

Journal of System Simulation

Volume 31 | Issue 10

Article 24

12-12-2019

A Dorsal Hand Vein Extraction Algorithm for Region of Interest

Li Qi

1. School of Information Science &Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; ;2. School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology, Anshan 114051, China;

Jianjiang Cui

1. School of Information Science &Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; ;

Dingyu Xue

1. School of Information Science &Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; ;

Hongyu Geng

1. School of Information Science &Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; ;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>

 Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

A Dorsal Hand Vein Extraction Algorithm for Region of Interest

Abstract

Abstract: The rotation and translation of dorsal hand result in deviation, which brings interference during recognizing valid region when collecting dorsal hand vein image. In order to locate valid recognition area quickly, an extraction algorithm for region of interest based on maximum inscribed circle is proposed in view of the characteristics of the collected image. *For the collected dorsal hand vein image, this algorithm calculates the center of the maximum inscribed circle and the center of mass, and the rotation angle of the dorsal hand is calculated. The position of the dorsal hand vein image is corrected and the recognition region of interest is extracted by the obtained rotation angle.* The algorithm is based on the contour of the dorsal hand and is not affected by human factors. It can eliminate the influence of rotation and translation. Experimental results show that the proposed method has good robustness.

Keywords

dorsal hand vein, region of interest, maximum inscribed circle, center of mass, rotation correction

Recommended Citation

Li Qi, Cui Jianjiang, Xue Dingyu, Geng Hongyu. A Dorsal Hand Vein Extraction Algorithm for Region of Interest[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(10): 2174-2180.

一种手背静脉感兴趣区域提取算法

李琦^{1,2}, 崔建江¹, 薛定宇¹, 耿宏雨¹

(1. 东北大学信息工程与科学学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 辽宁科技大学电子与信息工程学院, 辽宁 鞍山 114051)

摘要: 在手背静脉图像采集时由于手背旋转和平移等原因, 会造成采集有效识别区域时出现偏差, 给识别带来干扰, 为实现快速定位有效识别区域, 依据采集图像的特点, 提出了一种基于最大内切圆的兴趣区域提取算法。针对采集的手背静脉图像, 计算最大内切圆心与质心, 并利用内切圆心与质心计算手背的旋转角度, 根据旋转角度矫正手背静脉图像位置, 提取感兴趣识别区域。该算法基于手背轮廓, 不受人为因素的干扰, 可以消除平移和旋转的影响。实验结果表明该方法具有很好的鲁棒性。

关键词: 手背静脉; 感兴趣区域; 最大内切圆; 质心; 旋转校正

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2019)10-2174-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17-0377

A Dorsal Hand Vein Extraction Algorithm for Region of Interest

Li Qi^{1,2}, Cui Jianjiang¹, Xue Dingyu¹, Geng Hongyu¹

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology, Anshan 114051, China)

Abstract: The rotation and translation of dorsal hand result in deviation, which brings interference during recognizing valid region when collecting dorsal hand vein image. In order to locate valid recognition area quickly, an extraction algorithm for region of interest based on maximum inscribed circle is proposed in view of the characteristics of the collected image. For the collected dorsal hand vein image, this algorithm calculates the center of the maximum inscribed circle and the center of mass, and the rotation angle of the dorsal hand is calculated. The position of the dorsal hand vein image is corrected and the recognition region of interest is extracted by the obtained rotation angle. The algorithm is based on the contour of the dorsal hand and is not affected by human factors. It can eliminate the influence of rotation and translation. Experimental results show that the proposed method has good robustness.

