

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2016.12.019

基于 Hessian 矩阵的手指静脉图像分割^{*}

林 剑¹, 钟舜聪^{1,2*}, 张 翔³

(1. 福州大学 机械工程及自动化学院光学/太赫兹及无损检测实验室, 福建 福州 350108;

2. 福建省医疗器械和生物技术重点实验室, 福建 福州 350000; 3. 浙江省机械工业情报研究所, 浙江 杭州 310009)

摘要:针对灰度不均匀、对比度低、边缘信息较弱的图像中的手指静脉纹路提取问题,提出了一种基于 Hessian 矩阵的手指静脉图像分割方法。该方法首先将高斯滤波器的二阶导数与原图像卷积得到了各像素点的 Hessian 矩阵,通过 Hessian 矩阵的迹初次滤除了非静脉区的像素点,接着求出了余下像素点 Hessian 矩阵的特征值,利用静脉区特征值所要满足的条件二次滤除非静脉区像素点,最后选取了多尺度下静脉区各像素点的最大特征值作为输出特征值,将区间内所有尺度下的特征值图进行了融合,经过二值化处理、形态学滤波处理得到了手指静脉纹路。研究表明,该算法能够较完整地提取宽度不一的手指静脉纹路,将静脉区域和非静脉区域分开,伪静脉像素点较少;同时,不需要遍历所有像素点的 Hessian 矩阵求其特征值,手指静脉图像分割速度比未优化静脉纹路提取算法快了 0.036 5 s。

关键词:手指静脉识别;图像分割;Hessian 矩阵

中图分类号:TP391.4

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2016)12-1517-06

Finger vein image segmentation based on Hessian matrix

LIN Jian¹, ZHONG Shun-cong^{1,2}, ZHANG Xiang³

(1. Laboratory of Optics, Terahertz and Non-destructive Testing & Evaluation, School of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. Fujian Key Laboratory of Medical Instrument and Pharmaceutical Technology, Fuzhou 350108, China;

3. Zhejiang Academe of Mechanical Information Institute, Hangzhou 310009, China)

Abstract: Aiming at extracting the vein patterns in low-quality finger vein images, a finger vein images segmentation algorithm based on Hessian matrix was proposed. Hessian matrix was acquired by the convolution of the second derivative of Gaussian filter and image, and the pixels not belonging to finger vein region were firstly filtered out with the use of the property of matrix trace. Then the Hessian matrix eigenvalues of the rest of the pixels were calculated and the pixels not belonging to finger vein region according to the requirement of the eigenvalues were filtered again. Finally, the maximum of the eigenvalues at each pixel under different scales was chosen as the output, and a finger vein image was segmented effectively after image binarization and morphological filtering. The results indicate that the algorithm performs well in separating the vein region from the non-vein region, and the performing is 0.036 5 s faster than the algorithm not optimized for no need of going through all pixels to calculate the Hessian matrix eigenvalues.

Key words: finger vein recognition; image segmentation; Hessian matrix

收稿日期:2016-07-25

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51675103);教育部高等学校博士学科点科研基金(博导类:20133514110008);国家卫生和计划生育委员会科研基金(WKJ-FJ-27);国家质检总局科技计划项目(2011QK216);福建省杰出青年基金滚动项目(2014J07007);福建省质量技术监督局科技计划项目(FJQI2014008,FJQI2013024);福建省高等学校学科带头人培养计划(闽教人(2013)71号);福建省自然科学基金项目(2015J01234)

作者简介:林 剑(1992-),男,福建福州人,硕士研究生,主要从事无损检测及图像处理等方面的研究。E-mail: linsword@sina.cn

通信联系人:钟舜聪,男,研究员,博士生导师。E-mail: zhongshuncong@hotmail.com

0 引 言

手指静脉识别是一种新的生物识别技术,通过提取手指静脉图像中的静脉特征来实现身份认证,具有活体识别、高安全性、易使用等特点^[1]。手指静脉图像分割是手指静脉识别技术的重要环节,该环节是将静脉区域和非静脉区域分开,从而得到只含有手指静脉纹路的二值图像,其分割结果的好坏直接影响到后续特征提取及匹配环节的处理结果^[2]。

