

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902550

手指静脉图像感兴趣区域快速提取方法研究*

李杰¹ 史艺丹¹ 聂泽东² 杨文耀¹ 雷诗琪¹

(1. 重庆文理学院 新型储能器件及应用工程研究中心 重庆 402160;

2. 中国科学院 深圳先进技术研究院 深圳 518055)

摘要:手指静脉识别技术由于其非接触、高防伪性以及活体检测等优点,成为研究与应用的热点。针对传统手指静脉图像感兴趣区域提取方法过程复杂、运算量大的问题,提出一种感兴趣区域快速提取的方法。该方法采用三点对比法定位手指上下边界以及基于相似三角形定理的图像校正方法。与传统的方法相比,省去了边缘优化的复杂过程以及减少了旋转校正的乘法运算量,能将指静脉图像感兴趣区域提取的速度提高2~3倍。利用指静脉图像库进行仿真实验,结果表明,本算法提取ROI的正确率为100%,识别的等错误率仅为2.45%,说明该方法具有较高的普适性和稳定性,能广泛应用在指静脉识别系统中。

关键词:指静脉识别;感兴趣区域;快速提取;图像校正

中图分类号: TN801;TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Research on fast extraction method of region of interest in finger vein images

Li Jie¹ Shi Yidan¹ Nie Zedong² Yang Wenyaoyao¹ Lei Shiqi¹

(1. Engineering Research Center of New Energy Storage Devices and Applications, Chongqing University of Arts and Sciences, Chongqing 402160, China; 2. Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Science, Shenzhen 518055, China)

Abstract: Finger vein recognition technology has become a research and application hotspot due to its advantages of non-contact, high security and living body detection. In view of the complexity and large amount of computation of the traditional methods for extracting the region of interest (ROI) of finger vein images, a fast ROI extraction method was proposed. The method used a three-point comparison method to locate the upper and lower boundaries of the finger and an image correction method based on the similar triangle theorem. Compared with the traditional methods, the complex process of edge optimization was eliminated and the multiplication of rotation correction was reduced, and the speed of extracting the ROI of the finger vein images can be increased by 2~3 times. The finger vein image database was used for the simulation experiments, the results showed that the accuracy of this algorithm for extracting ROI was 100%, and the recognition equal error rate was only 2.45%, which indicated that this method has high universality and stability and can be widely used in finger vein recognition.

Keywords: finger vein recognition; region of interest; fast extraction; image correction

0 引言

每个人的手指静脉网络各不相同且终身不变,其具有唯一性和稳定性,因此可以通过手指静脉的纹路特征

进行身份验证。与指纹和人脸等生物特征相比,静脉纹路在人体皮肤内部,所以其具有高防伪性。静脉纹路特征只有在血液流动的情况下才能够被采集,所以指静脉识别是一种活体识别技术。通过近红外光LED照射手指,摄像头捕捉手指照片即可采集到手指静脉图像,所以

收稿日期: 2019-09-02 Received Date: 2019-09-02

* 基金项目:重庆市自然科学基金面上项目(cstc2019jcyj-msxmX0824)、国家级大学生创新创业训练计划(201910642006)、重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJQN201901304)、重庆市博士后科研项目(Xm2017051)、重庆市高校新型储能器件及应用工程研究中心开放课题(KF20170204)、重庆文理学院校级科研项目(Z2018DQ01,R2016DQ11)资助

该识别技术具有非接触式的特点。基于以上优点,指静脉识别技术近年来成为研究与应用的热点^[1-4]。

指静脉识别技术与其他生物识别技术一样,需要经过图像的采集、图像预处理、特征提取、特征匹配等步骤。由于指静脉图像采集时,手指放置位置不能完全一样,导致采集的指静脉图像会出现水平和竖直平移以及旋转角度不一致,因此在进行图像预处理时,需要对指静脉图像的兴趣区域(region of interest, ROI)进行提取,使特征提取时所针对的图像区域具有一致性。ROI的提取时间与提取精度直接关系到指静脉识别的速度和正确率,使之成为指静脉识别过程中非常关键的一步。

