

# 利用手背静脉特征进行身份识别的研究<sup>①</sup>

王一丁<sup>②</sup> 曹 希<sup>③</sup>

(北方工业大学信息工程学院 北京 100144)

**摘要** 在持续研究基于手背静脉特征的身份识别方法和按传统识别流程设计了适合用手背静脉特征识别身份的系统的基础上,对手背静脉识别领域的研究成果和关键问题进行了全面且深入的总结和探讨。首先梳理了手背静脉识别的发展历程和研究现状,并通过比较不同生物特征包含的熵,论证了手背静脉作为生物特征识别的可行性,接着从图像采集、图像预处理、特征提取和特征匹配四方面对当前国内外研究成果进行了详细的阐述、对比和分析,在探讨手背静脉特征提取算法时,将已有方法分为空域变换和非空域变换,在空域变换基础上又分为纹理特征提取算法和结构特征提取算法。最后指出了当前研究的待解问题和发展趋势。

**关键词** 手背静脉, 可行性, 图像采集, 预处理, 特征提取, 特征匹配

## 0 引言

基于新型生物特征的身份识别研究近年来受到广泛关注, 利用耳型、掌纹、步态、手背静脉等识别身份的方法均有报道<sup>[1,2]</sup>, 而手背静脉识别方法由于具有独特的优势则成为目前研究和应用热点之一。利用手背静脉进行身份识别的思想最早起源于 20 世纪 80 年代柯达公司的研究。柯达公司的 Joseph Rice 在研究红外条形码技术时产生了利用人手背血管红外成像进行身份识别的想法, 取名为 Veincheck, 并于 1990 年开始投入技术开发, 和英国前国家物理实验室科学家 David Claydon 合作, 采用统计过程控制(statistical process control, SPC)的方法首次使用手背静脉进行了生物身份识别。随后二十几年, 更多的研究者投入这项研究, 并发现用手背静脉识别身份具有独特的优势, 如非接触性、不易损伤、对光照较为鲁棒等, 因此手背静脉识别的研究受到越来越多的关注。本文在对手背静脉识别问题持续研究的基础上, 对手背静脉识别领域的研究成果和关键问题进行了全面且深入的总结和探讨。首先梳理了手背静脉识别的发展历程及研究现状, 接着针

对手背静脉识别的几个关键问题, 包括可行性分析、图像采集及预处理、特征提取和匹配等, 对已有研究方法进行了详细的阐述、对比和分析, 最后对手背静脉识别的研究现状进行了总结, 并对其未来可能的研究方向进行了展望。

## 1 手背静脉识别技术概述

### 1.1 手背静脉识别的研究现状

在 Rice 的实验基础上, 1991 年至 1993 年 MacGregor, Welford, Hawkes 和 Claydon 等人明确指出 Veincheck 是一种以手背静脉作为身份比对特征的生物识别系统, 并率先发表了关于 Veincheck 的原理的文章和技术报告<sup>[3]</sup>。1995 年, Cross 和 Smith 发表的综述性文章首次对手背静脉识别的整个过程进行了完整的描述<sup>[4]</sup>。

在算法研究方面, 2005 年 Leedham<sup>[5,6]</sup> 利用热红外成像技术, 使用局部自适应分割方法提取手背静脉特征, 将手背静脉的研究推向新的高度。2007 年, Nadort<sup>[7]</sup> 对当时的手背静脉的识别方法进行了总结, 比较了诸多算法的优劣, 阶段性总结了手背静脉的研究成果, 为长远研究提供了重要参考。2009

① 国家自然科学基金(61271368)和北京市自然科学基金重点(No. KZ201410009013)资助项目。

② 男, 1967 年生, 博士, 教授; 研究方向: 智能信息处理; E-mail: wangyd@ncut.edu.cn

③ 通讯作者, E-mail: caoxi19890820@163.com

(收稿日期: 2013-12-23)

年,Kumar<sup>[8]</sup>提取静脉血管的结构信息和关节信息作为特征,并使用决策融合的方式进行匹配。2010年,Cluj-Napoca技术大学的Septimiu<sup>[9]</sup>首次提出了低成本设备的成像质量控制问题,Wilson<sup>[10]</sup>对生物特征识别尤其是手背静脉识别进行了详细说明,并且提出一套手背静脉识别系统,推动手背静脉识别系统向低成本迈进。

国内也有不少学者从事了手背静脉识别的研究。2002年,林喜荣<sup>[11,12]</sup>自主设计了近红外血管图像采集仪用于提取血管造影的原始图像。2006年,韩笑<sup>[13]</sup>提出利用小波(脊波)对手背静脉血管和手指静脉血管进行增强,并使用神经网络进一步判断血管特征点。同年,静脉识别技术首次获得了国家自然科学基金的资助。2007年张晋阳<sup>[14]</sup>设计了嵌入式的手背静脉辅助定位系统。2009年李秀艳<sup>[15]</sup>利用加速鲁棒性特征(speeded up robust feature,SURF)进行快速手背静脉识别。2010年郑英杰<sup>[16]</sup>使用二维Garbor相位编码特征与直方图特征相结合的方法提取手背静脉特征。2011年贾旭、崔建江<sup>[17,18]</sup>使用多尺度下轮廓波变换的子带能量为特征,分别建立了隐马尔科夫模型并进行融合,实现了真假匹配的区分,大大提高了手背的匹配率。Wang<sup>[19]</sup>等采用尺度不变特征转换(scale-invariant

feature transform,SIFT)提取手背特征。2011年,秦斌<sup>[20]</sup>介绍了手背静脉特征识别技术的发展历程和关键性事件,详述了手背静脉识别技术的基本原理、采集系统装置的结构和常用术语。韩国BK System公司在20世纪90年代发布了亚洲第一个低成本商用生物特征提取系统<sup>[21]</sup>,在小规模测试时可靠性达到99.45%。本文前期使用局部二值模式(local binary pattern,LBP)算子或LBP改进算子进行特征提取<sup>[22]</sup>,得到了更加鲁棒的特征信息,提高了算法的匹配率,成功设计出低成本、高清晰度、人性化的手背图像采集系统,并建立了目前适用范围最广、可用性最强的手背静脉图像数据库。

