪静脉图像,识别系统存在误识的概率。文献^[70]使用商用打印机将真实指静脉图像打印到纸上,之后使用黑色马克笔增强静脉纹路,将该欺骗样本送入识别系统进行伪特征识别。实验结果表明,系统对伪造静脉图像的误识率高达 86%,因此指静脉识别系统的模板攻击检测(Presentation

Attack Detection, PAD)是一个不容忽视的问题。针对如何区分真假静脉图像的问题,可以通过提取模糊度、灰度统计分布和噪声分布等特征,根据特征之间的差异性来辨别真伪^[77]。

(4)数据不足。目前已有的公开数据集仍十分有限,且包含的图像较少,无法满足深度学习方法对大数据量的需求,无法适用于深层网络模型。为解决该问题,可以采用数据增强技术,基于采取的原始图像进行旋转、裁剪、放缩等方式来扩充数据集,提高网络的学习能力;或者针对有限数据,使用轻量级网络学习图像特征,将学习到的特征结合特征匹配方法进行识别。

在数据信息高速流通的时代,人们对身份认证和隐私数据等的保密性越来越重视,并且近年来全球疫情的爆发,将公共卫生的安全问题上升到前所未有的高度,无约束、无限制的非接触式采集系统的研发、基于指静脉等生物特征的多模态识别、特征模板库的加密保护、基于指静脉等生物特征信息的密码应用,以及3D指静脉识别等方面的研究会进一步深入,以提高识别系统的智能性、抗欺骗的能力,其应用范围和场景也会更加广泛,是未来具有光明前景的发展方向。

本文聚焦于指静脉识别技术,从硬件采集装置到软件识别算法,对整个识别过程及理论研究进行了阐述。从研究成果丰富、发展相对稳定的传统识别算法,到如今研究火热的基于深度学习的识别方法,指静脉识别正朝着高精度、快识别、多场景和更稳定、更安全、更便捷的方向快速发展。

参 考 文 献

- [1] MOAYER B, FU K S. A Tree System Approach for Fingerprint Pattern Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(3): 376-387.
- [2] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for Recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [3] WILDES R P, ASMUTH J C, GREEN G L, et al. A System for Automated Iris Recognition[C]// Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Sarasota, FL, USA: IEEE Computer Society, 1994: 121-128.
- [4] LEE E C, LEE H C, PARK K R. Finger Vein Recognition using Minutia-Based Alignment and Local Binary Pattern-Based Feature Extraction[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2009, 19(3): 179-186.
- [5] RICE A J. A Quality Approach to Biometric Imaging[C]// Proceedings of IEE Colloquium on Image Processing for Biometric Measurement. London, UK: Institution of Engineering and Technology, 1994: 1-5.
- [6] KONO M. A New Method for the Identification of Individuals by using of Vein Pattern Matching of a Finger[C]// Proceedings of Fifth Symposium on Pattern Measurement. Yamaguchi, Japan, 2000: 9-12.
- [7] KONO M, UEKI H, UMEMURA S. Near-Infrared Finger Vein Patterns for Personal Identification[J]. Applied Optics, 2002, 41(35): 7429-7436.
- [8] MIURA N, NAGASAKA A, MIYATAKE T. Feature Extraction of Finger-Vein Patterns Based on Repeated Line Tracking and its Application to Personal Identification[J]. Machine Vision and Applications, 2004, 15(4): 194-203.
- [9] MIURA N, NAGASAKA A, MIYATAKE T. Extraction of Finger-Vein Patterns using Maximum Curvature Points in Image Profiles[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2007, 90(8): 1185-1194.
