

## 手指静脉红外图像血管网络修复新方法

贾桂敏, 李振娟, 杨金锋, 李乾司茂

(中国民航大学 天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300)

**摘要:** 由于手指静脉位于皮下, 手指中的生物组织、手指解剖结构、皮肤结构成像特性等固有原因都给手指静脉成像造成不利影响。针对手指静脉图像中普遍存在的局部血管残缺问题, 首次提出一种指静脉红外图像血管网络修复方法。首先, 利用多尺度 Gabor 滤波对手指静脉图像进行增强, 减少图像整体退化性模糊; 然后, 对指静脉图像进行二值化并提取血管骨架网, 以便对血管网络缺损位置进行判断; 再将提取的血管骨架端点、二分叉点作为血管骨架网络修复的源点, 根据最小路径原则实现手指静脉图像血管骨架网络修复; 最后, 将 Gabor 增强方向图作为约束条件, 复原血管网络的管径信息得到修复后的手指静脉二值化图像。实验结果表明: 该方法可以实现手指静脉图像局部血管网络残缺修复, 得到更加完整、稳定的血管网络结构, 利用修复后的图像可以进一步提高手指静脉识别精度。

**关键词:** 指静脉识别; 血管网络修复; Gabor 滤波; 方向图; 最小路径原则  
**中图分类号:** TP391.4   **文献标志码:** A   **DOI:** 10.3788/IRLA201948.0426003

## Novel vascular network restoration method for finger-vein IR images

Jia Guimin, Li Zhenjuan, Yang Jinfeng, Liqian Simao

(Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** For the finger-vein is under the skin, there are many inherent disadvantages for its imaging, such as biological tissues in the finger, anatomical structure, and the imaging character of skin. A novel method was proposed to solve the problem of vascular network coloboma in finger-vein IR images. Firstly, the finger-vein images were enhanced by multi-scale Gabor filter to reduce the overall image blurring. Then, the vascular skeleton network was extracted based on binarized images so as to locate the coloboma position accurately. Thirdly, the end point and the bifurcation point were extracted from the vascular skeleton network as the original point of restoration. The coloboma of the vascular skeleton network was reconstructed according to minimal path principle. Finally, the diameter of vascular network was recovered by using the Gabor directional image as a constraint. The experimental results show that this method can be used to restore local lost of vascular network and a more complete and more stable vascular network. The recognition accuracy of finger-vein images can be further improved by using the reconstructed image.

**Key words:** finger-vein recognition; vascular network restoration; Gabor filtering; directional image; minimal path principle

收稿日期: 2018-12-10; 修订日期: 2019-01-17

基金项目: 国家自然科学基金(61502498, 61806208); 中央高校基本科研业务费(3122017001)

作者简介: 贾桂敏(1982-), 女, 讲师, 博士, 主要从事光电探测与成像、模式识别等方面的研究。Email: gmjia\_cauc@163.com

## 0 引言

近年来,利用人的手指静脉特征进行身份鉴别逐步发展成为了一个新的生物识别研究方向。手指静脉作为人的生理特征之一,不仅具有唯一性、普遍性、稳定性和可度量性等基本生物特性,还天然具有防伪性和活体性,这些都是由静脉的形成机理、解剖结构、存在环境等天然因素决定的<sup>[1-5]</sup>。但同指纹、脸像、虹膜和掌纹等传统生物特征相比,手指静脉的成像质量却普遍很低,成为了制约手指静脉识别技术发展的重要瓶颈。

