

# 非接触指纹图像识别算法研究

王科俊, 邢向磊, 崔会涛, 曹逸, 乔文亚, 徐怡博

(哈尔滨工程大学自动化学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

**摘要:** 非接触指纹识别具有接受程度高、防伪性高、卫生性高等优点,是目前生物特征识别领域的研究热点,但是非接触指纹图像的背景区域比接触式的相对复杂,指纹图像会出现旋转和平移现象,且脊、谷线的对比度较低,这些因素严重影响了非接触指纹的识别性能.采用接触式指纹图像处理方法很难达到良好的处理效果.本文根据非接触指纹图像的特点提出了相应的非接触指纹图像的预处理方法.首先采用图像 YCbCr 模型中的 Cb 分量和 Otsu 法相结合的方法进行手指区域的提取.其次采用高频强调滤波和迭代自适应直方图均衡化相结合的图像增强算法进行图像增强处理,再用简化的 Gabor 函数模板进行二次增强,然后提出了一种手指指纹 ROI 区域提取的方法.最后本文采用基于 AR-LBP 算法进行特征提取,利用最近邻分类器进行特征匹配.实验结果表明,本文提出的非接触指纹算法能够达到很好的图像识别效果.

**关键词:** 非接触指纹; 高频强调滤波; Otsu; 自适应直方图均衡化; ROI 区域; AR-LBP 算法

**中图分类号:** TN911.23      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2017)11-2633-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.11.009

## Recognition Algorithm Research of the Touchless Fingerprint Images

WANG Ke-jun, XING Xiang-lei, CUI Hui-tao, CAO Yi, QIAO Wen-ya, XU Yi-bo

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** Touchless fingerprint recognition with high acceptance, high security, hygiene advantages, is currently a hot research field of biometrics. The background areas of touchless fingerprints are more complex than those of the contact. Fingerprint image will appear rotation and translation phenomenon. What's more, the contrast of the ridge and valley lines is much lower. These factors seriously affected the performance of the touchless fingerprint recognition. So the general methods for contact fingerprint images are difficult to achieve good effect. Firstly, in this paper, a method is put out to preprocess the images reasonably aiming at these features. Secondly, the Otsu based on the Cb component of the YCbCr model is adopted to extract the finger area. When the fingerprint images are enhanced, combining the high frequency emphasis filtering and iterative adaptive histogram equalization technique is adopted firstly and then the simplified Gabor function template is used to enhance them again. Thirdly, this paper proposed a new method of extracting the ROI fingerprint area. Lastly, AR-LBP algorithm is adopted for feature extraction and the nearest neighbor classifier is used for feature matching. Experimental results show that the proposed method in this paper can achieve good image identify results.

**Key words:** touchless fingerprint; high frequency emphasis filtering; Otsu; adaptive histogram equalization; ROI area; AR-LBP algorithm

## 1 引言

指纹识别技术凭借其具有较高的实用性和可行性,成为目前应用最普遍且具有法律效力的生物识别技术.尽管如此,由于通过接触式的光学或电容传感器

采集指纹图像,传统的指纹识别中仍然存在着指纹形变、纹路残留、对皮肤状况敏感、采集过程容易导致细菌传播等问题,而非接触(采集指纹图像时指纹表面与摄像机或结构光等传感器不直接接触)指纹识别技术不仅可以消除这些不利因素,而且具有较高的防伪性和

收稿日期:2016-06-11;修回日期:2016-12-01;责任编辑:蓝红杰

基金项目:国家自然科学基金面上项目(No. 61573114);黑龙江省自然科学基金面上项目(No. F2015033);中央高校基本科研基金(No. HEUCFJ170404)

识别性能. 因而非接触指纹识别技术已经成为指纹识别领域的一个颇具发展前景的研究方向<sup>[1,22]</sup>.

非接触指纹图像主要是依靠光源照射在手指表面, 由脊线产生的阴影来得到指纹图像的<sup>[2]</sup>. 所以非接触指纹图像背景比较复杂, 指纹图像会出现旋转和平移现象, 并且脊和谷的对比度比较低, 因此找出一种非接触指纹图像预处理算法显得十分重要. 对于非接触指纹图像识别有很多国内外学者进行了研究, 文献[3]用 5 个相机从多视角拍摄指纹图像, 通过 shape-from-silhouette 方法获取三维指纹图像, 最后将三维指纹图像展开为等效的二维指纹图像进行识别. R. Donida Labati<sup>[4]</sup>采用一个两视图结构光快速重建指尖, 并通过展开三维指纹进行指纹识别. 李永等<sup>[5]</sup>以二维非接触指纹识别为基础, 提出了一种基于聚类的动态分数选择算法, 通过融合多视角二维指纹识别算法提高非接触指纹识别的性能, 取得了较好的识别效果. Choi H 和 Kim J 等<sup>[6]</sup>采用一个摄像机和两个反射镜组合成一个采集装置, 利用采集得到的同一手指的三幅指纹图像进行图像拼接, 得到指纹有效面积更大的图像, 取得了较好的识别效果. 此类非接触指纹识别系统一般可以获得高质量的指纹模板, 能克服透视变形、手指旋转等问题. 但是由于其需要复杂的指纹采集方法、体积较大且价格昂贵的指纹采集设备, 因而应用范围有限.

