

基于最大内切圆算法的手掌静脉 ROI 提取

刘 刚 张 晶 李月龙

(天津工业大学计算机科学与软件学院 天津 300387)

摘 要 针对手掌静脉图像感兴趣区域提取中信息清晰度低、丰富程度低的问题,提出一种基于最大内切圆提取的算法。对手掌静脉原始图像进行预处理并添加区域网格线,先以网格线为参考,缩小圆心的检索区域范围,从而简化圆心的定义过程;然后设置初始半径,再以一个网格宽度为变量,增加半径,最终确定最大内切圆。结果表明,所提算法在清晰度和信息丰富度上分别提高了 0.0102 和 0.0121,提取出的 ROI 图像在迭代训练中的迭代次数降低了 200 次。针对 4 组图像,所提算法的执行时间分别降低了 10.7 ms,10.2 ms,11.3 ms,10.8 ms。

关键词 手掌静脉,感兴趣区域,提取,最大内切圆

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.08.047

Extraction of Palm Vein ROI Based on Maximal Inscribed Circle Algorithm

LIU Gang ZHANG Jing LI Yue-long

(School of Computer Science and Software, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China)

Abstract Aiming at the problem that the information clarity and richness are low for extracting palm vein image, the algorithm based on the maximum inscribed circle extraction was proposed for the region of interest. The original image of palm vein is pretreated and regional grid line is added. First, the grid line is used as a reference to narrow the search area of the center of circle, thereby it can simplify the definition process of the center of circle. Then the initial radius is set and grid width is used as a variable to increase the radius. Finally, the maximum inscribed circle is determined. The results show that the improved algorithm improves the clarity and information richness by an average of 0.0102 and 0.0121 respectively. Iteration times of extracting ROI images are reduced by 200 in iterative training. For the four sets of images, the execution time of the improved algorithm is reduced by 10.7 ms, 10.2 ms, 11.3 ms and 10.8 ms respectively.

Keywords Palm vein, Region of interest, Extraction, Maximum inscribed circle

1 引言

不断发展的当今社会对身份鉴别的可靠性和安全性提出了更高的要求。传统的方式(如私人证件、密码、口令)等,存在着诸如丢失、遗忘、盗用、伪造等威胁。在这样的背景下,具有唯一性、永久性、不可盗用性的身份鉴别方式具有广泛的市场前景。将人的生理、行为特征作为身份认证凭证的生物识别技术^[1]成为了当今热门的身份鉴别方式。

手掌静脉识别技术是近年兴起的一种生物识别技术。其通过近红外发射近红外线,扫描手掌并拍摄手掌静脉分布图。采用专用比对算法对手掌静脉分布图提取特征值并进行存储,同时将该图作为模板图像,然后使用特定的特征匹配算法进行目标图像与模板图像的识别^[2]。

感兴趣区域(Region of Interest, ROI)的提取是手掌静脉识别的关键步骤。目前,常用的 ROI 提取算法有基于矩形图

像块的分割法和基于最大内切圆的方法^[3]。基于矩形图像块的分割法的基本思想是:在图像中去除两个关键点,通过关键点建立直角坐标系,从中截取特定大小的矩形块作为 ROI。最大内切圆方法的基本思想是:在手掌区域截取到面积最大的内切圆,将内切圆作为 ROI。由于手掌静脉识别技术要求提取出的 ROI 包含手掌中大量的血管信息,因此最大内切圆方式更适用于提取手掌静脉的 ROI。

基于手掌最大内切圆的算法的提取方式,要求提取掌心区域的静脉信息,并且排除手指的干扰。最大内切圆算法的步骤是:在掌心位置选择圆心,定义初始半径,设定半径增量以改变半径,循环整个过程。该算法在圆心定位以及半径的确定方式上进行了过多的遍历,导致算法效率低、最大内切圆不符合预期。本文基于最大内切圆算法,对原始图像进行预处理,同时引入网格作为参考,加速圆心和半径的确定。