Keywords: dorsal hand vein; region of interest; maximum inscribed circle; center of mass; rotation correction

引言

手背静脉识别技术由于其具有活体识别、内部特征、非接触式、安全等级高等特点, 成为一种高



收稿日期: 2017-08-04 修回日期: 2017-11-14;
基金项目: 国家自然科学基金(61174145);
作者简介: 李琦(1974-), 男, 湖南芷江, 博士生, 副教授, 研究方向为图像识别; 崔建江(1964-), 男, 辽宁凤城, 博士, 副教授, 研究方向为工业过程建模与仿真。

度可靠的身份鉴别方法^[1-4]。从采集的手背静脉图像中准确定位并提取出感兴趣区域(region of interest, ROI)是静脉识别过程中关键的一步。选取适当的ROI, 可以在保证足够的特征识别信息前提下, 尽量减少数据量, 降低外界噪声的影响, 有效地提高识别系统的准确性和有效性。

目前, 手部静脉图像采集多采用的“握拳式”和“五指张开”的形式。“握拳式”中, ROI 提取可通

过手背的轮廓特点来寻找固定参考点, 如手指根部的端点、凹点、指关节, 并以这些点为参考在手背确定一个矩形区域为 ROI 区域。文献[5]通过计算手背轮廓各点到手腕中心点的距离, 得到手背小指和无名指以及中指和食指之间的凹点, 通过这两点线段确定一矩形区域为感兴趣区域。文献[6-7]通过确定食指、中指、无名指指关节点, 得到食指和无名指关节点连线, 并做适当平移确定一正方形区域为 ROI。文献[8]利用曲线弯曲度寻找手背边缘特征点来确定手背外侧边缘的曲线段, 再对其使用最小二乘法进行直线拟合, 然后定位分割出手感兴趣区域。此外文献[9-10]提出了一种基于质心方法, 计算手背区域的质心, 然后以质心为矩形的中心, 选择一个固定的矩形计算出感兴趣区域。“握拳式”拍摄获得的静脉图像, 会由于个体差异不同, 如儿童、较肥胖者会造成指关节、关节间的凹点等特征点不明显, 给 ROI 的计算和提取带来一定困难, 此外由于手的大小差异, 提取固定大小的矩形作为感兴趣区域, 会造成手背静脉信息的遗漏或冗余。而“五指张开”的拍摄方式中, 手指间指蹼点的特征明显, 便于 ROI 的定位。文献[11-12]中采用了“五指张开”的方式, 通过计算手部边界像素点与手腕中间点的距离来确定第 2 指蹼与第 4 指蹼的位置, 根据这两个位置坐标间连线与图像水平直线的夹角确定手的旋转角度, 矫正后以连线为边长提取正方形区域为感兴趣区域。该方法对手的第 2 指蹼和第 4 指蹼的坐标位置比较敏感, 且 ROI 区域大小受第 2 指蹼点和第 4 指蹼点连线的限制。在手背静脉采集中, 手背的摆放位置是随机的, 并会发生一些位置变化。位置的变化分为在空间中的倾斜、转动和在同一平面的平移、旋转, 对于空间上倾斜, 无法通过对平面的静脉图像感兴趣区域定位进行克服, 但手背的平面旋转和平移却可以通过分析进行矫正定位。

本文采用“5 指张开”拍摄方式, 研究手背在水平转动和平移时感兴趣区域确定和提取问题, 提出了一种基于最大内切圆的手背静脉感兴趣区域提

取方法, 该感兴趣区域能够获得足够的手背静脉信息, 保证识别的有效性, 并且此方法是根据手背轮廓大小提取感兴趣区域, 在定位和提取时不需人为设置, 具有很强的适用性。

1 感兴趣区域的提取

对采集到的手背静脉图像进行标准化, 滤波, 图像增强, 二值化处理, 得到与背景分离的手背区域, 如图 1 所示。



(a) 原图 original image



(b) 图像增强 image enhancement



(c) 手背区域 region of dorsal hand

图 1 分割出手背区域

Fig. 1 Segmented region of dorsal hand

为求最大内切圆的圆心, 采用距离变换的方

法。其方法为求静脉二值图像中每个非零像素点到与其距离最近的零像素点距离，并令其为变换之后该像素点的像素值。其基本过程示例如图2所示，在图例中像素值为4的点为变换后最大的像素值点，该点可认为是该区域最大的内切圆圆心，而其半径为4。