为了克服上述非接触指纹识别系统的不足, 众多学者对基于简单采集设备的非接触指纹识别技术进行了研究. V. Piuri 和 F. Scotti<sup>[7]</sup>采用一个网络摄像机在自然光条件下获取指纹图像, 通过综合图像处理提取脊线结构特征实现指纹识别. Chulhan Lee<sup>[8]</sup>等则采用手机上的摄像机获取指纹图像, 并针对指纹图像的脊线和谷线对比度低等问题进行了研究. Ajay Kumar 和 Cyril Kwong<sup>[9]</sup>构建了基于单相机的三维指纹识别系统, 用指纹表面编码 (Finger Surface Codes) 描述三维指纹表面特征并进行三维指纹匹配. M. Kokou Assogba 等<sup>[10]</sup>利用普通摄像机构建了一个监督的非接触指纹采集设备, 并对脊线方向提取特征方法进行了研究. 这类方法采用价格便宜的指纹采集设备和简单的指纹采集方法, 具有更广阔的应用空间. 但是, 由于非接触指纹图像与接触式指纹图像的成像原理不同, 且采用低廉采集设备获取的指纹图像质量相对较差, 所以利用现有非接触指纹识别算法对非接触指纹图像进行识别的效果较差, 而面向非接触指纹图像的识别算法研究还不够深入.

指纹图像的预处理是进行指纹特征提取与匹配之前的一系列处理步骤, 直接影响到指纹识别的性能<sup>[11]</sup>. 利用指纹图像的颜色信息, 文献[12]提出了基于皮肤颜色和自适应阈值点的指纹分割方法. 文献[13]采用基于局部脊线频率和方向的 Gabor 滤波器进行图像增

强, 并通过一种迭代算法计算脊线方向图, 以克服图像中的噪声干扰. 文献[14]采用 Lucy-Richardson 算法以及用维纳滤波器与输入图像逆卷积进行图像预处理. 文献[15]采用同态滤波和相干滤波的方法进行图像预处理. 这些预处理方法主要借鉴接触式指纹图像的预处理方法, 虽然取得了一定的效果, 但是采用的处理措施针对性不强因此面向非接触指纹图像的识别算法仍有待进一步深入研究.

经研究发现, 指纹在蓝色光下能够显示更多的细节变化<sup>[16]</sup>. 本文采用实验室自制的非接触指纹采集装置, 该装置是在蓝光条件下利用普通的 CMOS 摄像头组合而成, 设备简单方便, 应用前景广阔. 本文根据采集到非接触指纹图像的一些特点, 提出了基于 YCbCr 空间的自适应图像分割方法, 来实现手指区域的提取. 该方法对蓝光条件下拍摄的手指图像具有很好的分割效果. 在对指纹进行 Gabor 滤波增强前, 首先用高频强调滤波和迭代自适应对比度增强法相结合的图像增强算法. 滤波后计算得到的纹线方向的正确性有了很大提高, 进而能够得到比较好的二次增强效果. 由于非接触的采集方式和摄像机景深不够大等因素, 手指区域会有旋转、平移和边缘模糊等现象, 因此提出了一种基于旋转校正的非接触指纹图像 ROI 提取方法. 最后本文采用基于 AR-LBP 算法<sup>[17]</sup>进行图像纹理特征提取, 利用基于卡方距离的近邻准则进行特征匹配.

## 2 非接触指纹图像的完整手指区域提取

通过本实验室手指指纹采集系统获取的手指指纹图像大小为  $1280 \times 720$  像素, 从图 1 可以看出, 背景区域占图像较大部分比例, 直接用整幅图像处理不仅增加计算量占用存储空间, 而且不利于识别. 因此需要先提取手指区域, 减少背景区域干扰, 通过图像的阈值化操作可以实现将背景和目標物体分开.



图1 采集指纹图像

经过观察指纹图像发现, 手指区域主要是蓝色部分, 背景区域则不呈现蓝色, 根据指纹图像的这个特点, 本文将采集到 RGB 图像转换到了把颜色分量和亮度分量分开的 YCbCr 格式的图像, 然后采用图像 YCbCr 模型中的 Cb 分量和 Otsu 法相结合的方法进行手指区域的提取.

### 2.1 基于 YCbCr 空间的色彩模型

YCbCr 色彩模型是 CaR601 编码方式的色度模型,

被广泛应用在电视的色彩显示等领域中. 其中 Y 是指亮度分量, Cb 指蓝色色度分量, 而 Cr 指红色色度分量, YCbCr 空间具有将色度与亮度分离的特点.