为了验证所提算法的有效性,以基于 Fisher 准则的线性

到稿日期:2017-05-25 返修日期:2017-08-20 本文受中国博士后科学基金(2015M570228)资助。

刘 刚(1992—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理、模式识别,E-mail:1912830275@qq.com;张 晶(1975—),女,博士,副教授,主要研究方向为嵌入式技术、虚拟仿真、人工智能,E-mail:China_ximeng@sohu.com(通信作者);李月龙(1982—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像合成、轮廓模型、机器学习。

判断分析(Linearity Distinction Analysis, LDA)的 Fisher 判别率^[4](Fisher's Discriminant Ratio, FDR)为清晰度模型来计算 ROI 的清晰度;利用 3 * 3 的均值滤波器^[5]计算 ROI 的丰富度。结果表明,改进的算法具有更高的清晰度和丰富度。在使用 3 种典型的特征提取算法(二维的线性判断式分析^[6](Two-Dimensional Linear Discriminant Analysis, 2DLDA)、二维的主成分分析^[7](Two-Dimensional Principal Component Analysis, 2DPCA)、尺度不变特征变换^[8](Scale-Invariant Feature Transform, SIFT))的情况下进行提取,完成匹配实验,记录迭代次数,计算欧氏距离^[9],统计误拒率^[10](False Rejection Rate, FRR)、误识率^[10](False Acceptance Rate, FAR)以及正确率。实验结果表明,提出的算法具有更低的误拒率和误识率,以及更高的正确率。

2 预处理

流经静脉的血液中,红血球中的血红蛋白对 700~1000 纳米波长附近的近红外线有吸收作用。因此,近红外线在静脉部分的透射会大量减少。由于血红蛋白的吸收作用,当近红外线透射以后,静脉会在图像传感器感应的影像上突出显示。相反地,手掌肌肉、骨骼等其他部分都被弱化。因此,通过近红外设备的照射,可以得到清晰的手掌静脉血管图像。

近红外设备拍摄的原始图像具有大量噪声,这些噪声会影响清晰度、丰富度的计算等工作,因此,需对原始图像进行背景分离、平滑滤波等预处理。

2.1 背景分离

为了在处理图像时减少不良信息的干扰,通常需要对图像进行背景分离。根据式(1)的彩色编码方程,将手掌静脉图像转化为 8 位灰度图像。二值化方法是将图像上的像素点的灰度值设置为 0 或 255,使整个图像呈现出明显的只有黑和白的视觉效果,以此来实现背景分离。

$$Gary = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (1)$$

Niblack 算法^[11]将以像素点为中心的邻域内点的情况作为此像素的计算阈值。式(2)为阈值的计算公式, k 是系数。式(3)为各像素阈值的计算公式, m 是方差, s 是标准差。

$$T_{\text{Niblack}} = m + k * s \quad (2)$$

$$\begin{aligned} T_{\text{Niblack}} &= m + k \sqrt{\frac{1}{NP} \sum (p_i - m)^2} \\ &= m + k \sqrt{\frac{\sum p_i^2}{NP} - m^2} \\ &= m + k \sqrt{B} \end{aligned} \quad (3)$$

2.2 平滑滤波

采用高斯平滑滤波器对图像进行平滑滤波,为图像降噪。通过高斯核函数生成高斯滤波器,式(4)为二维空间的分布方程。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

设置标准方差为 0.625。式(4)生成的曲面的等高线是从中心开始呈常态分布的同心圆,仅计算矩阵就可以保证图

像处理时图像的质量。因此,通过高斯分布生成 5 * 5 矩阵:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 2 & 7 & 11 & 7 & 2 \\ 3 & 11 & 17 & 11 & 3 \\ 2 & 7 & 11 & 7 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