## 1.2 手背静脉识别可行性评估

目前,大多数研究都是从生物学角度讨论手背静脉作为生物特征的可行性,尚没有详细的实验数据支撑。本研究前期将手背静脉与人脸、指纹、虹膜等这些学术界所公认的生物特征进行了对比,通过分析其所包含的信息量,对手背静脉是否可以作为生物识别特征进行了评估。本研究前期利用各生物特征的开源数据库中图像作为实验对象,分别计算了样本的平均信息熵、同类特征图像的平均互信息熵和各类间的平均互信息熵,计算结果如表1所示。

表1 不同生物特征的信息熵计算结果

数据库名称	分辨率	样本容量/张	平均信息熵	同类平均互信息熵	异类平均互信息熵
AT&T 人脸数据库	92×112	7×10	7.2671	0.3827	0.1431
Yale 人脸数据库	100×100	15×11	7.4259	0.2355	0.0520
指纹数据库	256×364	10×8	5.8633	0.0283	0.3360
中科院 CASIA 虹膜数据库	320×280	108×3(左眼) ×4(右眼)	7.0181	0.1302	0.0622
DHV 手背静脉数据库	381×381	102×10	6.7235	0.3740	0.2269

从模式识别的角度来看,虽然手背静脉的信息没有人脸和虹膜特征丰富,但有着不亚于指纹图像的信息量,且相对于指纹和虹膜,手背静脉和人脸都具有较大同类互信息熵,体现了良好的类内相似性。手背的异类互信息熵也小于指纹,表明手背静脉有着良好的类间可分性。手背静脉事实上有着比指纹还要优秀的特性,与其他生物特征相比,也有着不逊色的表现,这说明手背静脉作为生物识别特征是完全可行性的。在证明了手背静脉特征可行的前提下,需要结合传统模式识别工作流程,设计出一套适用于手背静脉特征的识别系统。本研究已实现了这

种识别系统的设计。

## 1.3 手背静脉识别系统流程

手背静脉识别系统的整个工作流程,主要包括图像的采集、图像的预处理、静脉特征提取、匹配识别四个主要步骤,如图1所示。

静脉图像的采集是静脉识别的关键,图像质量的影响因子涉及到采集设备的光源、摄像头分辨率、采集卡位深等。

静脉图像属于灰度图像,包含有背景、噪声等冗余信息,必须通过预处理突出图像中的静脉信息,使图像中的血管脉络清晰的分割出来,在必要情况下

还需进行兴趣点 (point of interest, POI) 提取等处理。

特征提取是静脉识别最关键,也是最难突破的一步,提取的特征应简单、有效、鲁棒、稳定,同时维数不能太高,否则会影响匹配速度。

特征匹配和系统学习是针对已提取的特征设计合适的分类器将其准确分类,这部分工作与特征提取不应分别对待,相反两者是一个整体,应通盘考虑,充分利用已提取特征的特点选择适当的分类器。

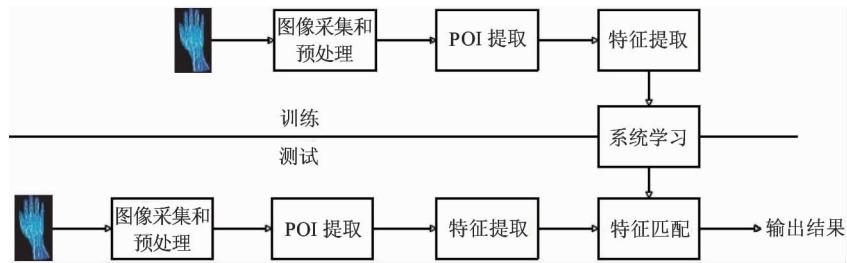


图 1 手背静脉识别系统流程图

## 2 手背静脉图像采集和预处理

### 2.1 手背静脉图像采集和数据库建立

目前应用的手背静脉图像采集系统由三个主要部分组成:光源、摄像机和镜头。基于此,手背静脉图像采集系统一般采用近红外 LED 灯照射人体手背,用红外感光 CCD 摄像头获取其图像,反射红外线较多的区域呈现明显的亮色,吸收红外线较多的区域呈现暗色,得到手背静脉光学图像。

崔建江等人<sup>[23]</sup>建立了基于静脉图像质量的评价方法,设计了集红外采集、红外图像质量评价和红外光源调控于一体的光源装置。

本研究前期从光照方式、光照强度和均匀度、光源照射角度及照射距离对采集设备光源进行了设计<sup>[24,25]</sup>,历经 5 年的不断改进创新,开发了一整套手背静脉采集系统,该系统设计了封闭式的采集设备外壳,采用高分辨率的红外摄像头,光源采用红外 LED 阵列并加装均光片,成像设备为 CCD 相机,同时采集过程更加人性化,设计了符合人抓握习惯的手柄。该系统设备成本低廉,已经通过 ISO9002 认证,并以此为基础开发了基于手背静脉识别的门禁系统,如图 2 所示。

本研究在前期自主建立了目前可用的最大的手背静脉图像数据库<sup>[22,26,27]</sup>。该数据库包含 2040 张手背静脉图像的图数据库,共有 102 人参与手背静脉图像的采集,其中男性 50 人,女性 52 人,每人左右手均采集 10 张,入库图像均为  $640 \times 480$  像素的 256 灰度级图像。该数据库已于 2010 年对研究者共享,目前已被法国、西班牙、挪威、印度等多个国家的研究组申请使用。图 3 是该数据库的手背静脉图像。



(a) 门禁系统软件界面



(b) 门禁系统实物图

图 2 门禁系统软件界面(a)和实物图(b)

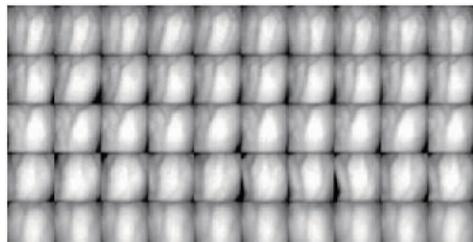


图 3 DHV 手背静脉图像数据库

本研究前期提出在特征空间上将主成分分析 (PCA) 重建方法用于图像合成<sup>[28]</sup>,通过该方法将原始的数据库扩展成包含 8000 人以上的大样本图像

数据库,为手背静脉大样本模拟测试提供了可靠参考。

## 2.2 手背静脉图像预处理

在手背静脉的预处理阶段,大多数研究进行的步骤主要有去噪声、图像矫正、POI 区域提取、图像归一化等,但是没有考虑到图像采集阶段由于手势变化、手型大小造成的图像畸变问题,以及手背脂肪厚度导致的对比度的改变。