YCbCr 格式可以从 RGB 格式线性变化得到, 转换公式如下:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2990 & 0.5870 & 0.1140 & 0 \\ -0.1687 & -0.3313 & 0.5000 & 0.5 \\ 0.5000 & -0.4187 & -0.0813 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

由此可以得到图 1 的 Cb 分量, Cr 的分量图和 Cb 分量的直方图如图 2、3、4 所示:

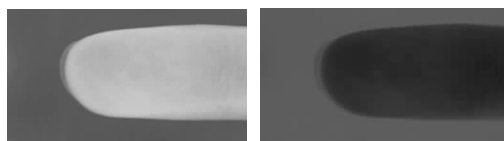


图2 Cb分量图

图3 Cr的分量图

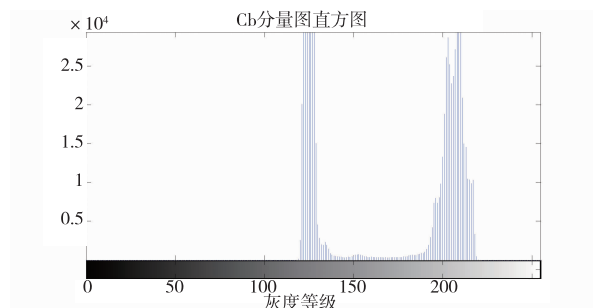


图4 Cb分量直方图

由图 2, 图 3, 图 4 可以得知, Cb 分量图的目标与背景的像素差异比 Cr 分量图的差异明显, 所以本文选择 YCbCr 色彩空间模式中的 Cb 分量进行手指区域分割.

## 2.2 最大类间方差法

最大类间方差法<sup>[20]</sup> (Otsu 法) 是一种自适应阈值选取方法, 从区域的类属性进行分析, 使分割后的目标与背景两类之间的方差最大, 此时的  $t$  为最佳阈值. 首先对灰度分布为  $m$  级的图像求出各灰度值的概率, 用阈值  $T$  将灰度图像分为前景图像和背景图像, 当目标区域与背景分割最为彻底的时候, 背景和目标之间的类间方差最大, 分割不彻底时, 类间方差会适当性的减小, 这样就可以将其分为背景和背景, 分别计算各组概率和组间方差  $\delta^2(T)$ :

$$\delta^2(T) = w_0(\mu_0 - \mu)^2 + w_1(\mu_1 - \mu)^2 \quad (2)$$

其中,  $\mu_0, \mu_1$  为两组的灰度平均值,  $w_0, w_1$  为两组的发生概率,  $\mu$  为整幅图像灰度平均值. 从  $0 \sim m-1$  之间改变  $T$ , 当组间方差  $\delta^2$  最大时的  $T$  即为阈值.

最大方差法利用灰度值的统计特性, 它对类间方差存在单一最大值的图像分割效果好, 但对于类间方

差存在多个局部最大值的图像, 其分割效果并不理想, 该算法对目标大小有严格要求, 即背景与目标所占整幅图像的比例不宜差别太大. 所以本文采用最大类间方差法是非常合适的. 由实验可知, 该方法具有较强的鲁棒性, 对采集到背景复杂的指纹图像也能得到很好地分割效果. 通过 Otsu 法进行图像分割后的效果图和提取的手指区域分别如图 5、6 所示, 背景相对复杂时的分割效果如图 7 所示.



图5 指纹图像分割图

图6 提取的完整手指区域的灰度图

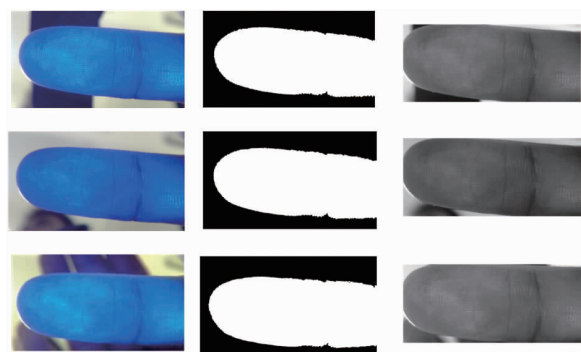


图7 背景相对复杂时的手指区域提取

## 3 ROI 区域的提取

### 3.1 指纹图像旋转校正

由采集设备拍摄的指纹图像会出现离焦模糊, 光照不均等现象. 所以进行感兴趣区域提取就显得十分必要了. 由于手指指纹的采集是非接触式的, 没有固定栓的约束, 手指自然摆放, 所以同一个人的不同手指图像样本在水平偏移量、旋转角度上都有差异, 因此, 需要先将手指图像旋转至水平, 然后再进行 ROI 定位, 以保证手指指纹识别精度. 本文采用文献[21]的旋转校正方法. 校正前和校正后的效果图如图 8、图 9.

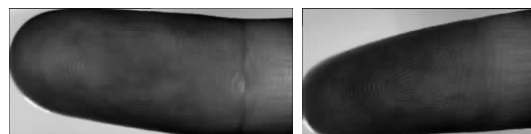


图8 校正前手指指纹灰度图

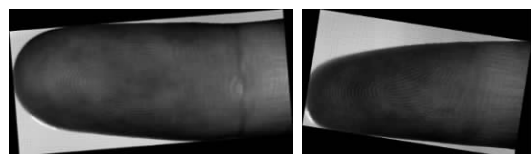


图9 校正后手指指纹灰度图

### 3.2 指尖估计及 ROI 定位

采集的完整手指图像一般包含一到两个指关节,通过观察图像可知,在手指指尖到第一个指关节的中间区域图像的纹理比较清晰,用这部分区域作为特征提取的对象更有利于分类。

本文提出根据指尖圆弧中心点和半径获取定位点来确定 ROI。每个人手指粗细不同,对应的指尖也不同,且指尖近似圆弧,指尖圆弧的中心点基本位于手指第一个关节之前的中心位置,因此利用圆弧的中心点作为 ROI 定位点是可行的。