由于手指中的骨骼和肌肉组织厚度不同,采集的手指静脉图像一般具有局部区域对比度小、灰度分布不均匀等特点^[3],因此,经典的阈值分割方法无法直接用于手指静脉图像的分割。近年来,国内外学者对手指静脉图像分割算法进行了大量的研究。Miura等^[4]提出了最大曲率算法,该方法主要利用手指静脉图像中静脉剖面灰度分布曲率信息来提取静脉纹路,是比较经典的手指静脉图像分割算法;余成波等^[5]提出了一种基于方向谷形检测的方法来提手指静脉特征,该方法主要利用8个方向模板与手指静脉图像卷积来检测谷形区域,通过多次阈值分割得到手指静脉纹路,该方法纹路提取效果较好;陈立伟等^[6]提出了基于多阈值模糊增强的手指静脉分割算法,该方法结合了传统阈值方法和模糊增强算法,提取的静脉纹路准确且具有方向性;王保生等^[7]提出了基于水平集的手指静脉图像分割算法,结合局部与全局信息的水平集方法对手指静脉图像进行分割。目前的手指静脉图像分割算法都有各自的优势,但也都存在着些许不足。

Hessian 矩阵的特征值因其可用于检测图像中的线状结构对象,常用于医学图像中的血管增强处理^[8]。1995 年,Koller 等^[9]提出了一种基于 Hessian 矩阵特征值的多尺度增强方法,用于检测二维、三维图像中的血管结构,随后许多学者在此基础上展开了基于 Hessian 矩阵的血管探测研究^[10-13],通过分析管状结构、片状结构、球状结构和 Hessian 矩阵特征值的关系,构造了用于血管增强的多参数相似性函数,并得到了不错的血管增强效果。

手指静脉纹路局部区域呈线状结构,且纹路宽度大小不一,与医学图像中的血管纹路相比,并不那么复杂,本研究将借鉴上述基于 Hessian 矩阵血管探测的方法,针对手指静脉图像的特点,考虑从特征值和特征向量的角度入手,提出一种基于 Hessian 矩阵的多阈

值的手指静脉图像自动分割方法。

1 手指静脉图像分割算法

1.1 基于 Hessian 矩阵的静脉图像分割原理

Hessian 矩阵是一个多元函数的二阶偏导数构成的实对称方阵^[14],常被用于医学图像中的血管增强处理。若要判断图像中的某像素点 P 是否属于血管区域,需要对该像素点 P 邻域进行局部特性分析,可通过图像 I 在像素点 P 邻域内泰勒展开式来近似表示该邻域内的图像结构,其数学表达式为:

$$I(p + \Delta p) \approx I(p) + \Delta p^T \nabla I(p) + \Delta p^T H(p) \Delta(p)$$

(1)

式中: $\nabla I(p)$, $H(p)$ — 像素点 p 的梯度向量及其 Hessian 矩阵。

对于二维图像 $I(x,y)$,像素点 p 的 Hessian 矩阵的数学表达式为:

$$H(x,y) = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{bmatrix}$$

(2)

式中: $I_{xx},I_{xy},I_{yx},I_{yy}$ — 二维图像 I 在四个不同方向上的二阶偏微分,反映了像素点 p 的局部二阶结构。

计算 Hessian 矩阵 2 个特征值 λ_1, λ_2 和 2 个特征值分别所对应的特征向量 v_1, v_2 ,令 $|\lambda_1| \geq |\lambda_2|$,由 Hessian 矩阵的特征值及其对应的特征向量的几何意义可知^[15],通过特征值分解,得到 2 个正交方向,即 λ_1, λ_2 所对应的特征向量 v_1, v_2 相互垂直。对于属于血管区域的像素点,绝对值较小的特征值 λ_2 所对应的特征向量 v_2 指向血管方向,因为沿着血管方向,局部灰度变化非常小。绝对值较大的特征值 λ_1 所对应的特征向量 v_1 垂直于血管方向,因为血管剖面灰度变化较为剧烈。