与传统生物特征光学成像方式(反射成像)不同,由于位于皮下,手指静脉一般采用近红外光透射成像,这是由静脉成像的基本机理决定的。影响手指静脉成像的不利因素很多。从手指的生理结构来看,手指中的骨骼、肌肉、组织液等生物组织都对近红外光有反射、吸收和折射作用,致使近红外光透过手指后产生能量衰减<sup>[6-7]</sup>;从皮肤的结构来看,人体的表皮、真皮和皮下组织都有特殊的生物组织结构,在光学特性上相当于高散射性的混沌介质,相当于在手指表面加上一层亮光镀膜,致使光信号退化,进一步加剧静脉血管同周围组织之间的模糊程度;从手指静脉的解剖特性来看,透射成像模式决定了手指静脉成像以掌侧静脉为主,而手指掌侧静脉为浅静脉,位于真皮下层和浅筋膜表面,受手指解剖结构和手指形状变化的影响,掌侧静脉并不位于同一平面,加上近景成像,由离焦造成的静脉图像退化模糊是不可避免的。因此,手指静脉图像成像质量较差是一种客观属性,不完全依赖于光学成像系统质量好坏。

手指静脉成像这种客观属性直接造成两种重要成像缺陷:(1)静脉图像的退化性模糊;(2)静脉血管网络的局部性残缺。对于第一个问题,笔者所在的研究团队针对手指静脉光学成像的基本原理已经提出了稳定高效的手指静脉图像增强方法<sup>[8]</sup>。目前,关于手指静脉图像血管网络局部信息修复的研究很少,文中借鉴视网膜图像血管修复相关研究,首次提出一种手指静脉红外图像血管网络修复方法。参考文献[9]基于图搜索算法搜索断开血管段的重连路径。参考文献[10]从视网膜血管网络的几何结构出发,利用自组织特征映射神经网络训练代价函数用以评估血管连接可行性。参考文献[11]利用流体动力学建模来确定血管间的连通性。以上方法均采用医学眼底

成像得到的视网膜图像,利用血管几何形态中的管径等参数构建修复模型。而手指病变少,指静脉医学图像数据量远不及视网膜,基于手指静脉红外图像提取的管径等特征稳定性较差<sup>[8]</sup>,难以利用上述方法确定准确的血管连接路径。另外,在医学中利用视网膜血管的形态特性辅助诊断疾病,因此以提高重连准确率并获得接近真实的血管形态为目的研究修复算法。

而手指静脉图像修复目的在于得到较为完整、显著的血管网络结构,进而提高手指静脉识别性能。因此,文中在利用多尺度 Gabor 滤波对手指静脉图像进行增强的基础上,通过二值化处理和血管骨架网提取对网络缺损位置进行判断。将血管骨架端点、二分叉点作为源点,根据最小路径原则实现指静脉图像血管骨架网络修复。并提出使用 Gabor 增强方向图作为约束条件,复原血管网络的管径信息得到修复后的手指静脉二值图像。实验结果表明:这种新方法可以有效修复手指静脉红外图像中局部血管网络残缺信息,得到更加完整、稳定的血管网络结构,利用修复后的图像可以进一步提高手指静脉识别精度。

## 1 手指静脉红外图像的采集

根据相关医学研究结果,手指中不同组织对近红外光的吸收率不同,而指静脉中的脱氧血红蛋白对近红外光有强吸收作用。因此,用近红外光线从手指一侧投射手指,在手指另一侧利用图像传感器即可以采集到指静脉的红外图像<sup>[12]</sup>。手指静脉红外图像采集原理如图1所示。选用红外激光作为成像光源,

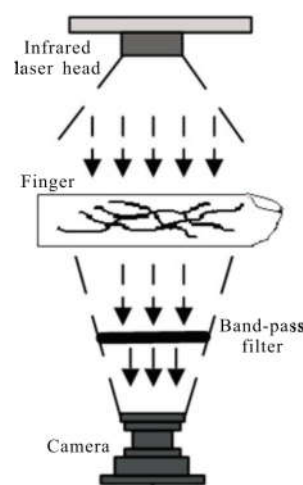


图1 手指静脉红外图像采集原理图

Fig.1 Schematic diagram of the finger-vein IR image acquisition

具有亮度大、发散小的优点。已有实验表明手指静脉在照射 850 nm 的近红外光时成像效果最佳。为避免可见光对摄像头成像造成干扰,镜头前加装 850 nm 带通滤光片。开发的手指静脉成像装置实物如图 2 所示。采用功率 5 W 的红外激光头作为成像光源。