图像的预处理方面,燕青宇<sup>[25]</sup>选用同样方法将图片归一化到  $256 \times 256$  大小的矩形区域,利用 Sauvola 局部阈值法进行静脉纹理分割,模板大小为  $31 \times 31$ ,并对图像进行归一化和腐蚀得到 POI 区域,通过直方图均衡等处理后,进行图像细化。吕佩卓等人<sup>[29]</sup>提出一种自适应手背有效区域定位分割方法。魏上清等人<sup>[30]</sup>采用修正的 NiBlack 算法分割出静脉纹路,然后采用面积阈值法、形态学开闭操作、条件细化和毛刺修剪处理获得光滑、失真较小的静脉骨架。吕佩卓<sup>[31]</sup>使用自适应的手背静脉区域定位分割算法,能够快速准确地分割出手背静脉有效区域图像,识别出同一人的所有手背图像。然而,大多数研究无法解决采集时手势变化造成的图像失真,导致特征提取和匹配阶段的结果不理想。

为了增加手背静脉图像的可靠性,本研究选用中值滤波器对图像进行去噪,分割出手背图像后,定位第一指节和第四指节,以其位置  $K_1, K_2$  为基准点估计水平旋转的角度  $\theta$ ,对手背静脉图像做  $\theta$  的旋转变换<sup>[32]</sup>:

$$K_1 = (X_{K_1}, Y_{K_1}) \quad (1)$$

$$K_2 = (X_{K_2}, Y_{K_2}) \quad (2)$$

$$\theta = \tan^{-1}(Y_{K_2} - Y_{K_1}) / (X_{K_2} - X_{K_1}) \quad (3)$$

最终得到图像的配准结果,如图 4 所示。

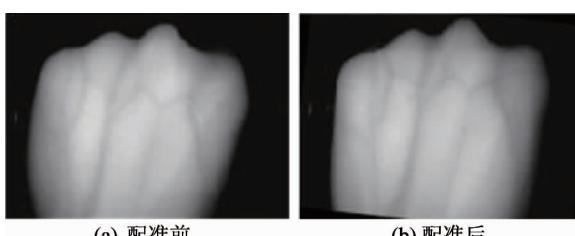


图 4 配准前(a)配准后(b)对比图

得到配准图像后,利用质心法提取手背静脉的 POI 区域,以手背区域的质心为矩形的中心,选择  $360 \times 360$  的矩形,计算出 POI 区域,最后进行灰度归一化到 0 至 255,处理效果如图 5 所示。

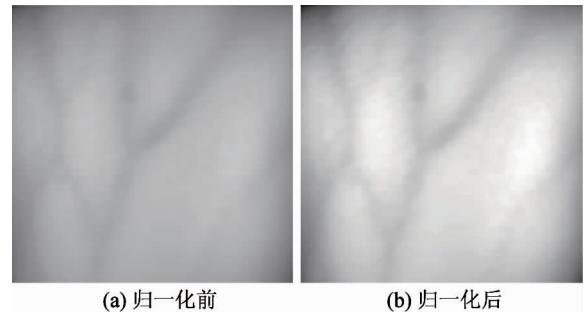


图 5 归一化前(a)和归一化后(b)对比图

## 3 手背静脉的特征提取和匹配

### 3.1 手背纹理特征提取方法

目前已存在多种手背静脉图像的特征提取算法,这些算法大致可分为空域特征提取和非空域特征提取两类。提取空域特征,即直接对图像进行数据运算,都注重对图像的方向性进行变换。手背静脉的空域特征又可分为纹理特征和结构特征。非空域特征提取则是对图像的频谱特征进行分析,包括小波变换、离散余弦变换等。

纹理特征作为一个重要特征被广泛利用。手背静脉作为一种血管纹路,具有天然的纹理特征,其长短、粗细、结构都是有价值的纹理特征。静脉血管分布在生理上呈现一定的网状结构,在数学上可以描述为区域性的纹理特征。由于在图像预处理阶段,图像分割存在着无法克服的缺点,噪声将导致静脉纹理结构形状的变化,以致纹理结构信息丢失。因此,在提取纹理特征时,应避开图像分割环节,直接研究基于灰度图像纹理特征的提取问题。

在纹理特征提取方面,郑英杰等人<sup>[33]</sup>通过使用 2D Gabor 滤波器进行对特征进行编码,运用手背静脉图像的局部 2D Gabor 相位编码变化特征表示手背静脉的局部特征,最后利用卡方距离进行匹配识别,得到了 0% 的等错误率,但该算法对图片质量十分敏感,稳定性有待提高。刘铁根等人<sup>[34]</sup>基于手背灰度图利用小波包分解提取静脉血管的纹理特征,在匹配识别步骤采用  $k$  近邻 ( $k$ -nearest neighbor, KNN) 分类器和支持向量机 (support vector machine, SVM) 的结合进行待识别样本的分类,结果显示 648 个待识别样本存在有 6 个样本产生误判,取得了 99.07% 的匹配率。

随着手背静脉研究的深入,常用的纹理特征提取方法可大致分为:局部二值模式 (LBP)、灰度共生矩阵 (gray level cooccurrence matrix, GLCM)、基于数

学形态学的特征和基于小波变换的特征等。

LBP 属于点样本估计方式,具有尺度不变性、旋转不变性和计算复杂度低等特点。LBP 最早由 Ojala<sup>[35]</sup>于 1996 年提出,经过十几年的发展,LBP 算子得到不断改进和演化,被广泛应用于纹理分割、纹理分类、人脸识别等数字图像处理领域。