Hessian 矩阵的特征值可以用于检测图像中的线状结构对象,满足线性结构形状类型的特征值组合如表 1 所示。

表 1 特征值组合及其对应的线性结构类型

二维图像像素点特征值组合	形状类型
$\lambda_1 < 0, \lambda_1 \text{ 较大}, \lambda_2 \text{ 较小}$	线状结构(亮线)
$\lambda_1 > 0, \lambda_1 \text{ 较大}, \lambda_2 \text{ 较小}$	线状结构(暗线)

由于本研究中所采用的二维手指静脉图像背景灰度值高于手指静脉区域像素点灰度值,即手指静脉区域在图像中为暗线结构,由表 1 可知,在理想情况下,本研究中静脉区域像素点的 Hessian 矩阵特征值应满足以下条件^[16]:

$$\lambda_2 \approx 0, \lambda_1 > T_\lambda, |\lambda_1| \geq |\lambda_2|, T_\lambda = 0$$

(3)

一般来说,手指静脉图像灰度分布不均匀,手指静脉边缘信息较为模糊,并非理想情况,因此,本研究对式(3)做一些改进:

$$\lambda_1 - \lambda_2 > T_\lambda, \lambda_1 \geq \lambda_2, \lambda_1 > 0 \quad (4)$$

$$T_\lambda = \sum (\lambda_1 - \lambda_2) / N \quad (5)$$

式中: N — 静脉区像素点个数。

经过多次实验,本研究将 T_λ 设置为各像素点 Hessian 特征值差的平均值。通过上式得到由静脉区像素点特征值构成的特征值图。

1.2 基于 Hessian 矩阵的静脉图像分割方法优化

在 1.1 节中所述的图像分割方法是对图像中的每个像素点构造其 Hessian 矩阵,然后求出对应的特征值来确定该像素点是否属于静脉区域,该方法存在冗余计算,计算量较大。由手指静脉图像构图可知,图中大部分像素点为非静脉区域,因此,可以考虑先排除非静脉区域像素点,再对疑似静脉区域的像素点求解其 Hessian 矩阵的特征值,则不需要遍历全部 Hessian 矩阵来求特征值,可加快滤除非静脉区像素点的速度。

由式(2)可知,Hessian 矩阵为实对称矩阵,由实对称矩阵的迹的性质可知,实对称矩阵 $\mathbf{H}$ 的迹 $T_r(\mathbf{H})$ 为其主对角线元素之和,与其特征值之和相等,如下式:

$$T_r(\mathbf{H}) = I_{xx} + I_{yy} = \lambda_1 + \lambda_2 \quad (6)$$

由式(4)可知,在理想情况下,对于满足 $T_r(\mathbf{H}) < T_j$, $T_j = 0$ 的像素点,则可直接将该非静脉区像素点滤除。考虑到手指静脉图像的特点,经过多次实验,本研究将 T_j 设置为各像素点 Hessian 矩阵迹的平均值。

1.3 手指静脉图像多尺度分析

由于图像的二阶微分容易产生噪声,且图像中手指静脉宽度大小不一,若仅使用单个尺度,则不能很好地检测出各个尺度的手指静脉。通过高斯函数建立多尺度滤波器,将多尺度高斯滤波器与图像卷积,一方面可以抑制图像的噪声,另一方面则可以对图像进行多尺度分析。从二阶导数的卷积公式可知,高斯滤波器与二阶微分图像的卷积等价于高斯滤波器的二阶导数与原图像的卷积,因此,Hessian 矩阵中的各个元素计算公式一般如下式:

$$I_{xx}(x, y, \sigma) = I(x, y, \sigma) * \left(\sigma^2 \times \frac{\partial^2}{\partial x^2} G(x, y, \sigma) \right) \quad (7)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式中: σ — 高斯函数的标准差,也被称为空间尺度因子; $\sigma^2 \times \frac{\partial^2}{\partial x^2} G(x, y, \sigma)$ — 归一化高斯二阶导数^[17]。