在旋转校正后手指区域内,规定手指中线左端为起点,圆心落在手指中线上,起点到圆心之间的距离即为半径。圆心从起点沿着手指中线从左到右移动,半径逐渐增大,直到半径超出手指上下边缘点距中线距离为止,得到指尖半径的最大估计值;然后利用指尖圆弧粗估计半径上的那些轮廓点,进行圆拟合,通过计算的方式确定指尖圆弧半径的精确值,图 10 求解指尖半径的示意图。

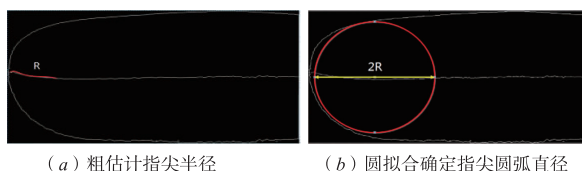


图10 求解指尖半径的示意图

指尖圆弧的拟合,采用最小二乘优化算法,设圆弧上的点  $(X, Y)$  满足圆方程:

$$R^2 = (X - A)^2 + (Y - B)^2 \quad (3)$$

则  $A, B, R$  分别为圆心的纵横坐标和圆的半径,可由公式求出:

$$\begin{aligned} A &= -\frac{a}{2} \\ B &= -\frac{b}{2} \\ R &= \frac{1}{2} \sqrt{a^2 + b^2 - 4c} \end{aligned} \quad (4)$$

其中,

$$\begin{aligned} a &= \frac{HD - EG}{CG - D^2} \\ b &= \frac{HC - ED}{D^2 - GC} \\ c &= -\frac{\sum (X_i^2 + Y_i^2) + a \sum X_i + b \sum Y_i}{N} \end{aligned} \quad (5)$$

$C, D, E, G, H$  的计算见公式(6):

$$\begin{aligned} C &= (N \sum X_i^2 - \sum X_i \sum X_i) \\ D &= (N \sum X_i Y_i - \sum X_i \sum Y_i) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E &= N \sum X_i^3 + N \sum X_i Y_i^2 - \sum (X_i^2 + Y_i^2) \sum X_i \\ G &= (N \sum Y_i^2 - \sum Y_i \sum Y_i) \\ H &= N \sum X_i^2 Y_i + N \sum Y_i^3 - \sum (X_i^2 + Y_i^2) \sum Y_i \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $(X_i, Y_i), i \in (1, 2, 3, \dots, N)$  为手指指尖圆弧上的轮廓点。

通过拟合求得指尖轮廓圆半径和圆心,在旋转校正后手指区域内,以圆心为定位点,求取指纹图像感兴趣区域垂直方向左侧的分割线  $L1$  确定为:  $L1: x = A - R/2$ , 同时,右侧的分割线  $L2$  确定为:  $L2: x = A + 2 * R$ . 水平方向的上分割线  $L3$  确定为:  $L3: y = B - 4 * R/5$ , 同时,下侧的分割线  $L4$  确定为:  $L4: y = B + 4 * R/5$ . 这四条直线所围的矩形即为 ROI 区域,该过程如图 11 所示。求得图 1 的 ROI 区域如图 12 所示。

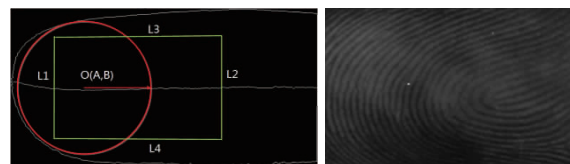


图11 ROI区域大小的确定

图12 指纹图像ROI区域

## 4 手指指纹图像增强

手指指纹图像增强是指纹图像预处理过程中最重要的一个环节。在图像采集过程中由于种种原因,图片的质量下降。图像增强有两方面作用,一是改善图像的视觉效果,提高图像的清晰度。二是将图像转化为适合于机器处理的形式,以便获取更多的有益信息。

由于非接触指纹图像的对比度较低,指纹图像的脊谷变化比较激烈,指纹图像信息主要分布在图像的高频区域,而提取的高频区域图像较暗,因此本文采用高频强调滤波和迭代自适应直方图均衡化相结合的方法进行对比度增强,然后再用 Gabor 滤波进行二次增强。

### 4.1 高频强调滤波方法

滤波器能实现频域空间的增强,不同的滤波器滤除和保留的频率不同,因而可获得不同的增强效果。高通滤波器能够衰减图像信号中的低频部分,从而增强图像的高频部分,高频部分对应时域中的图像细节,所以高通滤波器常用于增强图像的细节。

理想高通滤波器 (IHPF) 的转移函数满足下列条件:

$$H(\mu, \nu) = \begin{cases} 0, & D(\mu, \nu) \leq D_0 \\ 1, & D(\mu, \nu) > D_0 \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $D_0$  为指定的非负数,  $D_0$  的取值决定了手指区域的分割效果,  $D(\mu, \nu)$  为  $(\mu, \nu)$  到滤波器的中心距离。  $D$

$(\mu, \nu) = D_0$  的点的轨迹为一个圆. 从式(7)中可以得出,高通滤波器对于低频和直流分量输出为 0. 由于低频和直流分量对应于图像中的大面积背景图像,这一部分的缺失会使图像的背景变暗,视觉效果变差.