LBP 的基本原理是:对于图像中的某个像素  $I(x, y)$ ,原始的 LBP 算子对其 8 邻域的像素灰度值按顺序二值化,得到二进制编码并将其作为该像

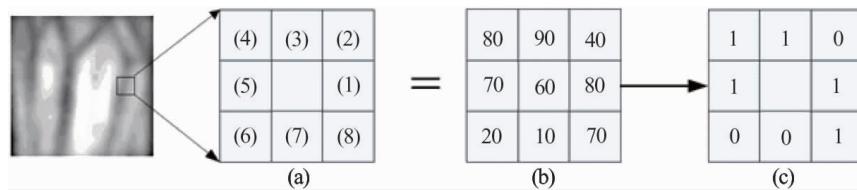


图 6 局部二值模式求取过程

经过 LBP 算子标记的图像用  $f_L(x, y)$  表示,其 LBP 直方图用下式定义:

$$H_i = \sum_{x, y} I[f_L(x, y) = i] \quad i = 0, 1, \dots, n - 1 \quad (4)$$

其中  $n$  是由 LBP 算子给出的不同的编号个数,函数  $I(z)$  在  $z$  为真时等于 1,  $z$  为假时等于 0。

由于二值化后得到的二进制序列位数与灰度阶数正好一致,因此在对图像所有像素进行处理后,整张灰度图被转换为 LBP 特征图像。图 7 是静脉图像经过 8 个采样点,邻域半径为 1 的 LBP 算子处理后获得的 LBP 编码图像。在获得 LBP 编码图像后,分别统计每种 LBP 编码的像素点数目。

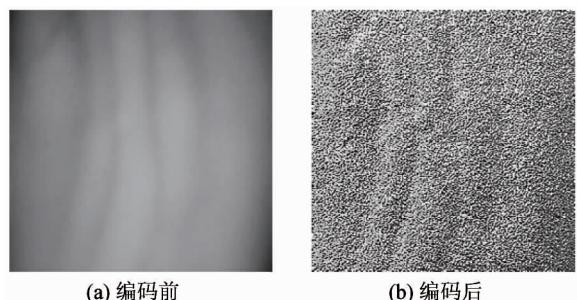


图 7 LBP 编码前和编码后图像对比

为了使 LBP 具有更强的鲁棒性和旋转不变性,研究者们近几年对 LBP 算子进行了扩展和改进。2002 年 Ojala<sup>[36]</sup>改进了 LBP 的一致性模式和旋转不变性,使得 LBP 具有更强的鲁棒性。HeikkilÄ<sup>[37]</sup>等提出了中心对称 LBP,并将其应用在对手背静脉

素的编号。图 6 为 LBP 算子的求取过程,从左边的纹理图像中选取  $3 \times 3$  大小的子块,并对各个像素进行编号,其对应的灰度值由图 6(b) 给出,以中间像素的灰度值作为阈值,如果邻域像素值大于中心像素值则计为 1,如果小于像素值则计为 0。将邻域内的像素二值化,得到局部二值化模式,按照窗口内的编号顺序形成二进制码为 10111001,对应的十进制数为 185。

感兴趣区问题的描述中。Liao<sup>[38]</sup>采用计算每个局部区域的图像灰度的平均值,再以中心区域的平均值为阈值,最后得到 MB-LBP 编码。Bereta<sup>[39]</sup>将各种局部算子应用在人脸识别问题上进行了研究对比。

然而,传统 LBP 特征提取维数较高,而且对于平坦区域不具有鲁棒性。本文采用了分块 LBP 算子进行特征提取,将原始静脉图像在横纵两个方向上进行分块,共分为  $8 \times 8$  小块,在每一小块上进行上述 LBP 算子检测纹理特征,产生 10 维对旋转、噪声鲁棒性都很好的局部二值模式,将 64 块编码连接起来,生成总共 640 维的分块局部二值模式特征向量<sup>[22,27,40]</sup>,如图 8 所示。

1	2	3	4	5	6	7	8
9							
17							
25							
33							
41							
49							
57							64

图 8 手背静脉分块局部二值模式

分块 LBP 法避免了静脉模式丢失,降低了向量维数,能够完整描述手背静脉图像中微小的特征及其分布,并且适合进行大规模样本下的快速匹配,因此具有广阔的研究前景。廖卫平<sup>[32]</sup>利用 LBP 和

Gabor 变换提取手背静脉特征,证明了分块 LBP 特征的类内相关性高于 Gabor 特征的类内相关性。匹配阶段利用三层 BP 人工神经网络编码器将 LBP 特征投影到正交空间,输出训练正交 Gold 码,选用组合编码器进行训练,利用相关分类器实现手背静脉的分类。然而,该方法虽然较其他算法减少了计算量,但是使用 BP 神经网络进行编码时耗较长。燕青宇<sup>[25]</sup>将静脉血管的粗细因素纳入考虑范围,提出一种基于小波分解的多尺度 PLBP 算法,与其他算法相比,该算法的纹线特征具有更大的信息量。

手背静脉的局部特征点提取关注的不仅是某个像素点的性质,而且是结合其周围邻域内像素的特性,包括其形状和大小,以此避免因图像误分割造成的干扰,使局部特征具有旋转不变性、尺度不变性、仿射不变性、灰度不变性等一系列性质。

2000 年,Lowe<sup>[41]</sup>提出了尺度不变性特征变换(SIFT),该算法具有位移旋转不变性的特点。SIFT 算子利用金字塔和高斯核差分来快速地求解高斯、拉普拉斯空间中的极值点,加快了特征提取的速度。SIFT 算法的主要步骤有尺度空间极值点检测、特征点过滤、关键点方向分配、生成描述特征点的特征向量。SIFT 算法的中心就是要定位在不同尺度空间的图像下检测出的具有方向信息的局部极值点,即关键点。为了在特征尺度变化时,特征点检测器仍然能够准确检测出特征点及其尺度,特征检测需要在多尺度空间的框架下进行。二维图像在不同尺度下的尺度空间表示可由图像与高斯核卷积得到,可以表示为

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \times I(x, y) \quad (5)$$

$L(x, y, \sigma)$  表示尺度空间函数,  $G(x, y, \sigma)$  表示尺度变化的高斯核函数。

在高斯尺度空间中,每两个相邻的图像相减便得到高斯差分图像,称为 DoG,关键点就是由 DoG 空间的局部极值点组成的。王云新<sup>[42]</sup>以关键点为中心取  $16 \times 16$  的窗口,计算窗口内每个像素点的梯度幅值和方向,如下式所示:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (6)$$

$$\theta(x, y) = \arctan(L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y)) \quad (7)$$

将坐标轴旋转为关键点的方向,对窗口内每个像素点的梯度幅值利用高斯函数进行加权,确保特征的旋转不变性。在每  $4 \times 4$  的小块上定义 8 个方

向的向量信息,就能够得到 128 个方向描述,进行归一化后就得到关键点的 SIFT 特征描述。

目前研究人员利用 SIFT 算子提取特征已经取得了很多成果,并且开发出一系列基于 SIFT 特征的算法,如 PCA-SIFT 算法,CSIFT (colored SIFT) 算法,SURF 算法,ASIFT (affine SIFT) 算法等。本研究利用 SIFT 特征描述手背静脉信息,删除了冗余 SIFT 特征点,如图 9 所示。