- [10] SONG W, KIM T, KIM H C, et al. A Finger-Vein Verification System using Mean Curvature[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(11): 1541-1547.
- [11] ASAARI M S M, SUANDI S A, ROSDI B A. Fusion of Band Limited Phase Only Correlation and Width Centroid Contour Distance for Finger Based Biometrics[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(7): 3367-3382.
- [12] VLACHOS M, DERMATAS E. Finger Vein Segmentation from Infrared Images Based on a Modified Separable Mumford Shah Model and Local Entropy Thresholding[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2015, 2015(1): 1-20.
- [13] RADZI S A, HANI M K, BAKHTERI R. Finger-Vein Biometric Identification using Convolutional Neural Network[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2016, 24(3): 1863-1878.
- [14] DAS R, PICIUCCO E, MAIORANA E, et al. Convolutional Neural Network for Finger-Vein-Based Biometric Identification [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2018, 14(2): 360-373.
- [15] NOH K J, CHOI J, HONG J S, et al. Finger-Vein Recognition Based on Densely Connected Convolutional Network using Score-Level Fusion with Shape and Texture Images[J]. IEEE Access, 2020, 8(1): 96748-96766.
- [16] LIN X R, ZHUANG B, SU X S, et al. Measurement and Matching of Human Vein Pattern Characteristics[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2003, 43(2): 164-167.
- [17] YU C B, QIN H F. Research on Finger Vein Image Feature Extraction Algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2008, 44(24): 175-177.
- [18] WANG K J, LIU J Y, LI X F. Finger Vein Recognition Algorithm Based on Relative Distance[J]. Computer Science, 2011, 38(9): 257-259, 270.
- [19] YANG L, YANG G, YIN Y, et al. Sliding Window-Based Region of Interest Extraction for Finger Vein Images [J]. Sensors, 2013, 13(3): 3799-3815.
- [20] YANG G, XIAO R, YIN Y, et al. Finger Vein Recognition Based on Personalized Weight Maps[J]. Sensors, 2013, 13(9): 12093-12112.
- [21] YANG J, SHI Y, JIA G. Finger-Vein Image Matching Based on Adaptive Curve Transformation[J]. Pattern Recognition, 2017, 66(1): 34-43.
- [22] KANG W, LU Y, LI D, et al. From Noise to Feature: Exploiting Intensity Distribution as a Novel Soft Biometric Trait for Finger Vein Recognition[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2018, 14(4): 858-869.
- [23] YANG S, QIN H, LIU X, et al. Finger-Vein Pattern Restoration with Generative Adversarial Network[J]. IEEE Access, 2020, 8(1): 141080-141089.