关于指静脉 ROI 的提取方法,近年来很多文献均有提及。这些方法通常分为两类,一类是直接采用典型的边缘检测算法如 Roberts、Sobel、Canny 方法对手指边缘进行检测,根据检测到的边缘确定 ROI;另一类是在典型的方法基础上,提出优化和改进算法,如连通去噪方法、错误边缘修复方法等,在此基础上提取出 ROI。文献[5]在采用 Sobel 算子检测手指边缘的基础上,计算手指中线并调整手指旋转角度,并利用滑动窗检测手指的远端关节以确定感兴趣区域的高度,该方法能较精确地提取出 ROI,但是旋转校正时需要根据偏转角度计算每个点的坐标,并且像素值需要进行插值运算,计算量较大。文献[6]采用 Sobel 算子进行垂直边缘检测并结合形态学算法对检测到的边缘进行优化处理,得到清晰明确的两条边界线,从而提取出 ROI。该方法没有考虑到图像角度偏转问题,提取出的 ROI 精度有待提高。文献[7]在进行 ROI 提取时,提出利用上、下两个水平边缘检测模板,分别检测手指的上、下边缘,对检测边缘中的错误片段,利用拟合、插值、填补等技术进行修复,该方法具有较好的鲁棒性,但是在追求 ROI 精度的同时,运算复杂度也提高了。文献[8]首先通过 Sobel 算子初步检测出手指边界,然后根据边界计算出手指倾斜度并用 Randon 变换进行角度校正,根据边界内切线确定 ROI 的宽度,并将两指关节的高度作为 ROI 的高度。该方法同样具有运算量大的缺点。文献[9]首先计算手指轮廓线的主方向和手指远端关节位置,对手指摆放位置的随机变化进行校正,初步定位出手指静脉感兴趣区域,然后运用迭代优化方法实现指静脉 ROI 分割结果的精确提取。该方法具有较高的 ROI 提取精度,但是迭代优化算法运算时间较长。文献[10]提出采用 9×9 的滑动窗去求图像的标准差,根据标准差的结果确定手指边界,在计算手指远端关节区域前,采用基于高斯的各向异性有序滤波器对关节区域

进行增强。该方法由于用到了 9×9 的滑动窗,运算量也很大,会降低指静脉识别的速度。

根据上述文献可知,虽然这些研究针对指静脉的 ROI 提出了不同的提取方法,但大多数方法的总体思路是一致的。首先需要计算出手指的边缘,对边缘进行形态学处理,根据边缘确定出手指的偏转角度并进行旋转校正,根据校正后的图像的边缘以及关节位置,确定 ROI 的宽度以及高度。这些研究通常是在 PC 上采用 MATLAB 等软件进行仿真分析,在追求 ROI 提取的精确性的同时,往往忽略了计算量大的问题。众所周知,随着移动互联网高速发展,生物识别技术将越来越多地应用到便携式和可穿戴设备中,在尽量少地占用软硬件计算资源的情况下,如何快速准确地实现身份验证显得尤为重要。指静脉识别技术,作为新一代生物识别技术,将会越来越多地应用到各种智能设备中。而 ROI 提取作为指静脉识别中关键的一步,其提取时间与提取精度同样重要。本文重点研究在不损失 ROI 精度的情况下,如何快速有效地提取出指静脉图像的 ROI。

1 常用 ROI 提取方法运算量分析

1.1 边缘检测

常规的 ROI 提取方法中,首先需要进行手指边缘检测。常用的边缘检测方法有 Prewitt、Roberts、Sobel、LoG 以及 Canny 算子等^[11],而 Sobel 算子是各种指静脉识别研究中使用得最多的边缘检测方法,下面以 Sobel 算子为例,分析其运算量。

Sobel 算子由两组 3×3 的矩阵组成,包括水平 x 和竖直 y ,如图 1 所示。然后将两个方向算子分别同平面像素做卷积,进而得到横向和纵向的亮度差分近似值,以此作为边缘判断的依据^[12]。

$$\begin{array}{cc} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \text{(a) 水平算子} & \text{(b) 竖直算子} \\ \text{(a) Horizontal operator} & \text{(b) Vertical operator} \end{array}$$

图 1 Sobel 算子

Fig. 1 Sobel operator

对于图像中的任一点 $f(i, j)$, 其水平方向边缘检测灰度变化量为:

$$\mathbf{G}_x = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} f(i-1, j-1) & f(i-1, j) & f(i-1, j+1) \\ f(i, j-1) & f(i, j) & f(i, j+1) \\ f(i+1, j-1) & f(i+1, j) & f(i+1, j+1) \end{bmatrix} = [f(i-1, j+1) + 2f(i-1, j) + f(i-1, j-1)] - [f(i+1, j+1) + 2f(i+1, j) + f(i+1, j-1)] \quad (1)$$

其竖直方向边缘检测灰度变化量为:

$$\mathbf{G}_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} f(i-1, j-1) & f(i-1, j) & f(i-1, j+1) \\ f(i, j-1) & f(i, j) & f(i, j+1) \\ f(i+1, j-1) & f(i+1, j) & f(i+1, j+1) \end{bmatrix} = [f(i+1, j-1) + 2f(i, j-1) + f(i-1, j-1)] - [f(i+1, j+1) + 2f(i, j+1) + f(i-1, j+1)] \quad (2)$$