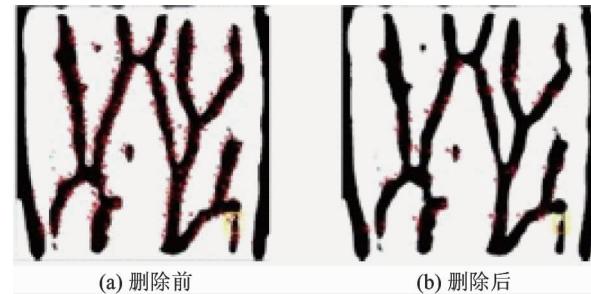


图 9 删除冗余特征点前(a)后(b)图像对比

在匹配阶段采用 SIFT 特征点描述向量之间的夹角作为匹配规则<sup>[26]</sup>:

$$\theta_{m,n} = \cos^{-1}(des_m \cdot des_n) \quad (8)$$

式中,  $des_m$  和  $des_n$  分别表示基本集合中索引为  $m$  和  $n$  的 SIFT 特征点的特征向量,本研究使用最近邻匹配对与次近邻匹配对之间的距离比作为匹配正确与否的衡量,当比值小于阈值 0.9 时,最近邻 SIFT 特征匹配对为正确的匹配,如图 10 所示。

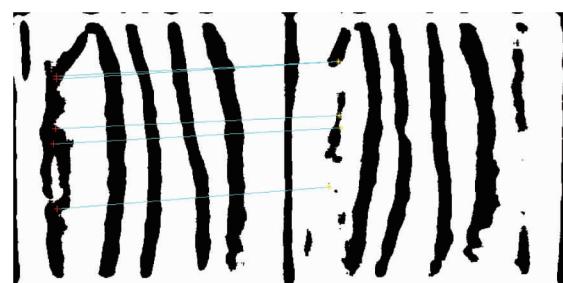


图 10 SIFT 特征点配对

该算法最终的匹配率与 SIFT 特征参数设定有关,Wang<sup>[19]</sup>利用空间相邻像素信息表征 SIFT 特征点信息,通过高斯正态分布方差  $\sigma$  设为 1.5,最近邻和次近邻比值为 0.7,从而匹配率达到 99.16%。然而 SIFT 特征仍然存在实时性不高,特征点较少,对边缘模糊的目标识别准确度低等缺点。李秀艳等人<sup>[43]</sup>提出一种基于加速鲁棒性特征的手背静脉匹配算法,通过计算 Hessian 矩阵行列式的局部极值

来定位特征点的位置,有效地提高了算法的实时性。

### 3.2 手背结构特征提取方法

特征提取要寻找图像中易于区分的环节,比如纹理的交叉点和端点,以及它们的数目和相对位置。为了保证识别的旋转不变性,特征点之间的相对位置十分重要。若把二值图像或灰度图看作是二维密度分布函数,就可以把矩技术应用于图像分析。图像矩特征对平移、旋转和比例缩放具有不变性,常见的图像矩特征有几何矩、正交矩。

Kumar 等人<sup>[44]</sup>先采用 Gabor 滤波器对图像进行卷积,然后利用手背静脉的分叉点特征用于匹配识别,取得了 0.1% 的误识率。此后,Kumar 等人<sup>[8]</sup>提取手背静脉的端点和交叉点特征后进行匹配。Ding<sup>[45]</sup>将静脉图像二值化,使用细化算法,提取静脉模式的端点和交叉点的位置坐标作为特征描述。以上算法均是利用训练样本和测试样本中对应位置的特征相关度进行匹配,因此算法对手被摆放位置的变化非常敏感。

除了交叉点,脉络曲线端点也可以作为手背静脉特征<sup>[46]</sup>。刘相滨<sup>[47]</sup>运用归一化中心距组合定义了 7 个不变矩量作为静脉骨架的特征向量,利用取对数的方法进行数据压缩,在匹配阶段利用 SVM 进行模式匹配,得到 95.5% 的匹配率。王科俊<sup>[48]</sup>采用 K-L 变换提取静脉特征,同时提取静脉端点交叉点特征、特征矩的特征,将这三种特征的匹配结果相比较,证明特征矩的匹配率更高,但该算法依据的数据库图像质量较差,不能达到实用目的。吴作凌等人<sup>[49]</sup>使用分水岭算法获取了手背静脉细化结构特征,获得 0.1% 的等错误率。

### 3.3 手背非空域特征提取方法

针对手背静脉图像二值化和骨架提取对噪声非常敏感,导致误判或丢失结构信息的问题,研究人员采用非空域变换以快速对 POI 区域进行特征提取。

范伟琪等人<sup>[50]</sup>通过对比 PCA 算法和 2DFLD 方法,在样本数为 50 时,PCA 算法计算时间较长,而 2DFLD 在节省运算时间的前提下,直接对手背图像进行投影,避免了高位运算,误识率为 2%。魏上清<sup>[30]</sup>应用快速算法,对图像进行第二代 Curvelet 变换,后对 Curvelet 变换系数的相位信息进行四象限编码,对编码图进行特征提取,最后通过计算卡方距离实现匹配,该方法较其他算法具有较低的等错误率,但 Contourlet 基函数的正则性仍不够高,空域和频域的局部性不理想,致使存在频谱混叠现象。贾旭<sup>[51]</sup>首先在不同光强条件下采集到图像序列,作为

隐马尔可夫模型(hidden markov model, HMM)的观测序列。随后对感兴趣区域进行分解,以不同尺度子带能量为特征建立多个 HMM 序列。最后,融合每个 HMM 的匹配结果,经过初始化模型,HMM 参数优化,计算观测值序列发生概率三个步骤,从而完成静脉匹配过程。该算法可以使真实匹配与虚假匹配的区分度最大化,相较结构特征的算法具有更高匹配率。薛定宇<sup>[52]</sup>将细化后的静脉图像映射到能够反映方向与位置信息的 Radon 域中,而后将遗传算法与 Viterbi 算法,Baum-Welch 算法结合来优化 HMM 的相关参数,使所有测试图像的观测序列在真实匹配模型中发生的概率值远远大于其在虚假匹配模型中发生的概率值,在提高了静脉图像区分度的基础上,还增加了实时性,最后对 100 个人,每人进行 6 次采集,使用 1 幅图像作为测试样本,得到了 99.3% 的匹配率。