经过 Niblack 算法的二值化以及高斯滤波器的平滑滤波,完成预处理,其过程如图 1 所示。

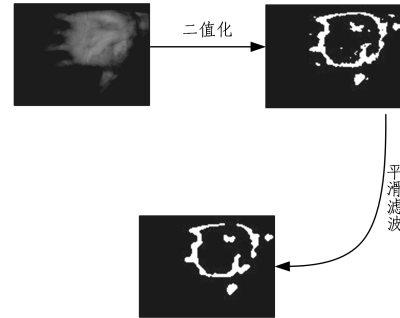


图 1 预处理过程

Fig. 1 Pretreatment process

3 ROI 提取

ROI 提取的目的是提取出手掌静脉中的不变性特征。ROI 提取的目的是:提取到静脉信息特征密集度与对比度更高的区域。

文献[3]提出的最大内切圆算法(下称旧算法)的基本步骤是:对手掌静脉图像上的每个点进行检索,如果该点位于手掌内,则以该点为圆心,定义一个变量,逐步增加半径值,从而确定最终半径。当该圆的边缘与手掌边缘相切时,停止半径的搜索,并记录半径值。继续改变圆心,搜索半径以确定内切圆。循环此过程,所有记录中半径最大的圆就是最大内切圆。该算法的缺点在于定义圆心与半径的“盲目性”,导致算法循环执行的次数过多,进而导致堆栈溢出、程序异常退出等情况。

在掌心区域进行最大内切圆的 ROI 提取时应做到使提取出的 ROI 尽可能覆盖整个手掌,避免接触手掌边界及手指区域。因此,圆心应定义在掌心区域的几何中心点。手掌图像是一个不规则的几何图形,难以量化地确定中心点。

为优化最大内切圆提取算法,对手掌区域二值化图像添加网格线,得到有网格辅助的手掌区域二值化图像。带有网格线的图像如图 2 所示。

设每个网格为 1 个单位,使得可以通过网格来量化手掌区域。计算纵横方向的网格数量,将纵横两个方向的网格总数除以 2,可以得到大体的中间区域网格。将中间区域的网格作为圆心范围,圆心范围的确定如图 3 所示。



图 2 带网格线的图像
Fig. 2 Image with lines



图 3 圆心范围的确定
Fig. 3 Determination of center

取中间网格,将网格对边中点连线的交点作为初始圆心,以 4 个单位为初始半径,确定初始内切圆。以 1/3 网格单位为变量改变半径大小,检索内切圆,记录半径。在记录的所有内切圆中,半径最大的内切圆就是手掌区域的最大内切圆。

改进的最大内切圆算法的 ROI 提取的简要步骤如图 4 所示。

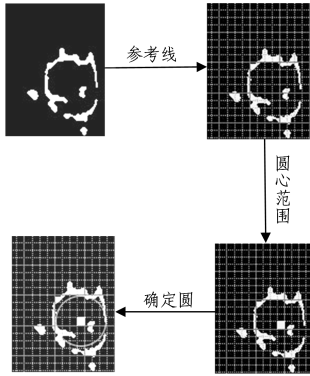


图 4 ROI 提取步骤

Fig. 4 ROI extraction steps

完整算法的流程为:检索圆心区域的所有点,并将其作为圆心作内切圆,记录半径并对比,半径最大的就是手掌区域的最大内切圆。其流程图如图 5 所示。

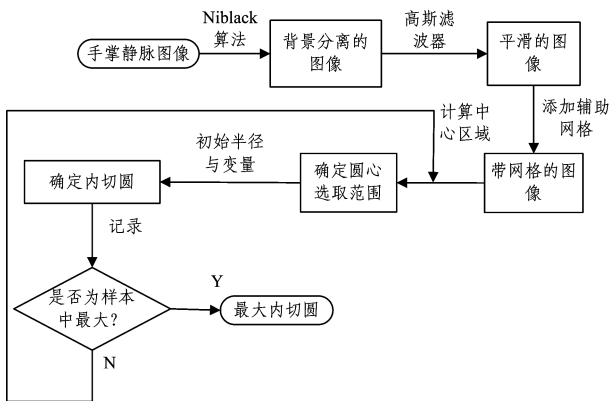


图 5 算法流程图

Fig. 5 Flowchart of algorithm

4 分析计算与实验对比

4.1 建立图库

使用近红外摄像机采集 200 名志愿者的手掌静脉图像,对每名志愿者拍摄 10 张图像,并采取旋转、平移、调整角度等操作来改变图像以排除干扰,从图像库中抽取的 3 幅图像,如图 6 所示。