图 2 手指静脉红外图像系统  
Fig.2 Finger-vein IR imaging system

图 3 给出了系统采集的 3 个人 (记作 M1、M2、M3) 的 6 幅手指静脉图像,其中编号 001、004 为 M1 的手指静脉图,编号 022、026 为 M2 的手指静脉图,编号 210、218 为 M3 的手指静脉图。由此可以看出,实际获取的手指静脉红外图像的质量较低,呈现出整体退化模糊的特点。利用笔者所在课题组提出的指静脉图像多尺度 Gabor 增强方法<sup>[8]</sup>对图 3 增强后

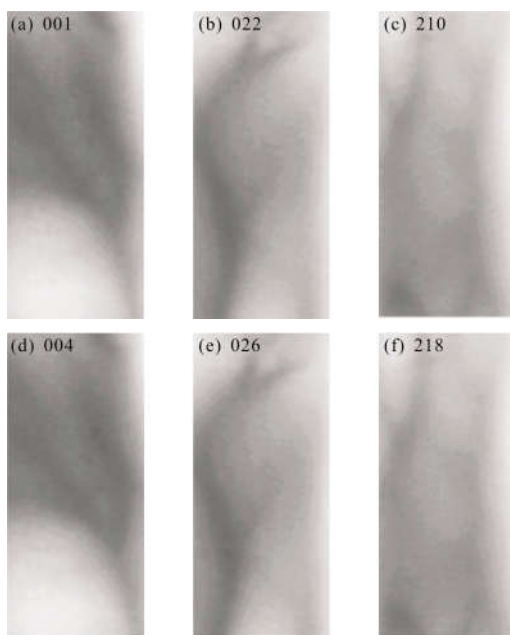


图 3 手指静脉采集图片实例  
Fig.3 Examples of the finger-vein images

的结果如图 4 所示,可以看出图像整体退化性模糊问题得到较好解决。但是手指静脉图像的支管信息不稳定,并且存在不同程度的血管网络残缺和断裂。而从手指静脉识别本身的问题来看,决定手指静脉特征唯一性的恰好就在于血管的复杂网络结构。因此,如果能修复残缺的血管信息,获得一个稳定并且完整的手指静脉血管网络,对于后续的手指静脉匹配识别工作有重要的意义。

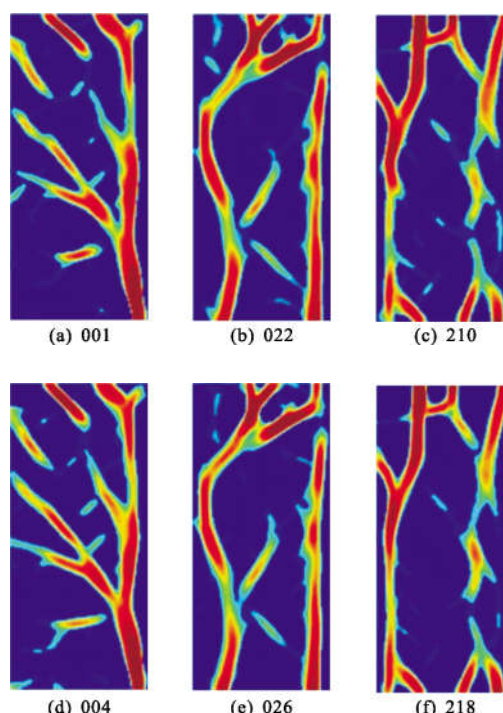


图 4 图 3 经过 Gabor 增强后的结果  
Fig.4 Gabor enhancement result in Fig.3

## 2 手指静脉图像血管网络修复算法设计流程

文中提出的手指静脉血管网络修复流程如图 5 所示,具体算法步骤如下。

**Step1:** 图像预处理及增强。为了更加有效得提取指静脉血管网络,首先对原始图像进行背景消除、直方图均衡、中值滤波、归一化的预处理,然后利用前述指静脉 Gabor 增强方法进行 3 尺度 8 方向的图像增强,同时得到指静脉图像的 Gabor 增强方向图<sup>[8]</sup>,如图 6 所示,同一颜色像素点的纹理方向相同。