### 3.4 手背静脉图像的特征匹配方法

为了考量生物特征匹配系统的性能,常用的指标有四个:匹配率(identification rate, IR)、误拒率或拒真率(false rejection rate, FRR)、误识率(false acceptance rate, FAR)和等错误率。

匹配率用下式表示:

$$IR = \frac{M}{N} \times 100\% \quad (9)$$

其中  $N$  表示测试集中待测样本数量,  $M$  表示正确识别的样本数。

误拒率是针对类内比较而言的,指因识别距离超过规定阈值导致合法用户被错误拒绝的概率,用下式表示:

$$FRR = \frac{NFR}{NGA} \times 100\% \quad (10)$$

其中  $NGA$  为注册用户的访问次数,  $NFR$  为被错误拒绝的次数。

误识率是指因识别距离小于阈值导致非法用户被错误接受的概率,故误识率是针对类间比较而言的,式为

$$FAR = \frac{NFA}{NIA} \times 100\% \quad (11)$$

式中  $NIA$  为非法用户的访问次数,  $NFA$  为被错误接受的次数。

此外匹配时耗也是一个重要的性能参数。

特征匹配过程中最重要的是分类器的设计。分类器的能力是由训练样本、分类器设计、训练参数和决策方法决定的。主要的分类器有最近邻分类器、

支持向量机<sup>[43,47]</sup>、Fisher 线性判别准则<sup>[50]</sup>、神经网络<sup>[32,53]</sup>等。

考虑到单一的分类器受单一特征和判别函数的限制问题,为了获得最佳分类,本研究对于不同的特征采用不同的分类器,分类器融合<sup>[24]</sup>示意图如图 11 所示。本研究对于 SIFT 特征采用模板匹配的分类方法,并在此基础上提出了基于多模板融合的模板匹配方法,对每一个人的手背选取其中一部分图像作为分类的训练集,即 SIFT 特征模版,通过统计 SIFT 特征点匹配对的数目实现分类,如下式所示:

$$T_i = \bigcup_{j=1}^M des_i^j - \left( \bigcup_{j=1}^M des_i^j \right) \bigcap_{k \neq i, j=1}^M des_k^j \quad (12)$$

其中  $j$  为  $M$  个子模版的索引号,  $k$  为除去  $i$  类模版中的剩余类模版,去除了组合末班中的异构点。若与某一类的模版特征点的匹配数目最多,对应于手背静脉区域中这些 SIFT 特征点对分布在相同区域中,则将该特征点判别为这一类。

而对于手背静脉的分块局部二值模式(LBP)特

征则采用了多核 SVM 融合的多核学习方法,使用广义多核学习作为学习模型,采用径向基函数(radial basis function, RBF),该函数分为 RBF 和 RBF 积两种,如下式所示:

$$k(x_i, x_j) = \sum_{i, j=1, i \neq j}^n a_i \exp(-\|x_i - x_j\|^2) \quad (13)$$

$$k(x_i, x_j) = \exp(-a_i \|x_i - x_j\|^2) \quad (14)$$

最后采用决策融合和加权决策融合的方法对两者的分类精度进一步提高,有效地弥补了特征提取方面的缺憾。整个匹配过程使用的操作系统为 Windows XP SP2, 集成开发环境为 MATLAB R2008a, 特征数据库存储为 SQL Server 2008, 匹配过程中共用训练图片 816 张, 测试图片 1224 张, 误匹配数为 25 张, 匹配率达到 98.77%。

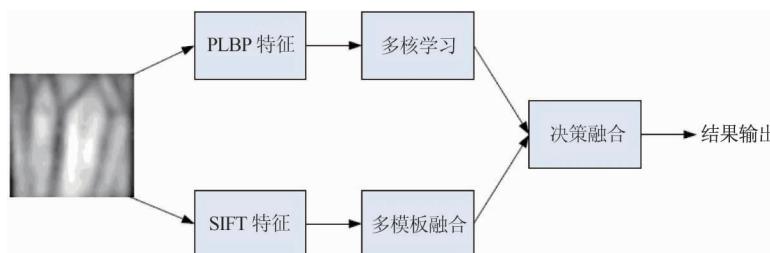


图 11 分类器融合示意图

与单模版和单核学习的 90.7% 和 92.32% 的匹配率相比,基于多分类器融合的静脉识别要比单一特征、单一分类器的识别精度高。

在多特征、多分类器融合<sup>[24,54]</sup>和多尺度多分辨率分析<sup>[38]</sup>方面也有研究涉及,但多数算法还有待推广。此外,李秀艳、王科俊等人<sup>[41,48]</sup>通过计算欧氏距离实现特征匹配。Wang 等人<sup>[55]</sup>利用拉普拉斯变换实现全局匹配。Zhang 等人<sup>[56]</sup>依据二值化图像中相同像素的重叠比例来确定图像是否匹配。表 2 给出了几种典型的手背静脉匹配方法的实验结果,从中可以看出,这些方法都具有较高的匹配率,但是基于大规模样本集的匹配测试较少。

从表 2 中可以看出,目前发表的重要研究成果大多是在较小规模的数据上取得的,小样本情况下的距离分类器,如 SVM 分类器、融合分类器等都已有研究<sup>[8,54,26]</sup>。从理论上讲,样本集规模的增大,会导致匹配率的下降。文献[10,12]对手背静脉识别

的主要研究成果进行了统计,比较了多种匹配算法的优劣,设计了手背静脉匹配系统。面对基于大样本的实验时,分类决策如何保证识别精度,同时满足匹配速度的要求,仍然有很多理论方法需要解决。目前关于样本集规模与匹配精度之间理论分析的研究未见报道。

## 4 结 论

本文对 1990 年以后基于手背静脉的身份识别的重要研究成果进行了总结,综述了研究现状,论述了利用手背静脉作为生物特征识别身份的可行性,并对识别过程进行了全面的分析,包括图像预处理、特征提取和特征匹配,介绍了国内外近几年最新的特征提取和匹配识别的方法。针对手背静脉的不同特征,本文将特征提取方法分为基于空域变换和非空域变换两种,其中空域变换包括提取纹理特征和结构特征,最后比较了各种算法的优缺点。