解决高通滤波器不能使直流通路的一种补偿方法是给高通滤波器乘以一个大于 1 的常数再加上一个偏移量,则这种方法就称为高频强调滤波<sup>[21]</sup>,该常量乘数不仅突出了高频部分,也增加了低频部分的幅度,但是只要偏移量小于常量乘数,低频部分的增强就弱于高频部分的增强. 高频强调滤波器的转移函数为:

$$H_{hp}(\mu, \nu) = \alpha + bH_{hp}(\mu, \nu) \quad (8)$$

其中  $H_{hp}(\mu, \nu)$  是高通滤波器传递函数,  $\alpha$  是偏移量,  $b$  是乘数. 其中,  $\alpha \geq 0, b > \alpha$ .

实现  $H_{hp}(\mu, \nu)$  的高通滤波器有多种形式,本节采用的是巴特沃斯高通滤波器,其转移函数为:

$$H(\mu, \nu) = \frac{1}{1 + [D_0/D(\mu, \nu)]^{2n}} \quad (9)$$

该滤波器的特点是没有“振铃”现象,反映在图像上就是在边缘或细节上没有重影出现,这样能够有效地提高图像中细节的清晰度.

## 4.2 限制对比度自适应直方图均衡化

常规的直方图均衡化方法主要有两类:局部直方图均衡化和全局直方图均衡化. 二者均是以概率论为基础,通过灰度的映射使图像的灰度值分布均匀,增加像素灰度值的动态范围. 图像的灰度统计直方图的离散函数表示:

$$p(r_k) = \frac{n_k}{n}, k = 0, 1, 2, \dots, l-1 \quad (10)$$

式(10)中  $n$  是图像的总像素,  $n_k$  和  $r_k$  分别为图像  $f(x, y)$  的具有灰度值  $k$  的像素个数和第  $k$  级灰度值.  $l$  是图像的灰度级数.

全局直方图均衡化是将整幅图像作为一个整体进行处理,是对整个图像的直方图进行处理,由于一幅图像中局部景物的景深不同,灰度的变化也各不相同,所以对于场景深度多变的图像,若采用全局直方图均衡化,难以得到令人满意的图像对比度增强效果.

局部直方图均衡化是将图像分块处理,是一种标准的自适应直方图均衡化方法,也称直方图均衡化. 块重叠直方图均衡化时,首先在图像中定义一个大小合适的矩形块,对该块进行直方图均衡化,然后将块的中心点作为当前图像一个像素的输出. 然后将块移动一个像素,重复以上过程. 由于对每个像素都要进行一次块的直方图变换,所以该方法的计算量较大. 为了减少计算量,也有采用非重叠块的方法,但会使图像产生较明显的马赛克现象.

限制对比度自适应直方图均衡化(CLAHE)<sup>[19]</sup>是

对上述两种直方图均衡化的一种改进. 其最早被提出用于对低对比度的医学图像进行增强处理. CLAHE 的实质是在局部直方图均衡时,同时考虑周围区域的影响,处理后的图像既有全局直方图均衡化后,全图灰度分布较为协调的效果,又有局部直方图均衡后,适应图像不同部位灰度分布差异的特点. 如果用  $H_b(s)$  表示窗口外直方图均衡,  $H_w(s)$  表示窗口内的直方图均衡. 则 CLAHE 可表示为:

$$h(s) = \beta H_w(s) + (1 - \beta) H_b(s) \quad (11)$$

其中:  $0 \leq \beta \leq 1, \beta = 0$  时,为全局直方图均衡,  $\beta = 1$  时,为局部直方图均衡.  $\beta$  越小,越接近于全局直方图,在对图像进行处理时,当图像局部变化较大时,其对比度增强效果不好;  $\beta$  越大,越接近局部直方图,计算量会逐渐上升,图像可能出现马赛克现象. 窗口的外部区域可以是除窗口外的所有图像,但考虑到离当前窗口较远的像素与窗口内的像素相关性很小这一事实,实际运算时可只取窗口临近的区域作为外部像素.

## 4.3 算法的实现

算法 1 是将高频强调滤波和迭代 CLAHE 算法相结合来实现的. 用高频强调滤波器增强图像的细节,用迭代 CLAHE 增强图像的对比度. 算法 1 具体步骤如下:

### 算法 1 高频强调滤波与迭代 CLAHE

Step1 对指纹灰度图像进行高频强调滤波器滤波.

Step2 对于图像中的任意一点,根据像素点的所取的窗口大小来确定相关区域. 该相关区域主要指窗口的外部区域的大小,该区域大小随着窗口的大小而改变.

Step3 根据式(11)计算矩形窗口的直方图.

Step4 对矩形窗口内的直方图进行均衡,实现对窗口中心像素的处理.

Step5 移动矩形窗口到下一个相邻的像素,从 Step2 开始重复上面的过程,直至处理完整幅图像.

Step6 重复执行 Step2 到 Step6  $n$  次.

Step7 进行能强化细节的自适应直方图均衡化处理<sup>[20]</sup>.

图 6 采用全局直方图均衡化、局部直方图均衡化和本算法的实现的效果图分别如图 13、14、15 所示. 从实验效果图可以看出,本文方法明显比全局直方图均衡化和局部直方图均衡化效果好,该增强方法不仅突出了图像的边缘和细节,而且增强了图像的对比度和亮度,使图像得到了明显的改善.