对图像进行多尺度分析,高斯滤波器窗口半径一般取为 3σ ,得到不同尺度下手指静脉图像特征值图,本研究通过提取多尺度下静脉区各像素点最大特征值作为该点的输出,非静脉区像素点输出特征值为 0,从而将不同尺度下的手指静脉图像特征值图进行融合,其数学表达式为:

$$\lambda(x, y) = \max(\lambda(x, y, \sigma)) \sigma \in [\sigma_{\min}, \sigma_{\max}] \quad (9)$$

式中: $\lambda(x, y)$ — 多尺度融合后的静脉区像素点特征值; $\lambda(x, y, \sigma)$ — 单尺度下的静脉区像素点最大特征值。

本研究通过迭代尺度因子 σ ,选取多尺度下像素点的最大特征值作为该点的输出。根据图像中的手指静脉宽度,选取迭代尺度因子区间 $[\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]$,迭代步长为 $\Delta step$ 。一般来说,直径较小的静脉在尺度因子 σ 越小时探测效果越好,尺度因子 σ 越大时,直径较大的静脉探测效果越好。

1.4 二值化及形态学处理

数学形态学的基础是集合论,目的在于抽取图像的相关结构^[18]。该方法利用一个称为结构元素的小图像来探测图像中的结构信息,通过一些数学操作来获得预期的处理效果。基本的二值图像形态学处理包括膨胀、腐蚀、开操作和闭操作。

开和闭运算由膨胀和腐蚀的代数运算、集合操作组成的。开运算是先对图像进行腐蚀,然后再进行膨胀;闭运算是先对图像进行膨胀,再进行腐蚀,其数学表达式分别为:

$$\text{开运算: } A \circ B = (A \otimes B) \oplus B \quad (10)$$

$$\text{闭运算: } A \cdot B = (A \oplus B) \otimes B \quad (11)$$

式中: $\otimes, \oplus$ — 腐蚀和膨胀。

2 试验及结果分析

2.1 实验环境及相关参数的确定

本研究所选用的手指静脉图像是通过实验室自行设计的手指静脉图像采集模块进行采集,并经过感兴趣区域 (ROI) 提取,手指静脉图像采集模块如图 1 所示。

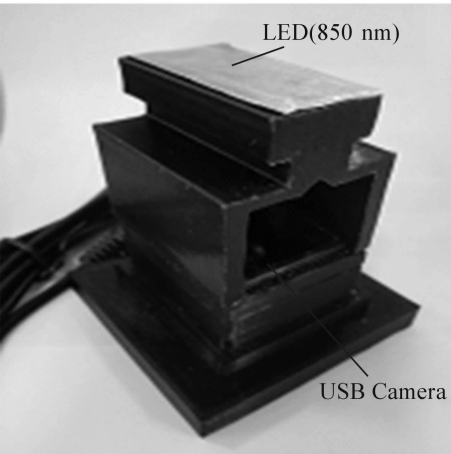


图 1 手指静脉图像采集模块

该模块包括 850 nm 红外线 LED 光源和 USB 摄像头,红外 LED 光源位于模块顶部,摄像头位于模块底部,通过 USB 与计算机连接。手指静脉采集模块采用透射式的方法,即将手指从采集模块中部伸入,模块顶部的红外光垂直入射指背,由于手指中流动的血液能够吸收 850 nm 波长的红外光^[12],穿透过手指骨骼和肌肉组织的红外光在模块底部的摄像头成像,得到手指静脉图像,并存入计算机。本研究算法是在 MATLAB 2012 平台上编程实现,所有实验结果均在 3.30 GHz CPU,4 GB 内存的计算机上运行得到。

尺度因子范围应与手指静脉图像的静脉宽度相适应,经过多次实验,本研究中尺度因子 σ 范围设置为 $[1.5,2.5]$,迭代步长为 0.1,则迭代总次数为 11 次,各尺度下相应的高斯滤波器窗口半径为 3σ 。