表 2 几种手背静脉主要算法实验结果

	数据库图像数/张	测试图像数/张	匹配次数	误识率 FAR/%	拒真率 FRR/%	匹配率 IR/%
Cross <sup>[4]</sup>	20	2	40 类内匹配, 760 类间匹配	0	7.5	
Leedham <sup>[5]</sup>	12	6	72 类内匹配, 792 类间匹配	0	0	
Kumar <sup>[8]</sup>	100			1.14	1.14	
林喜荣 <sup>[12]</sup>	13	5	260 类内匹配, 3120 类间匹配	0	4.6	
Wang <sup>[19]</sup>	800	400		0.12	0.72	99.16
王一丁 <sup>[26]</sup>	2040	1224				97.95
Hanmandlu <sup>[44]</sup>	100			0.1	1	
Ding <sup>[45]</sup>	48	5	960 类内匹配, 45120 类间匹配	0	0.8	
Wang <sup>[55]</sup>	2040	1020				98.04
Lin <sup>[57]</sup>	32	15	480 类内匹配, 14880 类间匹配	3.5	1.5	

研究身份识别问题,最重要的是能够在大样本条件下实现快速、准确的识别。从目前发表的研究论文看,虽然对识别问题进行了研究,但实验大都在较小规模的数据上进行,采集图像质量参差不齐,削弱了实验结果的说服力,并且未针对在大样本情况下的手背静脉识别实际问题进行深入研究。面对我国人口众多、人员流动频繁的具体情况,十分有必要研究大样本条件下的手背静脉法识别身份的关键问题,这对于个人信息、安保等敏感领域都具有重要意义。

静脉识别技术依然有很多未解决的难题:(1)样本集规模与识别率的关系;(2)手背静脉图像质量参数的最低标准;(3)手背静脉图像的活体特性检测;(4)类间的纠错编码与类内码字典;(5)多模板融合与相关处理分类器设计;(6)建立国际公认的手背静脉图像数据库。这些难题是未来研究的重点、难点,直接关系到静脉识别技术的发展。

#### 参考文献

- [1] 王亮,胡卫明,谭铁牛. 基于步态的身份识别. 计算机学报,2003,26(3):353-360
- [2] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L S. Real-time surveillance of people and their activities. *IEEE Trans*, 2000, 22(8):809-822
- [3] MacGregor P, Welford R V. Imaging for security and personnel identification. *Advanced Imaging*, 1992, 6(7): 52-56
- [4] Cross J M, Smith C L. Thermographic imaging of the sub-
- cutaneous vascular network of the back of the hand for biometric identification. In: Proceedings of the 29th International Carnahan Conference on Security Technology, WA, Australia, 1995. 20-35
- [5] Wang L Y, Leedham G. A thermal hand vein pattern verification system. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2005, 3687:58-65
- [6] Wang L, Leedham G, Siu-Yeung Cho. Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics. *Pattern Recognition*, 2008, 41(3):920-929
- [7] Nadort A. The hand Vein Pattern Used as a Biometric Feature: [ Master Literature Thesis ]. Amsterdam: Medical Natural Sciences at the Free University, 2007
- [8] Kumar A, Prathyusha K V. Personal authentication using hand vein triangulation and knuckle shape. *IEEE Trans on Image Processing*, 2009, 18(9):2127-2136
- [9] Septimiu C, Gavril T I, Eduard C T. Radiation optimization and image processing algorithms in the identification of hand vein patterns. *Computer Standards & Interfaces*, 2010, 32(3):130-140
- [10] Wilson C. Vein Pattern Recognition: A Privacy Enhancing Biometric. Boca Raton/London/New York: Taylor & Francis Group, 2010
- [11] 林喜荣,庄波等. 人体手背血管图像的特征提取及匹配. 清华大学学报(自然科学版), 2003,43(2): 164-167
- [12] 周斌,林喜荣,贾惠波. 多分辨率滤波在手背血管特征提取中的应用. 计算机辅助设计与图形学学报,2006, 18(1):41-45
- [13] 韩笑,马驯良,张忠波. 基于脊波变换的手背静脉图像