## 4.4 简化 Gabor 滤波增强

通过以上增强以后的图像有一些毛刺和断裂的地方,通过简化 Gabor 函数进行二次增强<sup>[13]</sup>.

法向模板为:

$$V_w = \frac{1}{7}(-3, -1, 3, 9, 3, -1, -3)$$

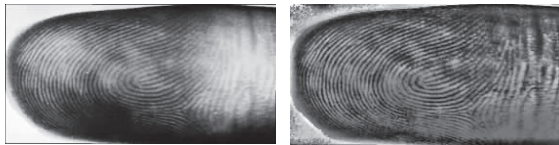


图13 全局直方图均衡化  
完整手指区域图

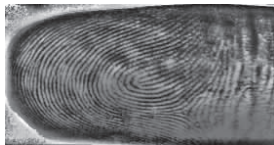
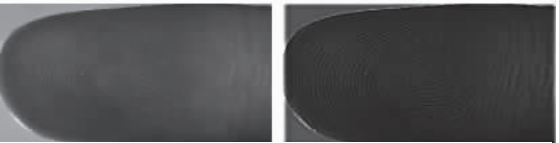


图14 局部直方图均衡化  
强调高通滤波后的图像



迭代自适应直方均衡化图像

本文算法结果

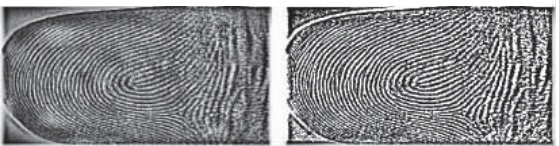


图15 本算法的实现过程效果图

切向模板为:

$$H_w = \frac{1}{7}(1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)$$

算法 2 步骤:

#### 算法 2 简化 Gabor 滤波算法

Step1 计算滤波后的图像  $\mu_{ij}$  像素点的方向  $\theta_{ij}$ ,  $\theta_{ij}$  按基于梯度矢量的方法进行计算;

Step2 素点方向归化为  $(0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ)$  8 个方向;

Step3 向模板  $H_w$  对纹线方向上先进行平滑滤波,再用法向模板  $V_w$  对纹线垂直方向上锐化滤波.

Gabor 滤波增强后效果图如图 16 所示.

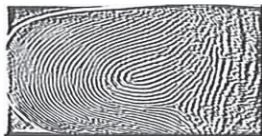


图16 Gabor 滤波增强后效果图

## 5 实验描述及结果分析

为了测试非接触指纹图像的预处理的性能,本文在本实验室自建的非接触指纹图像库上进行非接触指纹图像识别实验.该库包含 105 根手指,每根手指采集 5 幅指纹图像,共 525 幅,图像大小为  $1280 \times 720$ ,实验算法采用 matlab 语言编写,计算机硬件配置为 CPU E6600 主频 3.06 GHz,内存 2 GB.

### 5.1 实验描述

本文实验步骤如下:

Step1 本文提出的预处理方法步骤是先进行完整

手指区域的提取,再对完整手指区域图像进行 ROI 区域提取,之后对提取的 ROI 区域进行增强预处理,最后对预处理后的图像进行尺寸归一化,统一大小为  $300 * 500$  像素,如图 17 所示.

Step2 将经过预处理后的指纹图像分成  $m \times n$  个子块,对每个子块采用 AR-LBP 算法提取图像的纹理特征,统计每个子块的直方图;级联  $m \times n$  个子块的直方图,级联后的直方图表示该幅指纹图像的特征.

Step3 计算注册库与测试库样本之间直方图特征的卡方距离,最后采用最近邻分类器来进行指纹图分类.

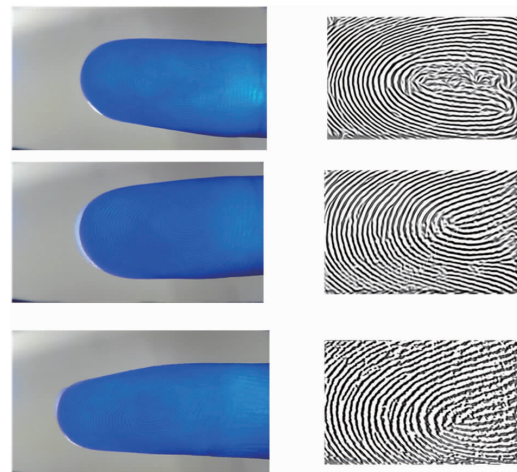


图17 指纹图像预处理示例

### 5.2 实验结果分析

为了说明本文算法的有效性,本文共有两组实验:第一组实验的具体设置为:对每人手指静脉图像随机选择 3 幅用于训练、余下 2 幅用于测试识别,重复进行 10 次实验,最终实验报告结果取 10 次实验的均值.第二组稍作改动,具体设置为:对每人手指静脉图像随机选择 4 幅用于训练、余下 1 幅用于测试识别,重复 10 次实验,最终实验报告结果取 10 次实验的均值.