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0	0
0	0	1	1	1	1	1	1	0	0
0	0	1	1	1	1	1	1	0	0
0	0	1	1	1	1	1	1	0	0
0	0	1	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

图2 距离变换的示例

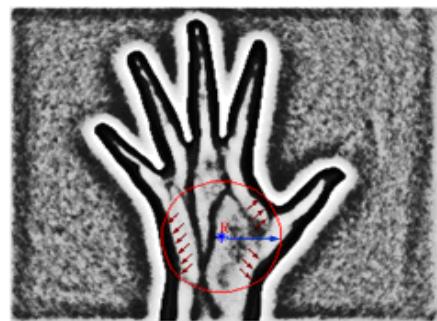
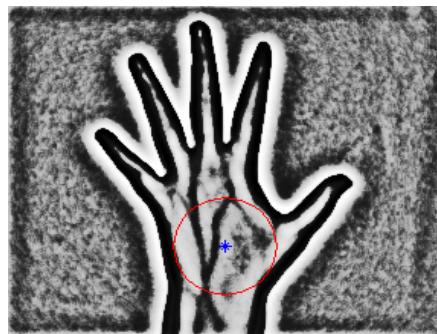
Fig. 2 Example of distance transform

对图1(c)手背区域图像进行距离变换，得到结果如图3所示。其中像素值最大点即为手背区域最大内切圆的圆心。当同时出现2个以上像素值最大点时，由于靠近指关节方向静脉血管比较丰富，选取手背上部的最大像素值点为圆心，该点的像素值则为最大内切圆的半径。

图3 距离变换后的结果
Fig. 3 Result of distance transform

图4为根据确定的最大内切圆圆心及半径定位的感兴趣区域，区域内包含了手背静脉识别的有效信息。但图4中最大内切圆内包含了部分手背边缘，如箭头所示，这部分边缘图像的灰度值与形状都与静脉近似，在后续处理中容易误判，影响手背识别结果的准确性。为去除感兴趣区域内的手背边缘，提高识别准确率，可适当减小最大内切圆半径。

经200个样本实验得出取原半径的5/6时，可去除手背边缘，并保留ROI中有效的静脉细节。去除手背边缘后的感兴趣区域如图5所示。

图4 定位的最大内切圆
Fig. 4 Positioning of maximum inscribed circle图5 修改后的最大内切圆
Fig. 5 Revised maximum inscribed circle

2 旋转矫正

2.1 旋转角度的计算

图6为同一手背在不同时刻采集的图像，由图可见，由于手背摆放不同，同一手背采集的静脉样本间存在不同的旋转角度。旋转角度的存在给后续特征提取和识别带来影响，所以需求出各手背静脉图像中的旋转角度，并根据计算出的角度值将ROI矫正到同一方向上。

图7是对图6中的同一手背不同采集时刻样本进行的感兴趣区域提取结果，可以看出图7各个样本的ROI中的静脉形状和结构都是相同的，只有旋转角度不同，由此可以说明了本文提出的感兴趣区域提取算法对旋转的适应性。