2.2 手指静脉图像分割算法过程效果

本研究所采用的手指静脉图像分辨率为 $320 \text{ pix} \times 240 \text{ pix}$,待处理手指静脉图像如图 2 所示。

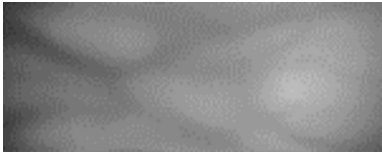


图 2 待处理手指静脉图像

图 2 中像素点灰度值较小的区域为手指静脉区域,即图中暗线纹路结构为手指静脉。

本研究提出的基于 Hessian 矩阵的多尺度的手指静脉图像分割算法流程框图如图 3 所示。

将高斯滤波器二阶偏导数与图像进行卷积,构造各个像素点的 Hessian 矩阵。通过 Hessian 矩阵

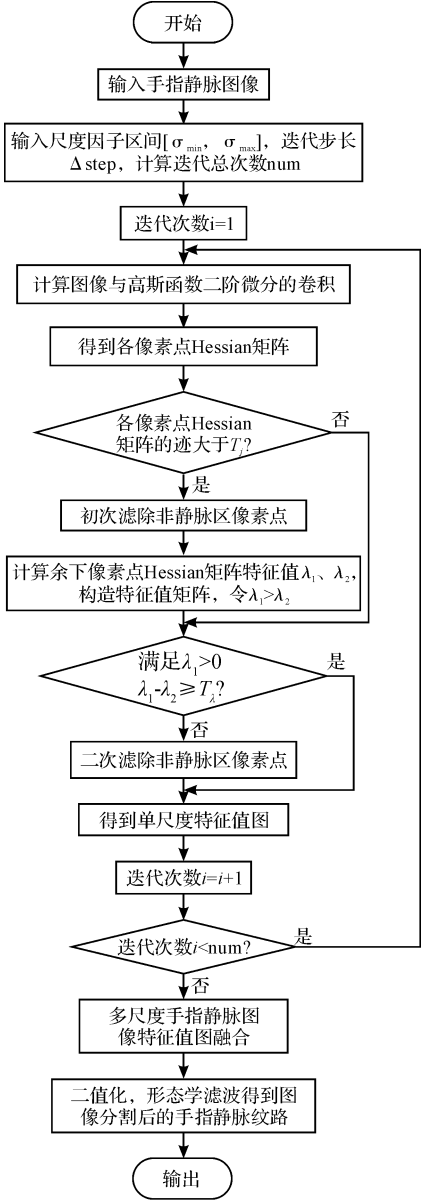


图 3 手指静脉图像分割算法流程框图

的迹初次滤除非静脉像素点,由式(6)可知,在理想状态下,Hessian 矩阵的迹为负的像素点一定不属于静脉区域,但是本研究所采用的手指静脉图像静脉边缘并不会很清晰,因此,经过多次试验,本研究将迹的阈值设置为各像素点 Hessian 矩阵迹的平均值。由式(4)可知,对于静脉区的像素点,其 Hessian 矩阵的最大值一定大于零,且最大特征值与最小特征值的差要大于各像素点 Hessian 特征值差的平均值,由此可得到单尺度的手指静脉图像特征值图。

尺度因子 σ 分别为 1.5,1.8,2 和 2.5 时的单尺度手指静脉图像特征值图及其二值化结果如图 4 所示。

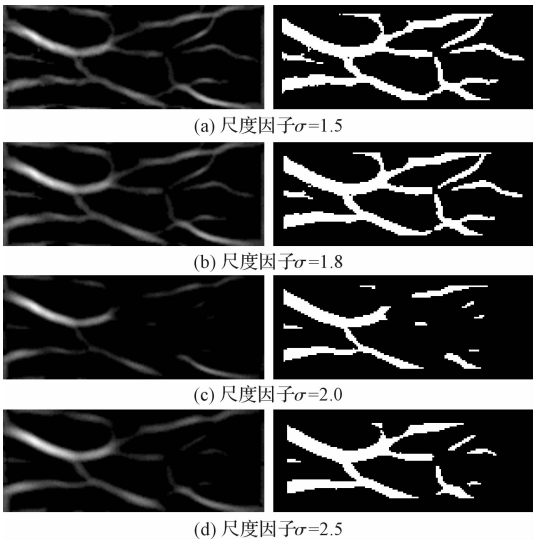


图 4 单尺度手指静脉图像特征值图及其二值化

从图 4 中可知,尺度越小,与其匹配的直径较小的静脉可以被检测出;尺度越大,直径较小的静脉则不能够完整的被检测出。

经过 11 次迭代,得到各尺度下手指静脉图像特征值图,根据式(9),完成多尺度手指静脉图像特征值图的融合,得到最终的宽度不一的手指静脉纹路,如图 5(a) 所示。