**Step2:** 图像二值化及冗余信息去除。利用多阈值分割算法<sup>[14]</sup>对 Gabor 增强后的图像进行分割和二值化,根据血管连通性剔除图像中小于 5 个像素点

的浮点和极小血管段, 以获取稳定的指静脉图像主体血管结构。

Step3: 血管网络骨架提取及区域标记。文中采用常用的 Hilditch 算法<sup>[15]</sup>对指静脉骨架结构进行提取。然后, 计算连通血管段总数并将血管段按照区域大小顺序进行标记。该顺序代表各段血管骨架的主次级别, 影响后续血管网络修复的先后顺序。

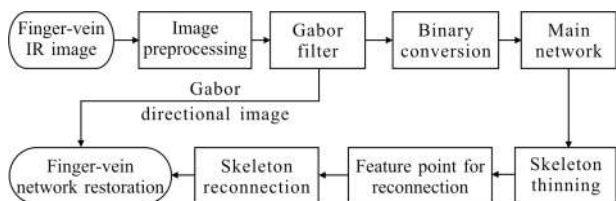


图 5 手指静脉血管网络修复算法流程

Fig.5 Process of finger-vein network restoration algorithm

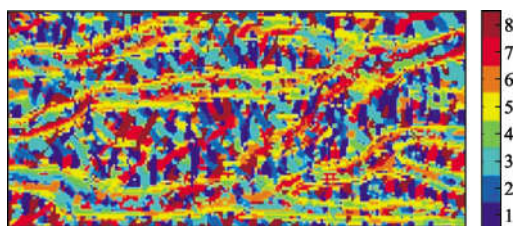
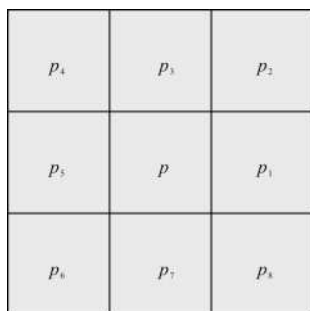


图 6 手指静脉 Gabor 增强方向图(8 方向)

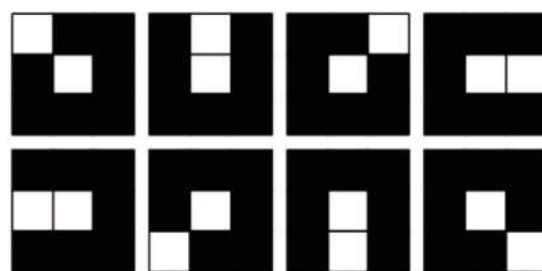
Fig.6 Pseudo-color directional image of finger-vein Gabor filtering (Eight orientations)

Step4: 血管网络修复源点提取。根据对实际采集图像的残缺信息分析, 采用笔者所在课题组提出的手指静脉特征点提取方法<sup>[16]</sup>, 提取手指静脉血管骨架的端点和二分叉点作为后续血管网络修复的源点。如图 7 所示, 特征点模板中  $p$  为当前待处理的像素点, 周围  $p_1 \sim p_8$  为其八邻域像素点。