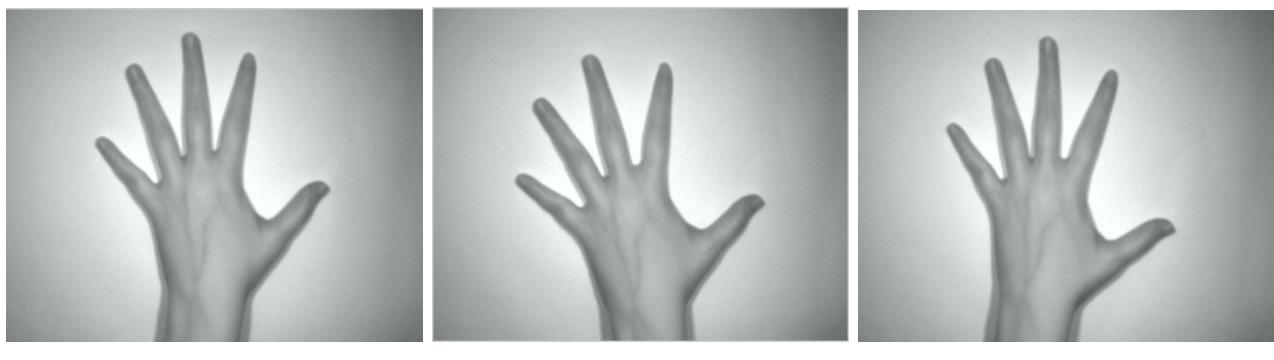


图 6 同一手背的不同样本

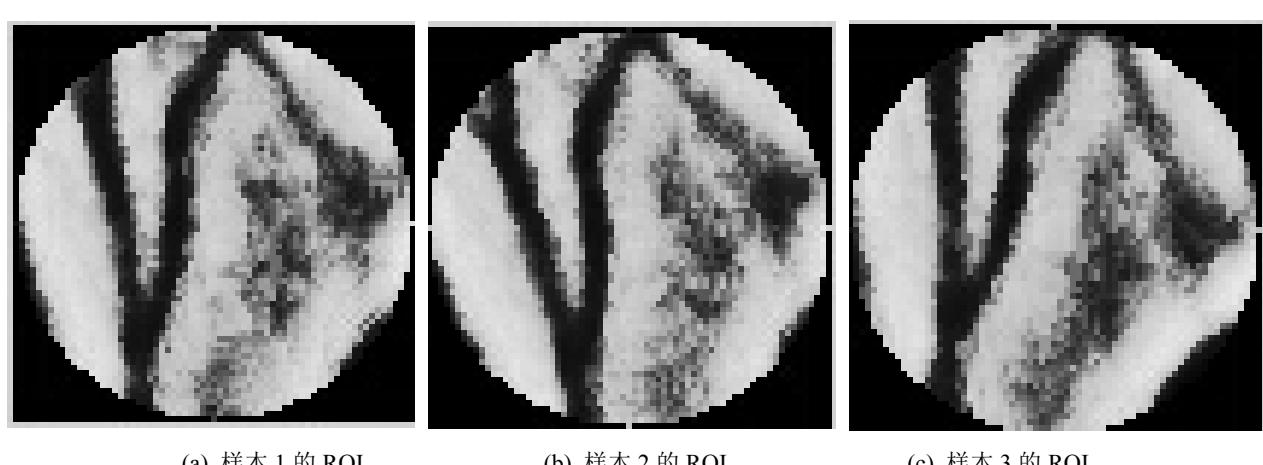


图 7 对图 6 样本提取的 ROI
Fig. 7 ROI of samples in Fig. 6

确定手背静脉图像的旋转角度，可以根据图像中相对手背轮廓比较稳定的两个点的连线和图像垂直方向的夹角来计算。这两个点要求是全局的，并且在手背静脉图像中相对于手背轮廓的位置固定不变，不受手背旋转的影响。本文选取最大内切圆圆心和手背静脉图像的质心为这两个稳定点。由于五指张开时，手背大小不会随其转动发生变化，所采集的手背轮廓是稳定的，而感兴趣区对应的内切圆是基于手背轮廓提取的，其大小只与手背轮廓大小有关，所以可选最大内切圆圆心作为一个稳定点。另外手背图像的质心位置也不会随手的旋转而变化，可作为另外一个稳定点。质心 $G(x, y)$ 的计算如公式(1)~(3)所示：

$$x = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} if(i,j)}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i,j)} \quad (1)$$

$$y = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} j f(i, j)}{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} f(i, j)} \quad (2)$$

$$f(i,j) = \begin{cases} 1 & (i,j) \in H \\ 0 & (i,j) \notin H \end{cases} \quad (3)$$