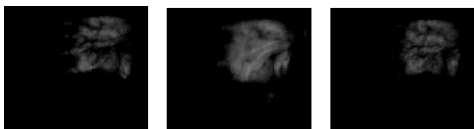


图 6 图库中抽取的 3 幅图像

Fig. 6 Three images extracted from gallery

4.2 ROI 提取

分别采用新、旧两种最大内切圆算法对图库中的图像进行 ROI 提取。图 7 给出了采用两种算法提取的 ROI,图 7(a)为新算法提取的 ROI,图 7(b)为旧算法提取的 ROI。

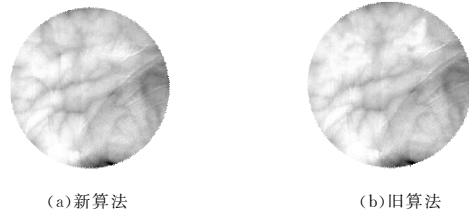


图 7 两种算法提取的 ROI

Fig. 7 ROI extracted by two algorithms

4.3 分析计算对比

4.3.1 清晰度对比

图像的清晰度是评价图像质量的重要参数之一,清晰度也影响着手掌静脉识别的效果。清晰度与图像组织像素的聚合度、灰度对比度、聚焦程度等相关。FDR 为掌脉清晰度评价模型,即掌脉像素与周围组织像素的灰度值对比度、二者像素内部的集合度,其计算公式如式(5)所示。

$$FDR = \frac{(\mu_{tissue} - \mu_{vein})^2}{\sigma_{tissue}^2 + \sigma_{vein}^2} \quad (5)$$

其中, μ_{tissue} 是周围组织像素灰度的平均值; μ_{vein} 是静脉像素灰度的平均值; σ_{tissue}^2 是周围组织像素灰度值的方差; σ_{vein}^2 是静脉像素灰度值的方差。FDR 值越大,表示图像清晰度越高。

分别使用新、旧两种最大内切圆算法提取图库中 2000 幅手掌静脉图像的 ROI,并计算 FDR 均值,结果如表 1 所列。

表 1 两种提取算法的 FDR 均值

Table 1 FDR means of two extraction methods

提取方式	旧算法	新算法
FDR	0.1108	0.1211

表 1 中的结果表明,新算法在清晰度上平均提高了 0.0102。因此,新算法提取出的手掌静脉图像 ROI 具有更好的清晰度。

4.3.2 丰富度对比

手掌图像中,静脉信息的数量将直接影响特征提取及匹配的效果,ROI 提取应做到提取出静脉信息更为丰富的区域。将手掌的静脉区域与非静脉区域的像素数的比值作为 ROI 提取的丰富度度量。先采用 3×3 均值滤波器对手掌静脉图像进行平滑处理,然后使用 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 4 个方向的子检测模板进行检测,对二值化后的图像的断点进行连接。对图库中的 2000 幅图像分别使用两种算法进行 ROI 提取,并计算丰富度均值(见表 2)。

表 2 两种提取算法的丰富度(静脉像素数/非静脉像素数)

Table 2 Richness of two extraction algorithm

(vein pixels/non-vein pixels)