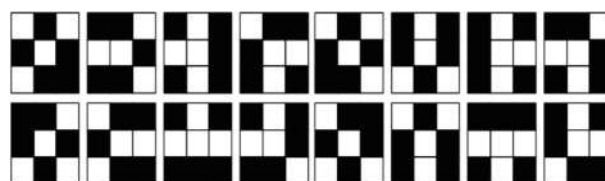
(a) 特征点模板

(a) Feature point template



(b) 端点模板

(b) Endpoint template



(c) 二分叉点模板

(c) Bifurcation point template

图 7 特征点提取模板

Fig.7 Feature point extraction template

Step5: 血管网络骨架修复。按照 Step3 中标记的顺序, 根据医学血管生长原理采用最小路径原则依次将各血管段进行连接关系判断并修复。以 Step4 中提取的血管段端点、二分叉点作为血管网络骨架修复的源点, 修复搜索区域的阈值设为  $w_n$ , 在此源点  $(w_n+1)(w_n+1)$  邻域内进行修复目标血管点搜索并连接, 即搜索距离最小的特征点并连接形成完整血管段。

Step6: 血管网络管径信息修复。以血管网络骨架的修复结果作为血管网络管径修复的基准, 利用图 6 所示的 Gabor 增强方向图作为血管网络管径信息修复的约束条件, 遍历骨架上每一点的  $5 \times 5$  邻域, 搜索邻域内与当前基准骨架点具有相同方向值的点标记为血管点。

Step7: 利用形态学操作去除血管网络管径信息修复后残余的斑块, 填补血管区域内微小孔洞, 得到信息更加完整和稳定的手指静脉血管网络二值图像。

### 3 实验与分析

对手指静脉血管网络修复的目的是复原指静脉图像中残缺的血管网络信息, 获得稳定的手指静脉分割结果, 从而降低对指静脉特征表述方法和匹配方法的设计要求, 并提高指静脉识别的精度。因此, 实验部分分为两大部分: 首先, 给出利用文中方法实现指静

脉图像血管网络修复的过程结果图像;然后,对血管网络修复前后指静脉识别结果进行对比实验分析。

### 3.1 手指静脉图像血管网络修复结果

利用自主研发的手指静脉图像采集设备采集的手指静脉图像进行实验分析,利用文中方法对数据库中的 5 000 幅指静脉图像进行血管网络残缺信息修复。图 8 和图 9 给出了前文中随机抽取的 3 个人 6 幅指静脉图像样本的修复过程及血管网络修复结果(图 8 为编号 001、022、210 的处理结果,图 9 为编号 004、026、218 的处理结果)。