式中: M, N 分别为 i, j 方向像素的数量, H 为与背景分离的手背区域, $f(i, j)$ 为像素点 (i, j) 处的灰度值, 对于二值图像, 背景区域 $f(i, j)$ 取 0, 手背区域 $f(i, j)$ 取 1。

根据最大内切圆圆心和质心确定手背的旋转角度, 其计算步骤如下:

step 1: 根据距离变换的方法求手背静脉图像最大内切圆圆心, 标记为 $Center(cx, cy)$ 。

step 2: 由公式(1)~(2)计算手背静脉图像的质心 $G(x, y)$ 。

step 3: 经过点 $Center(cx, cy)$ 和点 $G(x, y)$ 连一条直线, 再过点 $Center(cx, cy)$ 作一条垂线 l , 计算两条线间的夹角, 设直线在垂线 l 的逆时针方向时夹角为 θ , 反之设夹角为 $-\theta$, 夹角 θ 如图 8 所示。

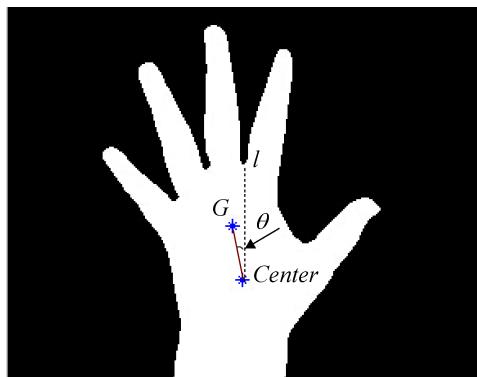


图 8 旋转角度计算
Fig. 8 Rotation angle calculation

按以上步骤对图 7 中样本分别计算, 得到的旋转角度, 如表 1 所示。

表 1 不同样本的旋转角度			
Tab. 1 The rotation angle of different samples	(a)	(b)	(c)
图 7 样本	2.832 4	14.721 4	-9.381 7
角度值/°			

2.2 感兴趣区域旋转矫正

为保证旋转后不失真与变形, 对原图进行重新采样。依据图 8 计算的 $Center$ 点和 G 点, 以 $Center$ 点为原点, $Center$ 点与 G 点连线方向为纵坐标, 与其垂直方向为横坐标, 按前述距离变换方法计算值为半径重新采样, 如图 9 所示, 处理结果如图 10 所示。

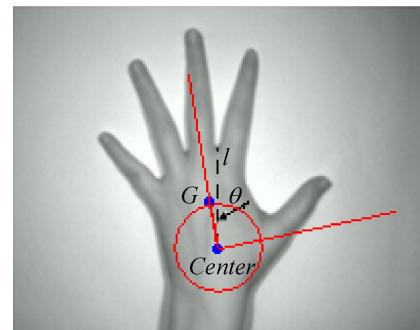


图 9 重采样
Fig. 9 Resampling

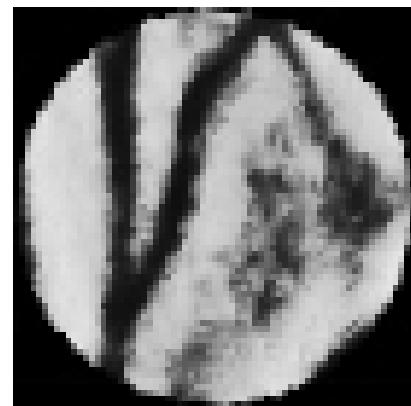


图 10 旋转结果
Fig. 10 Result of rotation

3 感兴趣区域的提取算法分析

对于图像感兴趣区域提取的评价有主观评价与客观评价, 客观评价一个重要指标为感兴趣区域的稳定性, 即同一手背不同时刻提取的兴趣区域应当保持不变。感兴趣区域越稳定, 后续处理越有利。感兴趣区域稳定性可由图像的相关性表示, 即两幅图像的相似性, 相似性度量的计算公式, 如式(4)所示。