由式(1)和(2)可以看出,对于一个像素,其进行水平边缘检测和竖直边缘检测的运算量相同,为2次乘法运算和5次加法运算,其中两次乘法运算可以简化为两次加法运算,所以对一个像素的水平边缘检测和竖直边缘检测的运算量分别为7次加法运算。

对于指静脉的边缘检测,如果手指是水平放置,则仅需进行水平边缘检测,如果手指是竖直放置,则仅需进行竖直边缘检测。本文以竖直放置的指静脉图像为例,若图像尺寸为 $[M, N]$ (M 为像素行数, N 为像素列数,下同),则该算法的时间复杂度为 $O(MN)$,需要进行的加法运算量为:

$$C1 = 7 \times (M-2) \times (N-2) \quad (3)$$

因为边界点可以不参与运算,所以行和列的数量可以分别减去2。

1.2 形态学闭运算

由于常规的边缘检测算法检测出的边缘,会出现断裂的点以及噪声,通常采用形态学闭运算,填补边缘线的断裂以及消除噪声点,使边缘变得更光滑。形态学闭运算为先对图像进行形态学膨胀,再进行腐蚀。对于 Z^2 上的集合 X 和 B ,使用 B 对 X 进行膨胀,记为 $X \oplus B$,向量加法的两个操作数分别来自 X 和 B ,有:

$$X \oplus B = \{p \in Z^2, p = x + b, x \in X, b \in B\} \quad (4)$$

B 对 X 的腐蚀采用向量减法将两个集合合并,记为 $X \ominus B$ 。

$$X \ominus B = \{p \in Z^2, p + b \in X, \forall b \in B\} \quad (5)$$

假如结构元素 B 的半径为 r ,指静脉图像尺寸为 $[M, N]$ 。以膨胀为例,对每一个像素,都要对结构元素 B 所覆盖的区域进行填充。其执行的次数与 r^2 和 MN 成正比,算法的时间复杂度为 $O(r^2MN)$ 。

传统的形态学闭运算算法伴随大量的冗余运算,图像越大、结构元素越大,冗余运算量越大,因此多位学者对膨胀腐蚀的快速算法进行了研究^[13-16]。文献[13]通过对膨胀腐蚀算法进行优化,时间复杂度不会超过 $O(k^3)$, $k = \max\{r, M, N\}$ 。文献[16]提出的快速膨胀腐蚀算法,时间复杂度接近于 $O(4MN)$,在大结构元素的情况下具有优势。

由上面的分析可知,虽然对膨胀腐蚀算法进行了优化,但其运算量还是很大。在图像需要实时处理的生物识别领域,如果能将形态学闭运算这一步骤省略,将对提高识别速度有重要的帮助。

1.3 图像旋转校正

对于指静脉图像的旋转校正,常用的方法为围绕图像中心点进行旋转,设图像中的某点 (x_0, y_0) 旋转 θ 角度后的坐标为 (x_1, y_1) ,根据图像处理知识可知,具有以下转换关系:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ -0.5W & 0.5H & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0.5nW & 0.5nH & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ S1 & S2 & 1 \end{bmatrix}$$

式中: $S1 = -0.5W\cos\theta - 0.5H\sin\theta + 0.5nW$, $S2 = -0.5W\sin\theta + 0.5H\cos\theta + 0.5nH$, W 和 H 为旋转之前的图像的宽度和高度, nW 和 nH 为旋转后的图像的宽度和高度。在 $\cos\theta$ 和 $\sin\theta$ 已提前计算好的情况下,可以先将 $S1$ 和 $S2$ 的值计算出来。这样对于一个像素点坐标的计算,还需要进行4次乘法运算以及4次加法运算。若指静脉图像的原始尺寸为 $[M, N]$,假设旋转后的图像的尺寸也以 $[M, N]$ 进行保守计算,则该旋转算法的时间复杂度为 $O(4MN)$,图像旋转需要的乘法运算次数和加法运算次数都为:

$$C2 = 4 \times M \times N \quad (7)$$

由于旋转后图像尺寸会变大,所以计算量会更大,而且乘法运算耗时较长。由此可以得出,图像旋转的计算量是非常大的,要想提高指静脉识别的速度,必须在图像旋转方法上加以改进。

2 ROI快速提取方法

针对指静脉识别常规ROI提取方法计算量大的问题,本文提出一种快速ROI(fast extraction method of region of interest, FROI)方法。本文以手指竖直放置的指静脉图像为例进行说明,图像来自山东大学机器学习与数据挖掘实验室的指静脉图像库。该方法的主要步骤如图2所示。