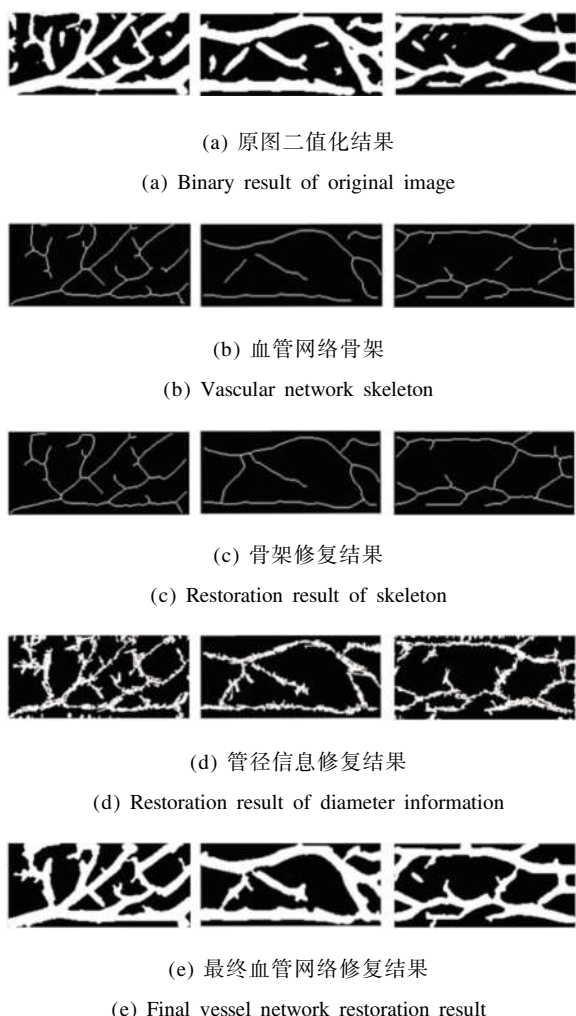


图 8 随机挑选的 3 个样本(编号 001、022、210)修复过程  
Fig.8 Restoration process of 3 samples (No.001, No.022, No.210) randomly selected in the database

可以看出,原始图像经过Gabor 增强后二值化得到的图像中血管网络存在明显的断裂和缺损;经过血管骨架细化重连修复后残缺信息得到较好的复原;利用 Gabor 增强方向图能有效复原血管网络的管径信

息。对比血管网络修复前后的二值化图像,可以看出利用文中方法可以修复原始二值化图像中残缺的血管网络信息,从而使手指静脉图像的血管网络结构更加完整和稳定,有利于提高手指静脉识别的精度。

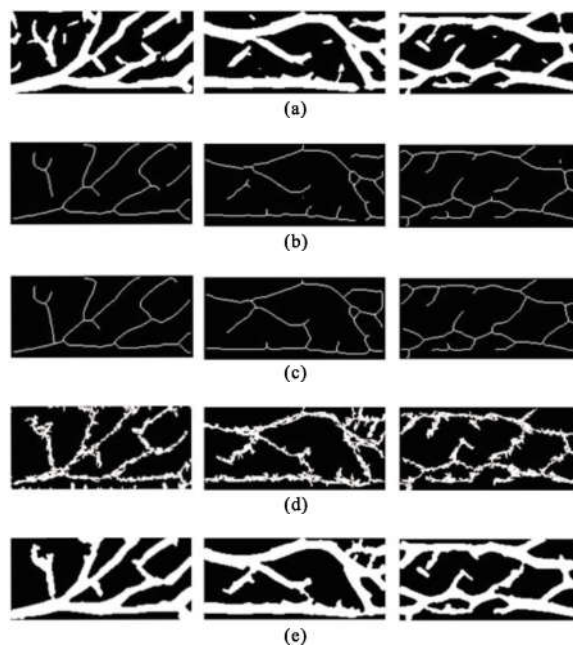


图 9 随机挑选的 3 个样本(编号 004、026、218)修复过程  
Fig.9 Restoration process of 3 samples (No.004, No.026, No.218) randomly selected in the database

### 3.2 手指静脉血管网络修复前后识别结果对比

从手指静脉数据库中随机选取 100 类,每一类包含 10 幅图片,共 1 000 幅指静脉图像样本。其中,手指静脉图像的位深度为 8,图片大小为 91×200。

文中采用笔者所在团队提出的一种可用于指静脉二值化图像匹配的相似度量方法<sup>[7]</sup>。该方法以模板匹配为基础,基本原理如下:设  $R(x,y)$  和  $T(x,y)$  分别表示注册在数据库中的二值图和待测试手指静脉的二值图,尺寸均为  $m \times n$ 。首先,将登记在数据库中的二值图  $R(x,y)$  左右各平移  $k$  个像素点得到  $G(x,y)$ ,如公式(1)所示:

$$G(x,y) = \begin{cases} R(x,y-k), & 1+k \leq y \leq n+k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

然后,计算  $G$  与待测图像  $T$  的静脉像素不重合百分比,选取不重合率的最小值作为两张图像的相似度。 $R$  和  $T$  的不重合率可以根据公式(2)计算得到:

$$\phi(T,R) = \min_{0 \leq i \leq 2k} \frac{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n \zeta(G(x,y+i), T(x,y))}{m \times n} \quad (2)$$