提取方式	旧算法	新算法
像素比	0.1763	0.1884

表 2 中的结果表明,新算法在信息丰富度上平均提高了 0.0121。因此,新算法提取出的手掌静脉图像 ROI 具有更好的丰富度。

4.4 实验结论

4.4.1 迭代次数对比

构造卷积神经网络,对手掌静脉图像样本进行迭代训练,观察卷积神经网络系数的迭代次数与错误率之间的关系。图

8 为迭代图,旧算法的 ROI 迭代结果见图 8(a),新算法的 ROI 迭代结果见图 8(b)。

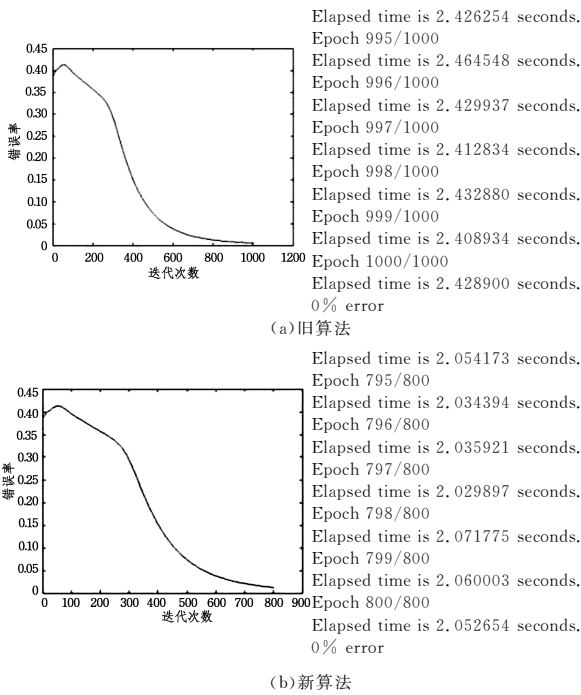


图 8 迭代次数对比

Fig. 8 Comparison of iteration times

由卷积神经网络的迭代结果可以看出,旧算法在迭代 1000 次时错误率趋近于 0,新算法在迭代 800 次时错误率趋近于 0。由此可见,新算法具有更高的执行效率。

4.4.2 统计数据对比

建立手掌静脉图像库,共 200 类,每类 10 张,总计 2000 张图像。在特征识别匹配实验中,共进行 9000 次类内匹配,1990000 次类间匹配,总计 1999000 次匹配。

欧氏距离法是一种经典的特征匹配算法,式(6)为两个 n 维向量 a(x₁₁, x₁₂, ..., x_{1n})与 b(x₂₁, x₂₂, ..., x_{2n})间的欧氏距离。

$$d_{12} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{1k} - x_{2k})^2} \quad (6)$$

分别计算两种 ROI 的特征矢量在类内与类间的欧氏距离分布,绘制类内与类间匹配曲线,如图 9 所示。

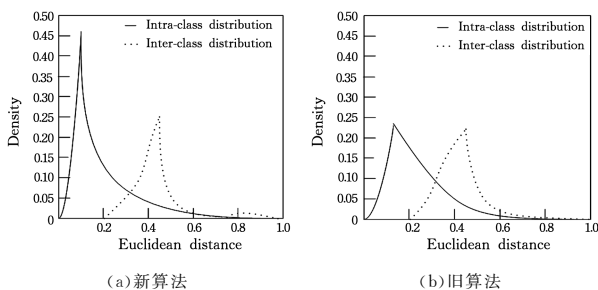


图 9 类内、类间匹配曲线

Fig. 9 Matching curve of inter/intra class

由图 9 可知,两条曲线的相交处为阈值,若欧氏距离小于交点,则为相同掌脉图像,否则为不同掌脉图像。新算法 ROI 的类内/类间交叉面积小于旧算法的 ROI,因此,新算法下的 ROI 具有更好的识别性能。

FRR 和 FAR 是评价一个生物识别系统性能的常用指标。下面分别给出 FRR 和 FAR 的计算公式。

$$FRR = \frac{NFR}{NAA} * 100\% \quad (7)$$

$$FAR = \frac{NFA}{NIA} * 100\% \quad (8)$$

NAA(Number of Authorized users Attempts)指合法用户尝试次数,NIA(Number of Illegal user Attempts)指非法用户尝试次数,NFR(Number of Failing Rejection)指错误拒绝次数,NFA(Number of Failing Acceptance)指错误识别次数。对图库中的图像以新、旧算法提取 ROI,分别用 2DLDA, 2DPCA,SIFT 3 种典型的生物特征提取算法进行匹配识别,统计出 FRR 和 FAR 的均值数据(见表 3)。

表 3 识别性能的对比 Table 3 Comparison of identify performance (单位:%)

参数	2DLDA	2DPCA	SIFT
旧算法	FRR 8.5673	10.5861	12.4579
	FAR 3.6259	8.3514	10.8721
新算法	FRR 6.8762	8.4527	10.9143
	FAR 2.8969	6.9157	8.2975