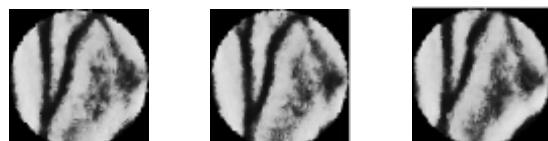
$$r = \frac{\sum_{m} \sum_{n} (A(m, n) - \bar{A})(B(m, n) - \bar{B})}{\sqrt{\left(\sum_{m} \sum_{n} (A(m, n) - \bar{A})^2 \right) \left(\sum_{m} \sum_{n} (B(m, n) - \bar{B})^2 \right)}} \quad (4)$$

式中: $A(m, n)$ 为图像 A 在 (m, n) 的灰度值, $B(m, n)$ 为图像 B 在 (m, n) 的灰度值, \bar{A} , \bar{B} 分别为 A 和 B 的均值。 r 为相关系数, r 属于 $[-1, 1]$, 表示图像 A 和图像 B 的相似性程度, r 取值含义如下:

(1) $|r|=1$, 图像 A 与图像 B 完全相似。

- (2) $0.8 \leq |r| < 1$, 图像 A 与图像 B 高度相似。
- (3) $0.5 \leq |r| < 0.8$, 图像 A 与图像 B 显著相似。
- (4) $0.3 \leq |r| < 0.5$, 图像 A 与图像 B 低度相似。
- (5) $0 < |r| < 0.3$, 图像 A 与图像 B 不相似。

对图 7 中提取的 ROI 进行旋转矫正, 旋转矫正结果如图 11 所示。



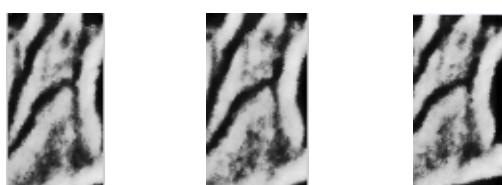
(a) 样本 1 的 ROI (b) 样本 2 的 ROI (c) 样本 3 的 ROI

图 11 不同样本旋转矫正后的 ROI

Fig. 11 ROI after rotation correction of different samples

由图 11 可以看出各个样本间的感兴趣区域很相似, 经过旋转矫正后的感兴趣区域中静脉的角度差异大大降低。

另采用文献[13]的方法提取图 6 中各个样本的 ROI, 结果如图 12 所示, 其中 $\lambda = 1.8$ 。



(a) 样本 1 的 ROI (b) 样本 2 的 ROI (c) 样本 3 的 ROI

图 12 文献[13]中的 ROI 提取算法

Fig. 12 ROI extraction method in [13]

按文献[13]中方法提取的兴趣区域能较好的克服手形姿势变化的影响, 但根据图 12(a)和图 12(c)可看出, 图像左上角的静脉长度不同, 图 12(a)明显长于图 12(c)所示, 这是由于静脉采集时, 人的旋转导致指蹼间的坐标产生变化, 进而造成对同一手背不同时刻采样时提取的兴趣区域不稳定。而且图 12 感兴趣区域中还引入了一些非静脉信息, 这是由于 λ 的取值过大造成。而如果 λ 选取较小时, 又难以保证手背静脉信息提取的有效性。相较而言基于最大内切圆感兴趣区域提取方法更具有优越性。表 2 和表 3 分别为图 11 和图 12 各样本间感兴趣区域的相关性系数, 数值为 1 表示样本

与自身相比完全相同。

表 2 本文方法中各 ROI 间的相关性系数
Tab. 2 Correlation coefficient between each ROI by the method in this paper

样本	1	2	3
1	1.000 0	0.835 1	0.852 3
2	0.835 1	1.000 0	0.897 5
3	0.852 3	0.897 5	1.000 0

表 3 文献[13]方法中各 ROI 间的相关性系数
Tab. 3 Correlation coefficients between each ROI by the method in [13]

样本	1	2	3
1	1.000 0	0.810 7	0.626 4
2	0.810 7	1.000 0	0.621 2
3	0.626 4	0.621 2	1.000 0