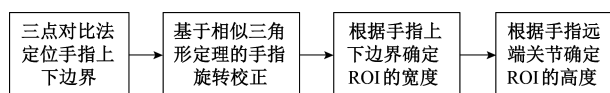


图2 ROI快速提取步骤

Fig. 2 Fast ROI extraction steps

2.1 三点对比法定位手指上下边界

图像采集装置采集到的原始指静脉图像如图3(a)所示,该图像大小为[320,240],从图3(a)可以看出,该图像手指并非完全竖直,并且图中包含卡槽轮廓等背景区域,为了防止背景区域对后续操作的影响,首先需要根据图3(b)虚线所示的卡槽边界对图像进行初次截取,以去除背景区域。图3(c)所示为截掉背景后的图像。对于同一个图像采集装置,其卡槽边界已固定,所以截取区域也已固定,无需进行专门计算。

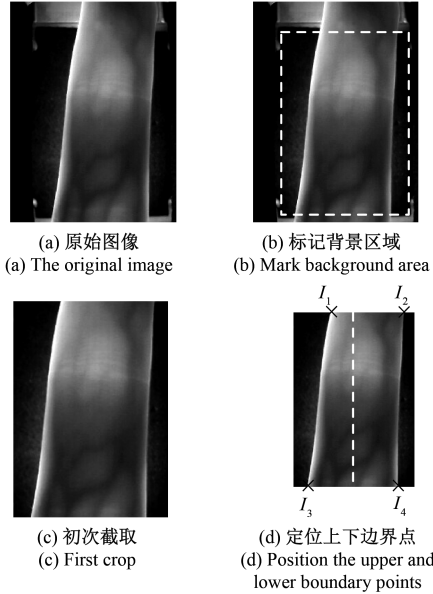


图3 上下边界定位

Fig. 3 Upper and lower boundary positioning

接下来将初次截取后的图像根据中心线将图像等分为左右两部分,然后分别求出左右两部分各自上下两行的边界点(I_1, I_2, I_3, I_4),如图3(d)所示。由于有卡槽的限制,左右边界不会超过中心线。

假设初次截取后的图像的尺寸为[M, N],则有:

$$I_1 = \arg \max(f(1, j+1) - f(1, j)), j = [1, (N/2) - 1] \quad (8)$$

$$I_2 = \arg \max(f(1, j) - f(1, j+1)), j = [N/2, N-1] \quad (9)$$

$$I_3 = \arg \max(f(M, j+1) - f(M, j)), j = [1, (N/2) - 1] \quad (10)$$

$$I_4 = \arg \max(f(M, j) - f(M, j+1)), j = [N/2, N-1] \quad (11)$$

但是,为了防止噪声的干扰而出现错误边界点,本文提出采用三点对比法确定手指上下边界。以求左上边界点 I_1 为例,首先按照式(8)~(11)的方法,分别求第 r_1, r_2 和 r_3 行的边界点 I_{11}, I_{12} 和 I_{13} ,如图4(a)所示。其中 r_1 行为图像的第一行, r_1 与 r_2, r_2 与 r_3 相距 L 行(认为噪声的高度小于60行,所以本文中 L 取值30)。

假如 I_{11} 与 I_{12}, I_{12} 与 I_{13} 的横坐标之差同时小于15,则认为 I_{11}, I_{12} 和 I_{13} 都是手指的边界点。 I_{11} 即为手指的左上角边界点 I_1 。通过分析可知,由于有卡槽的限制,相距30行的两边界点,其横坐标不可能相差大于15,如果相差大于15,则其中一个点极有可能是噪声的边界。

假如图片中存在噪声,如图4(b)所示, I_{11} 与 I_{12} 的横坐标之差大于15,则丢弃 I_{11} 点,继续求 r_4 行的边界点 I_{14} 。此时如果 I_{12} 与 I_{13}, I_{13} 与 I_{14} 的横坐标之差同时小于15,则认为 I_{12}, I_{13} 和 I_{14} 都是手指的边界点,通过直线拟合的方式,连接 I_{13} 与 I_{12} , 延长线与第一行 r_1 的交点则近似为第一行的边界点 I_1 , 如图4(c)所示。

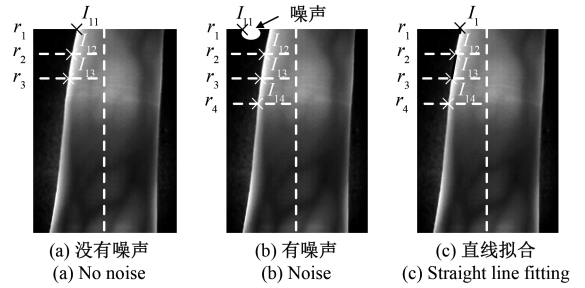


图4 三点对比法确定边界点

Fig. 4 Three-point comparison method to determine the boundary points

假如 I_{12} 或者 I_{13} 为噪声点,则继续向下求边界点,直到出现连续的三点都为边界点为止。求其他三个边界点 I_2, I_3, I_4 的方法类似。不同的是求最后一行的边界点 I_3 和 I_4 时,需要向上求连续的3个边界点。