- [24] MENG X, ZHENG J, XI X, et al. Finger Vein Recognition Based on Zone-Based Minutia Matching[J]. *Neurocomputing*, 2021, 423(1):110-123.
- [25] HU H, KANG W, LU Y, et al. FV-Net: Learning A Finger-Vein Feature Representation Based on a CNN[C]// *Proceedings of 24th IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2018:3489-3494.
- [26] LU Y, XIE S, WU S. Exploring Competitive Features using Deep Convolutional Neural Network for FingerVein Recognition[J]. *IEEE Access*, 2019, 7(1):35113-35123.
- [27] ZHAO D, MA H, YANG Z, et al. Finger Vein Recognition Based on Lightweight CNN Combining Center Loss and Dynamic Regularization[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 105(8):1-10.
- [28] YANG J, SHI Y, YANG J. Personal Identification Based on Finger-Vein Features[J]. *Computers in Human Behavior*, 2011, 27(5):1565-1570.
- [29] LIU Z, SONG S. An Embedded Real-Time Finger-Vein Recognition System for Mobile Devices[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2012, 58(2):522-527.
- [30] KAUBA C, PROMMEGGER B, UHL A. Combined Fully Contactless Finger and Hand Vein Capturing Device with a Corresponding Dataset[J]. *Sensors*, 2019, 19(22):1-25.
- [31] KANG W, LIU H, LUO W, et al. Study of a Full-View 3D Finger Vein Verification Technique[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 15(1):1175-1189.
- [32] LIU Y Y. Research on Finger Vein Recognition System Based on Micro Lens Array Ultrathin Device[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017.
- [33] HUANG Q, HU K, ZHOU P, et al. Design of Finger Vein Capturing Device Based on ARM and CMOS Array[C]// *Proceedings of 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2018:193-196.
- [34] WANG M W, TANG D M, YU Y C, et al. Robust Edge Detection Method for Finger Vein Images[J]. *Application Research of Computers*, 2018, 35(1):296-299.
- [35] YANG J, SHI Y. Finger-Vein ROI Localization and Vein Ridge Enhancement[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(12):1569-1579.
- [36] YAO Q, SONG D, XU X. Robust Finger-Vein ROI Localization Based on the 3σ Criterion Dynamic Threshold Strategy[J]. *Sensors*, 2020, 20(14):1-21.
- [37] YANG J, SHI Y. Towards Finger-Vein Image Restoration and Enhancement for Finger-Vein Recognition[J]. *Information Sciences*, 2014, 268(1):33-52.
- [38] XIE S J, LU Y, YOON S, et al. Intensity Variation Normalization for Finger Vein Recognition using Guided Filter Based Single Scale Retinex[J]. *Sensors*, 2015, 15(7):17089-17105.
- [39] SHIN K Y, PARK Y H, NGUYEN D T, et al. Finger-Vein Image Enhancement using a Fuzzy-Based Fusion Method with Gabor and Retinex Filtering[J]. *Sensors*, 2014, 14(2):3095-3129.
- [40] YOU W, ZHOU W, HUANG J, et al. A Bilayer Image Restoration for Finger Vein Recognition[J]. *Neurocomputing*, 2019, 348(5):54-65.
- [41] WILLIAM A, ONG T S, LAU S H, et al. Finger Vein Verification using Local Histogram of Hybrid Texture Descriptors[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA)*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2015:304-308.
- [42] LEI L, XI F, CHEN S. Finger-Vein Image Enhancement Based on Pulse Coupled Neural Network[J]. *IEEE Access*, 2019, 7(99):57226-57237.
- [43] LIU J K, LI Y. Enhancement on the Low Contrast Finger Vein Image Under Non-Uniform Illumination[J]. *Microelectronics & Computer*, 2012, 29(12):91-93, 98.
- [44] WU J, HE D. Finger Vein Recognition Based on Feature Point Distance[C]// *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC)*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2018:163-167.
- [45] LIU F, YANG G, YIN Y, et al. Singular Value Decomposition Based Minutiae Matching Method for Finger Vein Recognition[J]. *Neurocomputing*, 2014, 145(5):75-89.
- [46] WU J D, LIU C T. Finger-Vein Pattern Identification using Principal Component Analysis and the Neural Network Technique[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(5):5423-5427.
- [47] YOU L, WANG J, LI H, et al. Finger Vein Recognition Based on 2DPCA and KMMC[J]. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2015, 8(10):163-170.
- [48] ZHANG L P, LI W J, NING X, et al. A Finger Vein Recognition Method Based on Histogram of Oriented Line and $(2D)^2$ FPCA[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2018, 30(2):254-261.
- [49] HU N, MA H, ZHAN T. Finger Vein Biometric Verification using Block Multi-Scale Uniform Local Binary Pattern Features and Block Two-Directional Two-Dimension Principal Component Analysis[J]. *Optik*, 2020, 208(1):1-16.
- [50] ROSDI B A, SHING C W, SUANDI S A. Finger Vein Recognition using Local Line Binary Pattern[J]. *Sensors*, 2011, 11(12):11357-11371.
- [51] LU Y, YOON S, XIE S J, et al. Finger Vein Recognition using Generalized Local Line Binary Pattern[J]. *KSI Transactions on Internet & Information Systems*, 2014, 8(5):1766-1784.
- [52] LIU C, WANG R C, XU X W, et al. Finger Vein Recognition Algorithm Based on Improved LBP[J]. *Computer Simulation*, 2019, 36(1):381-386.
- [53] YANG G, XI X, YIN Y. FingerVein Recognition Based on a Personalized Best Bit Map[J]. *Sensors*, 2012, 12(2):1738-1757.
- [54] ISMAIL B, ZMIRLI M O. Enhancement of Finger Vein Patterns Extracted by Maximum Curvature Method[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Applied Smart Systems (ICASS)*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2018:1-4.
- [55] LI J, MA H, LV Y, et al. Finger Vein Feature Extraction Based on Improved Maximum Curvature Description[C]// *Proceedings of IEEE Chinese Control Conference (CCC)*. Los Alamitos, CA,