对比表 2 和表 3 数据可知, 采用最大内切圆的兴趣区域提取算法, 各样本间的相关性系数较高, 保证了 ROI 提取的稳定性。文献[13]中样本 1 和 3 的相关性系数较低, 提取的稳定性较差。

4 结论

提出了一种手背静脉感兴趣区域提取算法, 对预处理后的二值手背区域进行距离变换, 确定最大内切圆的圆心及半径, 根据内切圆圆心和质心计算旋转角度并进行旋转矫正, 并对提取算法采用图像相关性进行评价。实验结果表明本算法具有良好的鲁棒性。下一步工作将考虑手背空间倾斜产生的变形对感兴趣区域提取的影响, 进一步提高算法的适用性。

参考文献:

- [1] Wang K J, Zhang Y, Yuan Z, et al. Hand vein recognition based on multi supplemental features of multi-classifier fusion decision[C]. Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Luoyang: IEEE Robotics and Automation Society, 2006: 1790-1795.
- [2] 崔建江, 贾旭, 刘晶, 等. 基于计盒维数和多小波的静脉图像特征提取[J]. 东北大学学报: (自然科学版), 2010, 31(10): 1397-1400.

- Cui Jianjiang, Jia Xu, Liu Jing, et al. Vein image feature extraction based on box counting dimension and multiple wavelets[J]. Journal of Northeastern University: (Natural Science), 2010, 31(10): 1397-1400.
- [3] 贾旭, 崔建江, 薛定宇, 等. 基于感兴趣区域函数优化的静脉图像分割算法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 23(3): 475-480.
- Jia Xu, Cui Jianjiang, Xue Dingyu, et al. Vein image segmentation algorithm based on function optimization in regions of interest[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 23(3): 475-480.
- [4] 吴微, 苑玮琦. 于掌静脉图像识别技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10): 1215-1224.
- Wu Wei, Yuan Weiqi. A survey of palm-vein image recognition[J]. Journal of image and Graphics, 2013, 18(10): 1215-1224.
- [5] Meng Z H, Gu X D. Palm-dorsal vein recognition method based on histogram of local gabor phase XOR pattern with second identification[J]. Journal of Signal Processing Systems (S1939-8018), 2013, 73: 101-107.
- [6] Kumar A, Prathyusha K V. Personal authentication using hand vein triangulation and knuckle shape[J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2009, 9(18): 2127-2136.
- [7] Meng Z H, Gu X D. Hand vein recognition using local block pattern[J]. Electronics Letters (S0013-5194), 2013, 49(25): 1614-1615.
- [8] 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[J]. 微计算机信息, 2008, 24(2): 208-210.
- Lü Peizuo, Lai Shengli, Chen Jiayang, et al. An adaptive locating algorithm of palm-dorsal vein image[J]. Microcomputer Information, 2008, 24(2): 208-210.
- [9] Wang Y D, Li K F, Cui J L. Hand-dorsa vein recognition based on partition local binary pattern[C]. Proceedings of 2010 International Conference on Signal Processing. Beijing: IEEE Signal Processing Society, 2010: 1671-1674.
- [10] Hu Y P, Wang Z Y, Yang X P, et al. Hand vein recognition based on the connection lines of reference point and feature point[J]. Infrared Physics & Technology (S1350-4495), 2014, 62: 110-114.
- [11] Lin C L, Fan K C. Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology (S1051-8215), 2004, 14(2): 199-213.
- [12] Han W Y, Lee J C. Palm vein recognition using adaptive gabor filter[J]. Expert Systems with Applications (S0957-4174), 2012, 39: 13225-13234.
- [13] 潘晓萍, 汪天富. 手背静脉图像ROI提取算法研究[J]. 信息通信, 2013, 5: 1-3.
- Pan Xiaoping, Wang Tianfu. A ROI extraction algorithm for dorsal hand vein image[J]. Information & Communications, 2013, 5: 1-3.