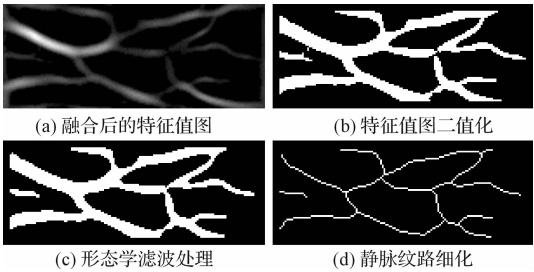


图 5 手指静脉纹路提取及其细化

经过阈值二值化,得到手指静脉纹路二值图,如图 5(b) 所示。由图可知,经分割后的手指静脉二值图像仍存在一些非静脉结构的像素点,且静脉纹路局部区域不连续,因此笔者结合中值滤波和形态学处理的方法,滤除非静脉结构像素点,连接不连续静脉纹路,经该方法处理后的二值图像如图 5(c) 所示。细化后的手指静脉纹路如图 5(d) 所示。手指静脉纹路提取及其细化如图 5 所示。

为了更好地说明所提取的手指静脉纹路的准确性,笔者将细化后的手指静脉纹路覆盖在图 2 上,细化纹路覆盖图如图 6 所示。

图 6 中白色细线为手指静脉纹路中心线。由图可知,本研究方法能够较完整地提取手指静脉纹路。经 Matlab R2012b 自带函数计算时间,本研究算法处理一

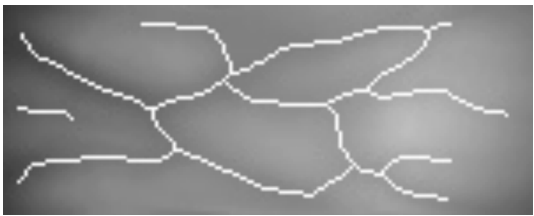


图 6 细化纹路覆盖图

张手指静脉图像所消耗的时间为 0.553 9 s,比未经过优化的手指静脉图像分割算法快了 0.036 5 s。

2.3 手指静脉图像分割算法有效性

为了说明本研究手指静脉图像分割接算法的有效性,笔者选取了另外 2 张手指静脉图像,称之为 img1、img2,每幅手指静脉图像分辨率为 60 pix × 150 pix。经本研究手指静脉图像分割算法得到的手指静脉纹路如图 7 所示。

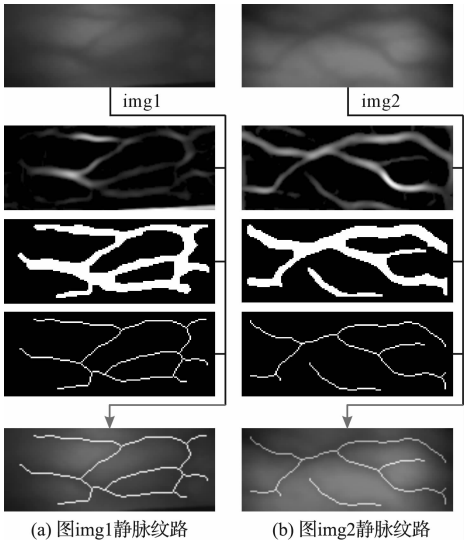


图 7 另外两张手指静脉图像分割结果

从图中可知,手指静脉图像对比度较低,手指静脉纹路提取效果仍旧不错。

3 结束语

本研究针对灰度不均匀、对比度低、弱边缘的手指静脉图像,展开了手指静脉图像分割算法的研究。利用 Hessian 矩阵特征值组合与线性结构对象的对应关系滤除非静脉区像素点,通过实对称矩阵迹的性质,加快对手指静脉图像的分割,提取手指静脉纹路。考虑到本研究手指静脉图像并非理想情况,因此分别将各像素点 Hessian 矩阵迹的平均值、各像素点 Hessian 特征值差的平均值作为阈值。