由式(8)~(11)可知,求一行中的两个边界点时,只需求该行中相邻两像素点的差值的最大值,算法的时间复杂度为 $O(N)$,所需的减法运算仅为 $(N-1)$ 次。由于图像中存在噪声的可能性较小,所以大多数情况下,一共只需求6行的边界点,即可得出 I_1, I_2, I_3, I_4 ,算法的时间复杂度为 $O(6N)$,所需的减法运算为 $6(N-1)$ 次。即使存在噪声,多求一两行的边界点,也不会增加太多运算量。由此可以看出,采用本方法求上下边界点的运算量是相当少的,而且省去了常规的边缘检测算法之后的边缘优化步骤。

2.2 基于相似三角形定理的图像校正方法

综上所述,对于指静脉图像的旋转校正,常用的方法为围绕图像中心点进行旋转,根据旋转角度计算每个像素点的新坐标,该算法的时间复杂度大,所需的乘法运算和加法运算次数都很多。本文提出了一种基于相似三角形判断定理的图像校正方法,只需要计算出每一行的偏移量,将该行的所有像素进行平移校正即可。该方法具体说明如下。

首先根据上一节得到的手指上下边界点,计算出手指

指上下中心点 I_{c1} 和 I_{cM} ，以下边的中心点 I_{cM} 为基准， I_{c1} 与 I_{cM} 的横坐标的差值 x_1 ，即为图像第一行相对于最后一行的偏移量。如图 5(a) 所示。将该行所有像素向左平移 x_1 即对第一行进行了校正。

依据相似三角形对应边成比例的性质，可以计算出每一行的偏移量。同样假设图像尺寸为 $[M, N]$ ，相似三角形示意图如图 5(b) 所示，则有：

$$x_1/x_m = M/(M-m+1), m = [1, M] \quad (12)$$

所以第 m 行的偏移量为：

$$x_m = x_1(M-m+1) / M, m = [1, M] \quad (13)$$

需要将式(13)得到的值进行四舍五入取整，得到每一行需要的平移量，然后进行平移校正，校正后的图像如图 5(c) 所示。若 I_{c1} 与 I_{cM} 的横坐标的差值为正数，则图像为向右倾斜，需要向左平移校正。若 I_{c1} 与 I_{cM} 的横坐标的差值为负数，则图像为向左倾斜，需要向右平移校正。

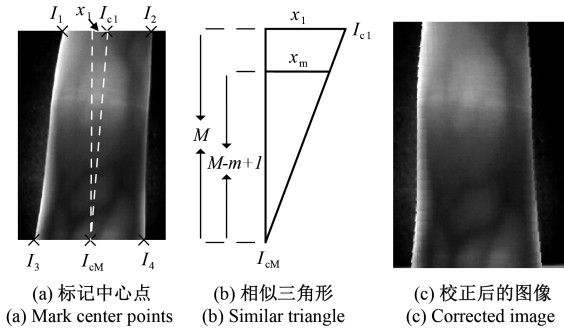


图 5 图像校正
Fig. 5 Image correction

由式(13)可知，每一行偏移量的计算仅需一次乘法和一次除法运算，而除法运算也相当于乘法运算，所以该校正方法的总乘法次数为 $2M$ 次，其时间复杂度为 $O(2M)$ ，比式(7)列出的运算量少得多。而每行像素的左移或者右移，仅仅只是数组元素的赋值操作，所以该基于相似三角形定理的图像校正方法，比传统的以图像中心点为轴的旋转校正方法，在运算速度上具有很大的优势。

虽然该校正方法会使图像有轻微失真，但指静脉的特征并没有丢失。虽然不同人的手指形状各不相同，通过该方法计算出的手指偏移量并非是与垂直方向的偏移量，但是同一个人的同一根手指轮廓基本不会发生变化，对同一根手指不同旋转角度的校正结果是一样的，所以该方法具有普适性。

2.3 ROI 宽度确定

根据图像校正方法可知，校正之后图像的下边界点 I_3 和 I_4 不会发生变化，但是上边界点 I_1 和 I_2 为水平左移 x_1 之后的点，分别记为 I_{1new} 和 I_{2new} ，如图 6(a) 所示。为

了使 ROI 中不包含背景区域，取 I_{1new} 和 I_3 两点中横坐标较大的那个点(本图中为 I_{1new})并且向内平移 10 个像素点作左边界线 l_0 ，取 I_{2new} 和 I_4 两点中横坐标较小的那个点(本图中为 I_{2new})并且向内平移 10 个像素点作右边界线 l_1 ，根据两条边界线对图像进行左右截取，截取后的图像如图 6(b) 所示。