其中,

$$\zeta(X, Y) = \begin{cases} 1, & X - Y = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

由于手指静脉血管网络修复算法中的搜索区域阈值  $w_n$ , 以及骨架修复源点的选择都对血管修复结果有一定的影响, 并进一步影响手指静脉识别的性能, 文中利用 ROC 评价标准和识别等错误率(EER), 分别对手指静脉血管网络复原前后及参数变化对识别结果的影响进行对比分析。

### 3.2.1 血管骨架修复搜索区域阈值的影响

利用不同的搜索区域阈值  $w_n$  为实验测试值, 分别对手指静脉图像进行血管网络复原, 并与未修复的二值化图像进行手指静脉识别性能对比, ROC 识别性能曲线如图 10 所示。

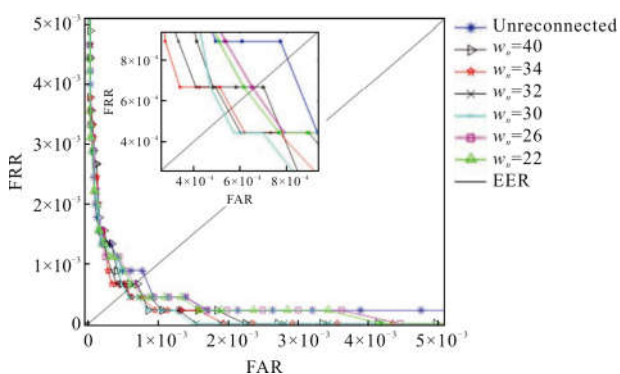


图 10 不同搜索区域阈值下的 ROC 曲线

Fig.10 ROC curves of different search area thresholds

表 1 给出了  $w_n$  取不同值时得到的识别等错误率 EER。可以看出, 利用文中提出的手指静脉血管网络修复方法有利于降低手指静脉识别的等错误率。

表 1 在不同搜索区域阈值下的等错误率(仅用端点作为网络修复的源点)

Tab.1 EER of different search area thresholds (Only endpoints are used as source points for restoration)

Binary result of original image	$w_n$						
	22	26	30	32	34	40	
EER	0.080%	0.064%	0.066%	0.053%	0.055%	0.063%	0.067%

同时, 随着  $w_n$  取值的变化, 对指静脉识别性能有一定的影响。需要注意的是,  $w_n$  取值不同则修复源点的

搜索范围不同。若  $w_n$  过大, 搜索到的修复源点较多, 则易出现血管网误连接; 若  $w_n$  过小, 搜索到的修复源点较少, 则易出现血管网漏连接。从而导致手指静脉图像识别性能下降, EER 增大。实际中可以根据原始手指静脉图像的成像质量和采用的预处理算法进行调节, 限于篇幅不过多展开。

### 3.2.2 血管骨架修复源点选取的影响

以上实验都是仅以血管端点作为修复的源点, 并不包含二分叉点。为考察二分叉点在修复中的作用, 下面将包括二分叉点在内的所有特征点作为修复源点, 进行对比实验, 结果如图 11 和表 2 所示。可以看出, 引入二分叉点作为手指静脉血管网络修复的源点后, 结合  $w_n$  的调整可以进一步降低手指静脉识别的等错误率 EER。文中实验中发现, 搜索区域阈值  $w_n$  为 30 时, 手指静脉识别等错误率可以降低到 0.051%, 与未经过血管网络复原直接进行手指静脉识别的结果相比, EER 降低了约 0.03%。