#### 5.2.1 指纹图像预处理参数对识别率的影响

本文采用基于 AR-LBP 算法(AR-LBP 的邻域大小为  $5 \times 5$ ,指纹图像分成  $5 \times 5$  个子块)的匹配方法对预处理后指纹图像进行识别分析.增强 ROI 图像即是本文采用的一系列预处理工作后的指纹图像的简称.本文分别分析了高频强调滤波中公式(9)中  $D_0$  和限制对比度自适应直方图均衡化中公式(11)中的  $\beta$  对识别率的影响.

从表 1 中可知,当  $D_0 = 30$  时,识别率最大,不论是  $D_0$  大于 30 还是小于 30 时,识别率均略有下降,从表 2 中可知,当  $\beta = 0.4$  时,本实验的识别率最大.因此本文在实验室  $D_0$  取值为 30,  $\beta$  取值为 0.4.

表 1 不同 D0 取值对识别率的影响

D0 取值	10	20	30	40	50
第一组 (%)	80.81	87.42	93.81	89.95	78.89
第二组 (%)	81.90	89.54	96.67	91.48	80.16

表 2 不同 B 取值对识别率的影响

$\beta$ 取值	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6
第一组 (%)	83.21	85.06	93.81	87.98	84.74
第二组 (%)	84.91	88.80	96.67	89.02	85.34

### 5.2.2 图像增强识别对比分析

为了验证本文图像增强方法对系统识别性能的影响,采用基于 AR-LBP 算法(AR-LBP 的邻域大小为  $5 \times 5$ , 指纹图像分成  $5 \times 5$  个子块)的匹配方法分别对增强后 ROI 图像库和未增强的 ROI 图像库中所有图像进行实验对比分析. 实验结果如表 3 所示.

从表 3 中可知,采用增强算法后总的计算时间有所增加,但是采用增强后的 ROI 图像识别率均比未增强时的识别率有了很大的提高,在适当的范围内增加时间的开销来提高识别率是可行的,因此,实验证明了该指纹图像增强算法的有效性.

表 3 两种图像库性能对比

所用数据	计算时间(s/幅)	识别率(%)	
		第一组	第二组
未增强 ROI 图像	2.12	73.81	75.25
增强 ROI 图像	2.52	93.81	96.67

### 5.2.3 ROI 提取识别对比分析

为了验证本文 ROI 提取方法对系统识别性能的影响,采用上述基于 AR-LBP 算法(AR-LBP 的邻域大小为  $5 \times 5$ , 指纹图像分成  $5 \times 5$  个子块)的匹配方法分别对增强后的完整手指区域图像库和提取出的 ROI 区域图像库中所有图像进行实验对比分析. 实验结果如表 4 所示.

表 4 两种图像库性能对比

所用数据	计算时间(s/幅)	识别率(%)	
		第一组	第二组
增强完整手指图像	3.47	80.48	82.86
增强 ROI 图像	2.52	93.81	96.67

从表 4 中可知,提取完 ROI 以后的指纹图像的识别率比完整手指区域的图像不仅识别率有了明显提高,而且计算时间也有所减少,表明本文提出的 ROI 提取方法是有效的.

从实验结果分析可以得出,采用基于 AR-LBP 算法的非接触指纹识别能够对大多数图像实现匹配识别,但对少数图像质量过差的图像,其识别效果并不理想.这是因为,对受旋转、平移或模糊等因素影响较大的指

纹图像进行特征提取,会造成提取出的特征差别较大,严重地影响后续的匹配识别.本文提出的非接触指纹图像预处理算法大大提高了系统的识别率,虽然指纹图像预处理需要花费一些时间,由于 ROI 图像比原始图像小很多,所以总的图像识别计算时间比直接对原始图像进行图像识别时间要少,因此系统在识别率和计算复杂度方面的性能均得到明显改善,从而表明了本文的预处理方法的有效性.

## 6 结论

在借鉴传统接触式指纹图像预处理算法和现有的非接触式指纹图像预处理算法的基础上,根据本实验室采集的非接触指纹图像的特点,本文提出了具有较高实用性的非接触指纹图像预处理算法.

通过实验分析,本文算法无论在时间复杂度上还是在识别效果上都表现出了一定的优越性:

(1) 本文提出的基于 YCbCr 空间的 Cb 分量和最大类间方差法相结合的手指区域提取方法,不仅能对简单背景的指纹图像进行良好的手指区域提取,对复杂背景的指纹图像也能表现出良好的效果,具有很强的鲁棒性.

(2) 本文提出的图像增强算法,不仅能提高指纹图像的对比度,而且能提高纹线方向的正确性,大大提高了指纹识别率.

(3) 本文提出的指纹图像 ROI 区域提取方法能适应一定程度的光照不均、旋转、平移和离焦模糊的情况,解决了指纹特征不集中的问题,降低了计算时间复杂度,提高了指纹识别率.