由表 3 的数据可知,在 3 种典型的生物特征识别算法下,本文提出的 ROI 提取方式的 FRR 分别降低了 1.6911%, 2.1334%,1.5436%,FAR 分别降低了 0.7290%,1.4357%, 2.5746%,因此所提算法具有更高的特征识别匹配性能。

最后,使用两种算法对图库中的掌脉图像进行 ROI 提取,分别在 3 种典型的生物识别算法下进行手掌静脉识别实验,并统计特征匹配的正确率,结果如图 10 所示。

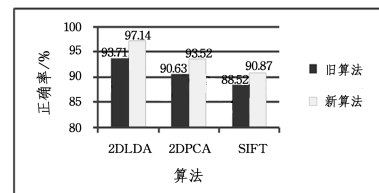


图 10 正确率

Fig. 10 Accuracy

从图 10 可以直观地看出,新算法提取出的 ROI 在 2DLDA,2DPCA,SIFT 特征提取算法下进行匹配实验时的识别正确率比旧算法分别提高了 3.43%,2.89%,2.35%。

下面统计算法的执行时间。由于统计时间不涉及类内/类间匹配,因此将图库中的图像均分为 4 组样本,在 windows7 旗舰版 64 位系统、8 GB 内存、Intel(R)Core(TM) i5-3210M CPU@ 2.50 GHz、MATLAB 8.1.0.430 测试系统下分别统计算法的平均执行时间,结果如表 4 所列。

表 4 算法执行时间的对比

Table 4 Comparison of algorithm execution time

样本	新算法	旧算法
样本 1	18.6	29.3
样本 2	19.5	29.7
样本 3	17.1	28.4
样本 4	18.3	29.1

- Measurement and Control, 2016, 25(6):9-13. (in Chinese)
李光升,梁靖聪,谢永成,等.基于免疫遗传算法改进的BP神经网络在装甲车辆电路板故障诊断中的应用[J].计算机测量与控制,2017,25(6):9-13.
- [4] SIMPSON W R, SHEPPARD J W. System Test and Diagnosis [M]. Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [5] QIU J, LIU G J, YANG P. Equipment Testing Modeling and Design Technology [M]. Beijing: Science Press, 2012. (in Chinese)
邱静,刘冠军,杨鹏.装备测试性建模与设计技术[M].北京:科学出版社,2012.
- [6] LIU H M, YI X S. Testability Modeling and Analysis of Multi-Signal Flow Diagrams [J]. China Test, 2007, 33(1):49-50. (in Chinese)
刘海明,易晓山.多信号流图的测试性建模与分析[J].中国测试,2007,33(1):49-50.
- [7] WANG G. Research on optimization selection technology of equipment testing parameters [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010. (in Chinese)
王刚.装备测试性参数优化选择技术研究[D].长沙:国防科学技术大学,2010.
- [8] SU Y D, LIU G J, QIU J, et al. Method for Determining System Testability Indexes [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2008, 22(5):401-405. (in Chinese)
苏永定,刘冠军,邱静,等.系统测试性指标确定方法[J].测试技术学报,2008,22(5):401-405.
- [9] FIJANY A, VATAN F. A unified and efficient algorithmic approach to model-based diagnosis and optimal sensor placement [C]//Proceedings of 8th International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space (I-SAIRAS), 2005:1-8.
- [10] LI G, QIN Q, DONG C. Selecting the Optimal Distribution Point of Sensors in Suspension Bridge Monitoring System by Genetic Algorithm [J]. Engineering Mechanics, 2000, 17(1):25-34. (in Chinese)
李戈,秦权,董聪.用遗传算法选择悬索桥监测系统中传感器的最优布点[J].工程力学,2000,17(1):25-34.
- [11] HUANG N, QI J, LI F, et al. Short-Circuit Fault Detection and Classification Using Empirical Wavelet Transform and Local Energy for Electric Transmission Line [J]. Sensors, 2017, 17(9):2133-2144.
- [12] CHOI U M, LEE J S, BLAABJERG F, et al. Open-Circuit Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Control for a Grid-Connected NPC Inverter [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(10):7234-7247.
- [13] WU F, ZHAO J. A Real-Time Multiple Open-Circuit Fault Diagnosis Method in Voltage-Source-Inverter Fed Vector Controlled Drives [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(2):1425-1437.
- [14] LI Z P, SHAO X Y, ZHANG D X, et al. Steering System Control Strategy Based on Overview of Automotive Electric Power [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2015, 29(8):6-11. (in Chinese)
李志鹏,邵宪友,张东兴,等.基于BP神经网络的电控发动机故障诊断研究[J].重庆理工大学学报(自然科学版),2015,29(8):6-11.