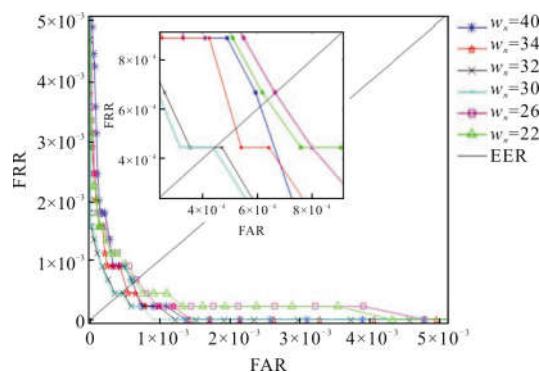


图 11 加入二分叉点后的 ROC 曲线

Fig.11 ROC curves after adding the bifurcation points

表 2 手指静脉骨架修复源点为端点和二分叉点的等错误率

Tab.2 EER of finger-vein skeleton restoration when the source points are endpoints and bifurcation points

	$w_n$					
	22	26	30	32	34	40
EER	0.065%	0.068%	0.051%	0.052%	0.057%	0.061%

## 4 结束语

为了解决手指静脉成像固有的血管信息缺失问

题,文中提出一种手指静脉血管网络修复的新方法。利用文中方法可以实现手指静脉图像中血管网络局部残缺信息的修复,得到相对完整稳定的血管网络结构,有利于降低手指静脉图像匹配方法的设计难度,并提高手指静脉识别的精度。文中方法中涉及的具体参数应根据实际图像库具体调节。另外,由于手指静脉血管网络分布满足分形原理,基于此可以对文中方法进一步优化。

#### 参考文献:

- [1] Kumar A, Zhou Y. Human identification using finger images [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2012, 21(4): 2228–2244.
- [2] Jia Guimin, Li Shuyi, Yang Jinfeng, et al. Novel invariant feature encoding method for finger-vein IR images [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(9): 0926006. (in Chinese)
- [3] Yang J, Zhang X. Feature-level fusion of fingerprint and finger-vein for personal identification [J]. *Pattern Recogn Lett*, 2012, 33(5): 623–628.
- [4] Yang G, Xi X, Yin Y. Finger vein recognition based on a personalized best bit map[J]. *Sensors*, 2012, 12(12): 1738–1757.
- [5] 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.
- [6] Kono M, Ueki H, Umemura S. Near-infrared finger vein patterns for personal identification [J]. *Appl Opt*, 2002, 41(35): 7429–36.
- [7] Lee E C, Park K R. Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition [J]. *Optics & Lasers in Engineering*, 2011, 49(7): 816–828.
- [8] Yang J, Yang J. Multi-channel gabor filter design for finger-vein image enhancement [C]//2009 Fifth International Conference on Image and Graphics, 2009: 87–91.
- [9] Joshi V S. Analysis of retinal vessel networks using quantitative descriptors of vascular morphology [D]. USA: University of Iowa, 2012: 48–59.
- [10] Al-Diri B, Hunter A, Steel D, et al. Joining retinal vessel segments [C]//IEEE International Conference on Bioinformatics & Bioengineering, 2008: 1–6.
- [11] Caliva F, Hunter A, Chudzik P, et al. A fluid-dynamic based approach to reconnect the retinal vessels in fundus photography [C]//International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2017: 360–364.
- [12] Yang J, Shi Y. Finger-vein ROI localization and vein ridge enhancement[J]. *Pattern Recogn Lett*, 2012, 33(12): 1569–1579.
- [13] Yang J, Shi Y. Finger-vein network enhancement and segmentation[J]. *Pattern Anal Appl*, 2014, 17(4): 783–797.
- [14] Mei C, Xiao X, Liu G, et al. Feature extraction of finger-vein image based on morphologic algorithm [C]//2009 Sixth International Conference on Fuzzy Systems & Knowledge Discovery, 2009: 407–411.
- [15] Yu J, Li Y. Improving Hilditch thinning algorithms for text image[C]//2009 International Conference on E-Learning, E-Business, 2009: 76–79.
- [16] Peng Jinjin. Multimodal finger feature recognition based on traditional granulation [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2015. (in Chinese)
- [17] Wen Mengna. Research on finger-vein image segmentation and recognition based on CNN [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2018. (in Chinese)