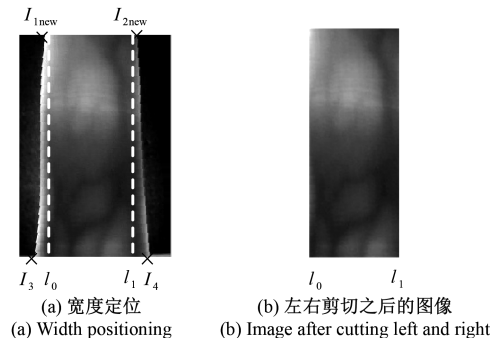


图 6 ROI 宽度确定

Fig. 6 ROI width determination

2.4 基于手指远端关节的 ROI 高度确定

与手指在水平方向的平移相比，其在竖直方向的平移尺度更大，严重影响同源图像 ROI 的一致性，为解决此问题，手指的远端关节被用作参考物来定义 ROI 的高度。手指关节的关节腔中充满关节滑液，其密度远小于手指骨头的密度。因此，指静脉图像采集装置的近红外光可以较容易地穿透手指关节，使得采集的图像中手指关节处的灰度值大于其他区域的灰度值。

为了避免噪声的干扰，提高远端关节定位的精确度，本文采用滑动窗的方法求远端关节的位置^[5]。设当前图像大小为 $[M, N]$ ，滑动窗的高度为 H ，则滑动窗的大小为 $[H, N]$ ，采用滑动窗对指静脉图像从上到下进行遍历，求滑动窗内所有像素值之和的最大值，即为关节区域，并取该滑动窗的中线处的行号为远端关节的行号。为了减小计算量，同时避免近端关节的影响，只对图像的上半部分用滑动窗求和。

对于大小为 $[H, N]$ 的滑动窗，在求滑动窗中的所有像素值的和时，其时间复杂度为 $O(HN)$ ，并且全为加法运算，加法次数为 $H \times N - 1$ 。而滑动窗要遍历整个图像的上半部分，所以需要计算 $M/2 - H$ 次滑动窗，所以总的加法次数为 $(H \times N - 1)(M/2 - H)$ 。

图 7(a) 虚线所示为计算出的远端关节位置，以此为参考，向上扩展 $0.2M$ (M 为图像的行数，即总高度)，向下扩展 $0.6M$ ，对图像进行截取，从而确定 ROI 高度，如图 7(b) 所示。

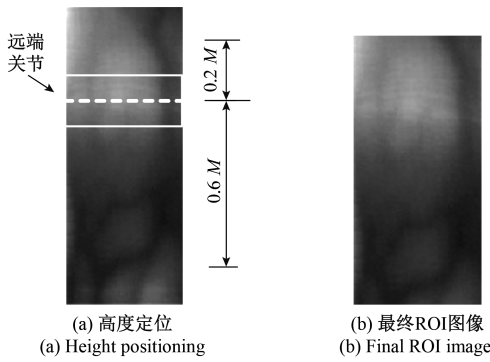


图 7 ROI 高度确定

Fig. 7 ROI height determination

3 实验与分析

为了验证本 FROI 方法的有效性,采用山东大学机器学习与数据挖掘实验室的指静脉图像库中的图像进行测试,该库包含 106 个人的指静脉图像,每个人左右手的食指、中指和无名指分别采集了 6 幅图像,共计 3 816 幅,图像尺寸为 240×320。实验算法采用 MATLAB 编写,实验计算机的 CPU 为 Intel i5-6200U,内存为 8 G,操作系统为 64 位 Windows 7。

3.1 普适性分析

为了检验本文 FROI 提取方法的普适性,利用该方法对指静脉样本库中的图像进行处理,结果所有指静脉图像均能成功提取出 ROI,提取成功率达到了 100%,这说明该 FROI 提取方法具有很高的普适性。图 8 所示为随机从图像库中选取了 4 张来自不同手指的图像,他们具有不同的粗细、不同的偏移方向。对这 4 张图像进行 ROI 提取之后的图像如图 9 所示。

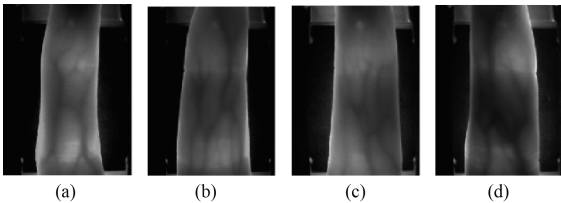


图 8 原始图像

Fig. 8 The original image

3.2 运算量分析

在常规 ROI 提取方法中,主要步骤为首先采用 Sobel 算子进行边缘检测,然后通过形态学闭运算对边缘进行优化,最后采用以图像中心点为轴心,对图像进行旋转校正。本文提出的 FROI 方法采用基于手指上下边界点的简单定位方法,确定出手指边界,省去了边缘优化步骤,节约了大量的计算时间。同时采用基于相似三角形定理