- USA;IEEE Computer Society,2019;7566-7571.
- [56] SYARIF M A,ONG T S,TEOH A B J,et al. Enhanced Maximum Curvature Descriptors for Finger Vein Verification[J]. *Multimedia Tools and Applications*,2017,76(5):6859-6887.
- [57] ZHANG J,LU Z,LI M. Active Contour-Based Method for Finger-Vein Image Segmentation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*,2020,69(11):8656-8665.
- [58] CHEN G,DAI Q,TANG X,et al. An Improved Least Trimmed Square Hausdorff Distance Finger Vein Recognition[C]// *Proceedings of 5th IEEE International Conference on Systems and Informatics(ICSAI)*. Los Alamitos, CA, USA; IEEE Computer Society,2018;939-943.
- [59] HONG H G,LEE M B,PARK K R. Convolutional Neural Network-Based Finger-Vein Recognition using NIR Image Sensors [J]. *Sensors*,2017,17(6):1-21.
- [60] HUANG H,LIU S,ZHENG H,et al. Deepvein:Novel Finger Vein Verification Methods Based on Deep Convolutional Neural Networks[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Identity,Security and Behavior Analysis(ISBA)*. Los Alamitos, CA, USA;IEEE Computer Society,2017;1-8.
- [61] ZHANG Y,LI W,ZHANG L,et al. Adaptive Gabor Convolutional Neural Networks for Finger-Vein Recognition[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on High Performance Big Data and Intelligent Systems(HPBD&IS)*. Los Alamitos, CA, USA;IEEE Computer Society,2019;219-222.
- [62] ZHU C,YANG Y,JANG Y. Research on Denoising of Finger Vein Image Based on Deep Convolutional Neural Network[C]// *Proceedings of 14th International Conference on Computer Science & Education(ICCSSE)*. Los Alamitos, CA, USA; IEEE Computer Society,2019;374-378.
- [63] HOU B,YAN R. Convolutional Auto-Encoder Based Deep Feature Learning for Finger-Vein Verification[C]// *Proceedings of IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications(MeMeA)*. Los Alamitos, CA, USA; IEEE Computer Society,2018;1-5.
- [64] TANG S,ZHOU S,KANG W,et al. Finger Vein Verification using a Siamese CNN[J]. *IET Biometrics*,2019,8(5):306-315.
- [65] FANG Y,WU Q,KANG W. A Novel Finger Vein Verification System Based on Two-Stream Convolutional Network Learning [J]. *Neurocomputing*,2018,290(1):100-107.
- [66] YANG H,FANG P,HAO Z. A GAN-based Method for Generating Finger Vein Dataset[C]// *Proceedings of 3rd International Conference on Algorithms,Computing and Artificial Intelligence (ACAD)*. New York, NY, USA; Association for Computing Machinery,2020;1-6.
- [67] WANG G,SUN C,SOWMYA A. Learning a Compact Vein Discrimination Model with Generated Samples[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*,2019,15(1):635-650.
- [68] OU W F,PO L M,ZHOU C,et al. Fusion Loss and Inter-Class Data Augmentation for Deep Finger Vein Feature Learning[J]. *Expert Systems with Applications*,2021,171(7):1-17.
- [69] YIN Y,LIU L,SUN X. SDUMLA-HMT:A Multimodal Biometric Database[C]// *Proceedings of Chinese Conference on Biometric Recognition*. Heidelberg, Berlin; Springer, 2011: 260-268.
- [70] TOME P,VANONI M,MARCEL S. On the Vulnerability of Finger Vein Recognition to Spoofing[C]// *Proceedings of IEEE International Conference of the Biometrics Special Interest Group(BIOSIG)*. Los Alamitos, CA, USA; IEEE Computer Society,2014;1-10.
- [71] LU Y,XIE S J,YOON S,et al. An Available Database for the Research of Finger Vein Recognition[C]// *Proceedings of 6th IEEE International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*. Los Alamitos, CA, USA; IEEE Computer Society, 2013;410-415.
- [72] TON B T,VELDHUIS R N J. A High Quality Finger Vascular Pattern Dataset Collected using a Custom Designed Capturing Device[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Biometrics(ICB)*. Los Alamitos, CA, USA; IEEE Computer Society,2013;1-5.
- [73] LIU T,XIE J,YAN W,et al. Finger-Vein Pattern Restoration with Direction-Variance-Boundary Constraint Search[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*,2015,46(1):131-139.
- [74] QIN H,EL-YACOUBI M A. Deep Representation-Based Feature Extraction and Recovering for Finger-Vein Verification[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*,2017, 12(8):1816-1829.
- [75] GUO X,LI D,ZHANG H,et al. Image Restoration of Finger-Vein Networks Based on Encoder-Decoder Model[J]. *Optoelectronics Letters*,2019,15(6):463-467.
- [76] QIU X,KANG W,TIAN S,et al. Finger Vein Presentation Attack Detection using Total Variation Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2017, 13(2):465-477.



LIU Wei-ye, born in 1995, postgraduate, is a member of China Computer Federation. His main research interests include image recognition and deep learning.



LU Hui-min, born in 1972, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include intelligent data processing and biometric authentication.