(上接第 267 页)

由表 4 可知,在 4 组样本下,新算法的执行时间分别降低了 10.7 ms, 10.2 ms, 11.3 ms, 10.8 ms。因此,新算法有效地提高了最大内切圆方法的执行效率。

结束语 本文提出了一种改进的基于最大内切圆算法的 ROI 提取方式。经过研究计算与实验统计表明,新算法在清晰度和信息丰富度上均有提高,迭代次数减少了 200 次。在 2DLDA, 2DPCA, SIFT 3 种特征提取算法提取特征值后进行匹配实验,结果表明 FRR 和 FAR 值均有所降低,匹配正确率均提高,在 4 组样本下,新算法的执行时间均降低。因此,新算法的执行效率更高,提取出的 ROI 具有更高的清晰度和信息丰富度,以及更好的匹配性能。

在今后的研究中,将尝试结合生物学知识,针对手掌中不同的生物学划分区域,在不同的区域尝试 ROI 提取,获得细节更为丰富的 ROI。

参 考 文 献

- [1] GOFMAN M I, MITRA S. Multimodal biometrics for enhanced mobile device security [J]. Communications of the Acm, 2016, 59(4):58-65.
- [2] LEE J C, CHANG C P, CHEN W K. Palm vein recognition based on directional empirical mode decomposition [J]. Optical Engineering, 2014, 53(4):043102.
- [3] LI W X, XIA S X, ZHANG D P, et al. A New Method of Palm-print Recognition Based on Bidirectional Matching of Main Line Features [J]. Computer Research and Development, 2004, 41(6):996-1002. (in Chinese)
李文新,夏胜雄,张大鹏,等.基于主线特征的双向匹配的掌纹识别新方法[J].计算机研究与发展,2004,41(6):996-1002.
- [4] WU W, YUAN W Q, LIN S, et al. Selection of Typical Wave-length for Palm Vein Recognition [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(12):1211002.
- [5] YUAN W Q, WANG N. Segmentation Method of Palm Vein Image Based on Local Gray Minimum [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2011(7):1091-1096. (in Chinese)
苑玮琦,王楠.基于局部灰度极小值的掌脉图像分割方法[J].光电子·激光,2011(7):1091-1096.
- [6] ČONKA D, VISZLAY P, JUHÁR J. Fuzzy clustering in HMM-based triphone classes of 2DLDA in Slovak LVCSR [C]//International Conference on Systems, Signals and Image Processing, 2016:1-4.
- [7] WORARATPANYA K, SORNNOI M, LEELABURANAPONG S, et al. An improved 2DPCA for face recognition under illumination effects [C]//International Conference on Information Technology and Electrical Engineering, 2016:448-452.
- [8] LENC L, PAVEL L. Automatic face recognition system based on the SIFT features [J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 46(C):256-272.
- [9] MELEKHOV I, KANNALA J, RAHTU E. Image Patch Matching Using Convolutional Descriptors with Euclidean Distance [OL]. https://user.aalto.fi/~kannlj/publications/accv2016_ws.pdf.
- [10] BANSAL A, AGARWAL R, SHARMA R K. FAR and FRR based analysis of iris recognition system [C]//IEEE International Conference on Signal Processing, Computing and Control, IEEE, 2012:1-6.
- [11] FARID S, AHMED F. Application of Niblack's method on images [C]//International Conference on Emerging Technologies, IEEE, 2009:280-286.