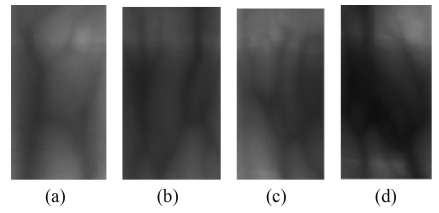


图 9 ROI 图像

Fig. 9 ROI image

的图像校正方法,相比传统的以图像中心点为轴心进行旋转校正的方法,也大大节省了计算时间。综合分析,可以得出常规方法与本方法的时间复杂度对比如表 1 所示。表 1 中 M 和 N 分别为待处理图像的行数和列数, r 为形态学运算中结构元素的半径。

表 1 常规方法与 FROI 方法的时间复杂度对比
Table 1 Comparison of time complexity between conventional methods and the FROI method

	边缘检测	形态学闭运算	图像校正
常规方法	$O(MN)$	$O(r^2MN)$	$O(4MN)$
FROI 方法	$O(6N)$	—	$O(2M)$

众所周知,乘法运算是算法中耗时较长的运算。在常规的围绕图像中心点旋转校正的算法中,乘法的运算次数大于 $4MN$ 次,而采用本基于相似三角形定理的图像校正方法,乘法次数仅为 $2M$ 次,乘法运算量减少了接近一半。

采用 MATLAB 仿真两种 ROI 提取方法的运行时间,常规方法的 ROI 提取时间在 120~140 ms,本 FROI 的提取时间在 35~55 ms,所以本方法比常规方法快 2~3 倍。表 2 对比了 4 张不同的手指图像的 ROI 提取时间,由于手指粗细有别,ROI 区域的大小不一致,所以不同的指静脉图像的 ROI 提取时间有差别。

表 2 常规方法与 FROI 方法的运算时间

Table 2 Operating time of conventional method and the FROI method (ms)

	图片 1	图片 2	图片 3	图片 4
常规方法	128	135	137	138
FROI 方法	45	57	48	53

3.3 有效性分析

为了验证本 FROI 算法的有效性,将本方法运用到指静脉识别系统中,得出识别的等错误率(EER),并与常规 ROI 提取方法的识别等错误率进行对比,结果如表 3 所示。在进行有效性对比实验时,仅 ROI 提取方法不一样,其他步骤完全一样,即 ROI 图像之后都进行了灰度和

尺寸归一化,都采用求局部最大曲率方法提取静脉纹路特征,采用模板匹配法进行匹配。实验图像都来自数据库中的相同图像,实验次数都为相同手指之间进行 3 000 次测试,不同手指之间进行 3 564 次测试。

表 3 常规方法与 FROI 方法的识别性能对比

Table 3 Comparison of the recognition performance between the conventional method and the FROI method

ROI 方法	特征提取方法	实验次数	EER/%
常规方法	局部最大曲率	6 564	3.68
FROI 方法			2.45

从表 3 可以看出,采用 FROI 提取方法,EER 仅为 2.45%,说明本方法的 ROI 提取是有效的,能够应用到指静脉识别系统中。并且该 EER 比常规方法还低,主要原因是常规方法没有采用根据远端关节位置确定 ROI 的高度。

4 结 论

本文采用手指上下边界简单定位以及基于相似三角形定理的图像校正方法,得出了 FROI 方法。与传统的方法相比,省去了边缘优化的复杂过程以及减少了旋转校正的乘法运算量,在 ROI 提取时间上较常规方法快了 2~3 倍。利用山东大学机器学习与数据挖掘实验室的指静脉图像库进行 ROI 提取实验和识别实验,实验结果为该方法均能正确提取出 ROI,并且指静脉识别的 EER 为 2.45%。实验表明,该方法具有较高的普适性和稳定性。在今后的研究中,将基于该方法构建指静脉快速识别系统。