### 参考文献

- [1] 陈继延. 自动指纹识别技术的发展与应用[J]. 计算机光盘软件与应用, 2013, 16(9): 56-57.
- [2] 解梅, 佟昇. 基于脊线采样的指纹识别算法[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1503-1505.  
Xie Mei, Tong Yi. A fingerprint identification algorithm based on ridge-sampling[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(10): 1503-1505. (in Chinese)
- [3] Parziale G, Diaz-Santana E, Hauke R. The surround imager: A Multi-Camera Touchless Device to Acquire 3d Rolled-Equivalent Fingerprints[M]. Berlin Heidelberg Biometrics, Springer, 2005. 244-250.
- [4] Labati R D, Genovese A, and Piuri V, et al. Quality measurement of unwrapped three-dimensional fingerprints: a neural networks approach[A]. Neural Networks (IJCNN), The 2012 International Joint Conference on [C]. IEEE, 2012. 1-8.
- [5] 李永, 殷建平, 祝恩, 等. 动态分数选择的多视角非接触指

- 纹识别融合[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012, 44(7): 108 - 113.
- Li Yong, Yin Jianping, Zhu En, et al. Dynamic score selection for multi-vision touchless fingerprint recognition fusion [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2012, 44(7): 108 - 113. (in Chinese)
- [6] Choi H, Choi K, Kim J. Mosaicing touchless and mirror-reflected fingerprint images [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(1): 52 - 61.
- [7] Piuri V, Scotti F. Fingerprint biometrics via low-cost sensors and webcams [A]. 2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, BTAS 2008 [C]. IEEE, 2008. 1 - 6
- [8] Derawi M O, Yang B, Busch C. Fingerprint Recognition with Embedded Cameras on Mobile Phones [M]. Security and Privacy in Mobile Information and Communication Systems. Springer Berlin Heidelberg, 2012. 136 - 147.
- [9] Kumar A, Kwong C. Towards contactless, low-cost and accurate 3D fingerprint identification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 681 - 696.
- [10] Assogba M K, Ali A N. Fingerprint characteristic extraction by ridge orientation: An approach for a supervised contactless biometric system [J]. International Journal of Computer Applications, 2011, 16(6): 22 - 35.
- [11] 张雄, 贺贵明. 一种指纹宏观曲率特征提取算法 [J]. 电子学报, 2002, 30(11): 1722 - 1725.  
Zhang Xiong, He Guiming. An algorithm to extract the macroscopic curvature feature of fingerprint [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 31(11): 1722 - 1725. (in Chinese)
- [12] Kaur P, Jain A, Mittal S. Touch-less fingerprint analysis—a review and comparison [J]. International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA), 2012, 4(6): 46.
- [13] Hiew B Y, Teoh A B J, Ngo D C L. Automatic digital camera based fingerprint image preprocessing [A]. International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualisation, 2006 [C]. IEEE, 2006. 182 - 189.
- [14] Labati R D, Genovese A, Piuri V, et al. Contactless fingerprint recognition: a neural approach for perspective and rotation effects reduction [A]. 2013 IEEE Workshop on Computational Intelligence in Biometrics and Identity Management (CIBIM) [C]. IEEE, 2013. 22 - 30.
- [15] 秦芬芬, 廖斌. 非接触指纹图像分割与增强方法的研究 [J]. 传感器世界, 2014, (8): 16 - 19.  
Cai Fenfen, Liao Bin. Research on touchless fingerprint image segmentation and enhancement [J]. Sensor World, 2014, (8): 16 - 19. (in Chinese)
- [16] Angelopoulou E. Understanding the color of human skin [A]. Photonics West 2001-Electronic Imaging [C]. International Society for Optics and Photonics, 2001. 243 - 251.
- [17] Naika C L S, Das P K, Nair S B. Asymmetric region Local Binary Pattern operator for person-dependent facial expression recognition [A]. 2012 International Conference on Computing, Communication and Applications (ICCCA) [C]. IEEE, 2012. 1 - 5.
- [18] 谢凤英, 赵丹培等. Visual C++ 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2008, 285 - 288.
- [19] 周卫星, 廖欢. 基于高频强调滤波和 CLAHE 的雾天图像增强方法 [J]. 电视技术, 2010, (7): 38 - 40.
- [20] 宋刚, 刘瑶华. 一种能强化细节的自适应直方图均衡法 [J]. 山东工业大学学报, 1999, 29(1): 81 - 85.  
Song Gang, Liu Yaohua. A self-adaptive histogram equalization method for detail enhancement [J]. Journal of Shandong University of Technology, 1999, 29(1): 81 - 85. (in Chinese)
- [21] 马慧, 王科俊. 采用旋转校正的指静脉图像感兴趣区域提取方法 [J]. 智能系统学报, 2012, 7(3): 230 - 234.  
Ma Hui, Wang Kejun. A region of interest extraction method using rotation rectified finger vein images [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2012, 7(3): 230 - 234. (in Chinese)
- [22] 孙冬梅, 裴正定. 生物特征识别技术综述 [J]. 电子学报, 2001, 29(S1): 1744 - 1748.  
Sun Dongmei, Qiu Zhengding. A survey of biometrics [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(S1): 1744 - 1748. (in Chinese)

#### 作者简介



王科俊 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 哈尔滨工程大学自动化学院模式识别与智能系统学科带头人。主要研究方向为模糊混沌神经网络、自适应逆控制理论、可拓控制、网络智能控制、模式识别、多模态生物特征识别、联机指纹考试身份鉴别系统、微小型机器人系统等。



邢向磊 (通信作者) 男, 1983 年生, 讲师, 博士, 博士后。2006 年 6 月获南京大学电子信息科学与技术理学学士学位, 2013 年 6 月获南京大学工学博士学位, 主要研究方向为多集合度量学习和远距离身份识别工作。

E-mail: xingxl@hrbeu.edu.cn