- 增强及特征提取. 吉林大学学报(理学版), 2006, 44(3):415-417
- [14] 张晋阳, 孙懋珩. 红外静脉辅助定位系统设计. 电子测量技术, 2007, 30(3):140-143
- [15] 李秀艳, 刘铁根, 邓仕超等. 基于 SURF 算子的快速手背静脉识别. 仪器仪表学报, 2011, 32(4):831-836
- [16] 郑英杰, 顾晓东. 基于局部 Gabor 相位编码的手背静脉识别算法. 数据采集与处理, 2010, 25(4):516-520
- [18] 薛定宇, 贾旭, 崔建江等. 基于遗传算法自适应建立 HMM 的静脉识别算法. 东北大学学报(自然科学版), 2011, 32(11): 1529-1533
- [19] Wang H B, Tao L, Hu X Y. Novel algorithm for hand vein recognition based on retinex method and SIFT feature analysis. In: Proceedings of the Key Laboratory of Intelligent Computing & Signal Processing, Hefei, Anhui, 2010. 559-562
- [20] 秦斌. 手静脉身份识别技术. 现代电子技术, 2011, 34(4):169-174
- [21] Im S K, Park H M, Kim Y W, et al. A biometric identification system by extracting hand vein patterns. *Journal of the Korean Physical Society*, 2001, 38(3):268-272
- [22] Wang Y D, Li K F, Cui J L. Hand-dorsa vein recognition based on partition local binary pattern. In: Proceedings of the 2010 IEEE 10th International Conference on Signal Processing, Beijing, China, 2010. 1671-1674
- [23] 崔建江, 王立辉, 陈大力. 基于近红外图像质量评价的静脉图像采集系统. 东北大学学报(自然科学版), 2009, 30(8):1099-1102
- [24] 樊云. 基于多分类器融合的手背静脉识别:[硕士学位论文]. 北京:北方工业大学信息工程学院, 2013
- [25] 燕青宇. 手背静脉身份识别算法研究:[硕士学位论文]. 北京:北方工业大学信息工程学院, 2012
- [26] Wang Y D, Fan Y, Liao W P. Hand vein recognition based on multiple keypoints sets. In: Proceedings of the 5th IAPR International Conference on Biometrics, New Delhi, India, 2012. 367-371
- [27] Wang Y D, Li K F, Cui J L. Hand-dorsa vein recognition based on coded and weighted partition local binary patterns. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Hand-based Biometrics, Hong Kong, China, 2011. 1-5
- [28] Wang Y D, Jiang N. Synthesis of DHV images for the enlargement of the existing DataBase based on PCA. In: Proceedings of the 2013 7th International Conference on Image and Graphics, Qingdao, China, 2013. 789-792
- [29] 吕佩卓, 赖声礼, 陈佳阳等. 一种自适应的手背静脉区域定位算法. 微计算机信息, 2008, 24(21):209-210
- [30] 魏上清, 顾晓东. 基于均衡离散曲率波变换的手背静脉识别. 计算机应用, 2012, 32(4):1122-1125
- [31] 吕佩卓, 赖声礼. 人体手背静脉血管图像增强与特征匹配. 计算机工程与设计, 2007, 28(15):3623-3625
- [32] 廖卫平. 基于特征编码的手背静脉识别:[硕士学位论文]. 北京:北方工业大学信息工程学院, 2013
- [33] 郑英杰, 顾晓东. 基于局部 Gabor 相位编码的手背静脉识别算法. 数据采集与处理, 2010, 25(4):516-520
- [34] 刘铁根, 王云新, 李秀艳. 基于手背静脉的生物特征识别系统. 光学学报, 2009, 29(12):3339-3343
- [35] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. *Pattern recognition*, 1996, 29(1):51-59
- [36] Ojala T, Pietikainen M, Maeopa T. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary pattern. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7):971-987
- [37] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with center-symmetric local binary patterns. In: Proceedings of the Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing, Madurai, India, 2006, 58-69
- [38] Liao S, Zhu X, Lei Z, et al. Learning multi-scale block local binary patterns for face recognition. In: Proceedings of the Advances in Biometrics, International Conference, Seoul, Korea, 2007. 828-837
- [39] Bereta M, Karczmarek P, Pedrycz W, et al. Local descriptors in application to the aging problem in face recognition. *Pattern Recognition*, 2013, 46(10):2634-2646
- [40] Wang Y D, Yan Q Y, Li K F. Hand vein recognition based on multi-scale LBP and wavelet, In: Proceedings of 2011 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Guilin, China, 2011. 214-218
- [41] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features. In: Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision, Kerkyra, Greek, 1999. 1150-1157
- [42] 王云新, 刘铁根, 江俊峰等. 基于局部 SIFT 分析的手背静脉识别. 光电子·激光, 2009, 20(5):681-684
- [43] 李秀艳, 刘铁根, 邓仕超等. 基于 SURF 算子的快速手背静脉识别. 仪器仪表学报, 2011, 32(4):831-836
- [44] Kumar A, Hanmandlu M, Vamsi K M, et al. Biometric authentication based on infrared thermal hand vein patterns. In: Proceedings of the 2009 Digital Image Computing: Techniques and Applications, Delhi, India, 2009, 331-338
- [45] Ding Y H, Zhuang D Y, Wang K J. A study of hand vein recognition method. In: Proceedings of the Mechatronics and Automation, 2005 IEEE International Conference,

- Harbin, China, 2005. 2106-2110
- [46] Lee E C, Park K R. Restoration method of skin scattering blurred vein image for finger vein recognition. *Electronics Letters*, 2009, 45(21):1074-1076
- [47] 刘相滨. 手背静脉识别技术研究:[硕士学位论文]. 长沙:湖南师范大学,2008
- [48] 王科俊,庄大燕. 人体手背静脉识别技术研究:[硕士学位论文]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2006
- [49] 吴作凌,陈雄,郑英杰. 一种近红外手背静脉图像识别算法. *微电子与计算机*,2010,27(10):114-116
- [50] 范玮琦,王燕,孙书会. 基于 2DFLD 的手背静脉识别算法. *计算机应用*,2010,30(3):646-649
- [51] 贾旭,薛定宇,崔建江等. 基于 Contourlet 子带能量特征多 HMM 融合的静脉识别. *电子与信息学报*,2011, 33(8):1877-1882
- [52] 薛定宇,贾旭,崔建江等. 基于遗传算法自适应建立 HMM 的静脉识别算法. *东北大学学报(自然科学版)*,2011,32(11): 1529-1533
- [53] 韩笑,马驷良,张忠波. 基于脊波变换的手背静脉图像增强及特征提取. *吉林大学学报(理学版)*,2006,44(3):415-417
- [54] 李秀艳,刘铁根,邓仕超. 基于手背静脉虹膜和指纹融合身份识别算法. *光电工程*,2010,37(8):104-110
- [55] Wang J G, Surbramanian R K, Khan N A M. Low dimensional representation of dorsal hand vein features using principle component analysis. In: Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology, Dubai, United Arabs Emirates, 2009. 1091-1097
- [56] Zhang Y B, Li Q, You J. Palm vein extraction and matching for personal authentication. In: Proceedings of the 9th International Conference on Visual Information Systems, Shanghai, China, 2007. 154-164
- [57] Lin C L, and Fan K C. Biometric verification using thermal images of palm dorsa vein patterns. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, 14(2):199-21

## A review of the personnel identification using hand-dorsa vein recognition

Wang Yiding, Cao Xi

(Information Project Academy, North China University of Technology, Beijing 100144)

### Abstract

Based on the continuous study of the personnel identification using hand-dorsa vein recognition and the design of a personal authentication system using hand-dorsa vein recognition according to a conventional recognition procedure, the key questions and important achievements in the research field of hand-dorsa vein recognition are systematically analyzed and investigated. Firstly, the hand-dorsa vein recognition's development history and research status are introduced, and the feasibility of the hand vein recognition is demonstrated by comparing different types of features' entropies, and then, the current techniques in hand-dorsa vein recognition in the world are expounded, compared and analyzed in detail from the four respects including image capturing, image preprocessing, vein feature extraction and feature matching. Notably, the algorithms for feature extraction are classified into the spatial domain and the transformational domain, while space domain contains texture features and structural features. A serial of results in recent years on vein recognition with highly identification rate algorithms are analyzed, and the problems need to be solved and the development tendency are discussed.

**Key words:** hand-dorsa vein, feasibility, image capturing, image preprocessing, feature extraction, feature matching