参考文献

- [1] SHIN K Y, PARK Y H, NGUYEN D T, et al. Finger-vein image enhancement using a fuzzy-based fusion method with gabor and retinex filtering [J]. *Sensors*, 2014, 14(2) : 3095-3129.
- [2] SHAZEEDA S, ROSDI B A. Nearest centroid neighbor based sparse representation classification for finger vein recognition [J]. *IEEE Access*, 2018(7) : 5874-5885.
- [3] 李海,戴庆华,陈光化. 基于贝叶斯的指静脉识别算法及其 FPGA 实现 [J]. *国外电子测量技术*, 2019, 38(6) : 48-52.
LI H, DAI Q H, CHEN G H. Finger vein recognition algorithm based on Bayesian model and its FPGA implementation [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2019, 38(6) : 48-52.
- [4] 李新春,曹志强,林森. 基于 Gabor 和 Curvelet 的近邻二值模式手指静脉识别方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(8) : 76-82.
LI X CH, CAO ZH Q, LIN S. Finger vein recognition based on Gabor, Curvelet and neighbor based binary pattern [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018, 32(8) : 76-82.
- [5] YANG L, YANG G P, YIN Y L, et al. Sliding window-based region of interest extraction for finger vein images [J]. *Sensors*, 2013, 13(3) : 3799-3815.
- [6] 吴超,邵曦. 基于深度学习的指静脉识别研究 [J]. *计算机技术与发展*, 2018, 28(2) : 200-204.
WU CH, SHAO X. Research on finger vein recognition based on deep learning [J]. *Computer Technology and Development*, 2018, 28(2) : 200-204.
- [7] 王明文,唐东明,于耀程,等. 手指静脉图像鲁棒边缘检测算法 [J]. *计算机应用研究*, 2018, 35(1) : 296-299.
WANG M W, TANG D M, YU Y CH, et al. Robust edge detection method for finger vein images [J]. *Application Research of Computers*, 2018, 35(1) : 296-299.
- [8] 杨文文,毛建旭,陈姜嘉旭. 基于分块 LBP 和分块 PCA 的指静脉识别方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(7) : 1000-1007.
YANG W W, MAO J X, CHEN J J X. Finger vein recognition based on block LBP and block PCA [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(7) : 1000-1007.
- [9] 杨金锋,张海金. 手指静脉图像感兴趣区域提取方法研究 [J]. *山东大学学报(工学版)*, 2012, 42(3) : 6-12.
YANG J F, ZHANG H J. Study of region of interest extraction from finger-vein images [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2012, 42(3) : 6-12.
- [10] YANG J F, WEI J Z, SHI Y H. Accurate ROI localization and hierarchical hyper-sphere model for finger-vein recognition [J]. *Neurocomputing*, 2019, 328 : 171-181.
- [11] SINGH G, SINGH E H. Study and comparison of various techniques of image edge detection [J]. *International Journal of Engineering Research & Applications*, 2014, 4(3) : 908-912.
- [12] 金大超,冷建伟. 基于 FPGA 边缘检测算法的设计 [J]. *电子设计工程*, 2017, 25(13) : 159-162.
JIN D CH, LENG J F. Design of edge detection algorithm based on FPGA [J]. *Electronic Design Engineering*, 2017, 25(13) : 159-162.
- [13] 蒲石,龙文光. 基于膨胀和腐蚀的迭代优化算法 [J]. *四川师范大学学报(自然科学版)*, 2014, 37(3) : 408-412.
PU SH, LONG W G. An optimization algorithm for

dilation and erosion based on iterative calculation [J]. Journal of Sichuan Normal University (Natural Science), 2014, 37(3): 408-412.

- [14] 叶海雄, 陶宁蓉, 王世明. 形态学滤波算法与 HLS 硬件设计方法的实现 [J]. 电子测量技术, 2018, 41(4): 93-96.
YE H X, TAO N R, WANG SH M. Morphological filter algorithm and HLS hardware implementation [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(4): 93-96.
- [15] DING J J, LEE P X. Fast morphology algorithm with parallel processing structures [C]. International Conference on Audio, 2015.
- [16] 邓仕超, 黄寅. 二值图像膨胀腐蚀的快速算法 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(5): 207-211.
DENG SH CH, HUANG Y. Fast algorithm of dilation and erosion for binary image [J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(5): 207-211.

作者简介



李杰, 2011 年于湖南大学获得硕士学位, 现为重庆文理学院工程师, 主要研究方向为数字集成电路设计和生物识别。

E-mail: rogersli@163.com

Li Jie received his M. Sc. degree from Hunan University in 2011. Now he is an

engineer at Chongqing University of Arts and Sciences. His main research interests include digital integrated circuit design and biometrics.



聂泽东 (通信作者), 2013 年于中国科学院大学获得博士学位, 现为中国科学院深圳先进技术研究院副研究员、博士生导师, 主要研究方向为无创血糖检测、生物识别、机器学习等。

E-mail: zd.nie@siat.ac.cn

Nie Zedong (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Chinese Academy of Sciences in 2013. Now he is an associate researcher and Ph. D. supervisor in Shenzhen Institute of Advanced Technology of the Chinese Academy of Sciences. His main research interests include non-invasive blood glucose testing, biometrics, and machine learning.



杨文耀, 2015 年于电子科技大学获得博士学位, 现为重庆文理学院副教授, 主要研究方向为超级电容器的制备和应用。

E-mail: yang0220@163.com

Yang Wenyao received his Ph. D. degree from the University of Electronic Science and Technology of China in 2015. Now he is an associate professor at Chongqing University of Arts and Sciences. His main research interest is the preparation and application of super capacitors.