实验结果表明,优化后的手指静脉图像分割算法比未优化的算法快了 0.036 5 s,本研究算法能够较完

整地提取宽度不一的手指静脉纹路,且分割后手指静脉纹路较为连续,图像分割效果良好,该方法从 Hessian 特征值的角度入手是可行的,可以解决对比度低、灰度不均匀的手指静脉图像分割问题。后续的工作将围绕着手指静脉特征提取及匹配展开。

参考文献(References):

- [1] 邱 英,谭定忠,孙 晖. 手指静脉识别技术研究发展现状综述[J]. 实验技术与管理,2010,27(3):39-40.
- [2] 杨 颖,杨公平. 手指静脉识别技术[J]. 计算机科学与探索,2012,6(4):343-354.
- [3] 王科俊,马 慧,李雪峰,等. 使用方向滤波技术的手指静脉纹路提取方法[J]. 中国图象图形学报,2011,16(7):1206-1212.
- [4] 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.
- [5] CHENGBO Y, HUAFENG Q, LIAN Z. A research on extracting low quality human finger vein pattern characteristics [C]//**2008 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering**. Shanghai: IEEE, 2008:1876-1879.
- [6] 陈立伟,倪 杰. 基于多阈值模糊增强的手指静脉图像分割[J]. 应用科技,2011,38(4):14-18.
- [7] 王保生,陈宇飞,赵卫东,等. 基于水平集的手指静脉图像分割[J]. 计算机应用,2016,36(2):526-530.
- [8] 曹容菲,王醒策,武仲科,等. 基于 Hessian 矩阵特征值聚类的脑血管分割方法[J]. 系统仿真学报,2014,26(9):2104-2109.
- [9] KOLLER T M, GERIG G, SZEKELY G, et al. Multiscale detection of curvilinear structures in 2-D and 3-D image data [C]//**Computer Vision,1995. Proceedings. Fifth International Conference**. Cambridge: IEEE,1995:864-869.
- [10] LORENZ C, CARLSEN I C, BUZUG T M, et al. Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images [C]//**CVRMed-MRCAS 97**. Berlin: Springer Berlin Heidelberg,1997:233-242.
- [11] SATO Y, NAKAJIMA S, SHIRAGA N, et al. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images [J]. **Medical image analysis**,1998,2(2):143-168.
- [12] FRANGI A F, NIESSEN W J, VINCKEN K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering [C]//**International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention**. Berlin: Springer Berlin Heidelberg,1998:130-137.
- [13] DESCOTEAUX M, COLLINS D L, SIDDIQI K. A geometric flow for segmenting vasculature in proton-density weighted MRI [J]. **Medical image analysis**,2008,12(4):497-513.
- [14] 李献魁. MRA 血管体视化中传递函数设计[D]. 上海:上海交通大学电子信息与电气工程学院,2015.
- [15] 陈倩清. 基于黑森矩阵和多尺度分析的视网膜血管分割[D]. 武汉:华中科技大学电子信息与通信学院,2012.
- [16] 潘 烁,张 煜,王 凯,等. 基于血管增强分割的三维肺结节自动检测[J]. 计算机应用与软件,2014,31(5):206-209.
- [17] 任泓宇. 近红外静脉图像特征增强及可视化算法[D]. 北京:中国矿业大学机电与信息系统学院,2014.
- [18] 俞 亮,孔亚广. 基于形态学和像素灰度归类的背景重建算法[J]. 机电工程,2010,27(1):22-24.

[编辑:周昱晨]

本文引用格式:

林 剑,钟舜聪,张 翔. 基于 Hessian 矩阵的手指静脉图像分割[J]. 机电工程,2016,33(12):1517-1522.

LIN Jian, ZHONG Shun-cong, ZHANG Xiang. Finger vein image segmentation based on Hessian matrix[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2016,33(12):1517-1522.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>