

# 一种新的掌纹图像预处理方法

王艳霞 阮秋琦

(北京交通大学信息科学研究所,北京 100044)

**摘要** 掌纹图像预处理主要包括图像分割和图像增强。在分析现有掌纹图像预处理方法中存在的不足之后,提出了一种新的掌纹图像预处理方法。该方法以手掌外侧轮廓作为定位参考线,首先实现手掌定位;然后以手掌的最大内切圆圆心为掌纹图像坐标系的原点构建坐标系,并截取该圆的内接正方形区域内的掌纹图像,以完成图像分割。另外,该方法将模糊理论引入到反锐化掩模系统框架中,并用方向可调滤波器替代传统反锐化掩模算法中的 Laplacian 滤波器来获取掌纹图像中的高频成分,以实现在线掌纹图像的增强。实验结果表明,该方法不仅在手指完全并拢的情况下,仍然能提取出掌纹中心子图,而且能有效增强掌纹图像中主线和皱纹线的对比度。

**关键词** 掌纹图像分割 掌纹图像增强 反锐化掩模 模糊集合理论

**中图法分类号**:TP391.41 **文献标识码**:A **文章编号**:1006-8961(2008)06-1115-08

## A New Preprocessing Method of Palmprint

WANG Yan-xia, RUAN Qiu-qi

(Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044)

**Abstract** The preprocessing of palmprint includes the palmprint segmentation and the palmprint image enhancement. According to the shortcomings of the existing preprocessing methods, in this paper, we propose a new preprocessing method of palmprint. The method uses the outside boundary of a palm as the reference line to align a palmprint. It also includes the usage of the center of the largest inscribed circle as the origin of the coordination system of palmprint and extracts the center part of the palmprint, which complete the palmprint segmentation. In addition, to enhance the contrast of palm images, this method introduces the fuzzy set theory into the unsharp masking scheme and replaces a Laplacian filter with steerable filters to extract the high frequency components. The experiment results demonstrate the method can not only extract the center part of palmprint, even under the circumstance of adducting the all of fingers, but also enhance the contrast of principle lines and wrinkles synchronously.

**Keywords** palmprint segmentation, palmprint image enhancement, unsharp masking, fuzzy theory

## 1 引言

掌纹识别技术是利用掌纹图像信息对个人身份进行识别的一种技术,而掌纹图像预处理则是掌纹识别技术中的一个重要环节。它包括掌纹图像分割和增强。由于每次采集掌纹图像时,手掌放置的位

置和方向是不同的,所以在不同时间从同一手掌采集的图像会有不同程度的平移和旋转。因此,应该首先对掌纹图像进行定位,并提取掌纹中心子图像,即首先进行掌纹图像分割。在线掌纹的分割方法可以分为基于正方形的分割方法和基于内切圆的分割方法两类。

基于正方形的分割方法主要有以下3种方法:

**基金项目**:国家自然科学基金项目(60472033,60672062);国家基础研究发展计划(973)项目(2004 CB 318005);教育部博士点基金资助项目(20030004023)

**收稿日期**:2006-11-14;**改回日期**:2006-12-25

**第一作者简介**:王艳霞(1977~),女,北京交通大学信息科学研究所博士研究生。主要研究领域为生物特征识别技术、图像处理等。

E-mail: wangyx\_98\_s@sohu.com

(1) Han 提出首先用基于小波分解的方法寻找手指的指尖和各手指间的连接点,然后利用这些点通过定位、截取手掌中心的感兴趣区域(ROI)来进行注册和识别掌纹<sup>[1]</sup>。显然,这种方法仅适用于包含整只手(完整的手指和手掌)且手指完全张开的图像。

(2) Li 和 Zhang 等人分别提出两种利用采集装置所设置的固定栓来对掌纹图像进行定位的方法<sup>[2,3]</sup>,但这两种方法仅适于设有定位栓的采集装置所采集的掌纹图像。另外,他们还使用一个固定大小的矩形来截取 ROI。由于这个矩形尺寸是根据成年人的手掌大小的统计平均值确定的,所以它无法适用于儿童用户,这无形中限制儿童群体的使用。

(3) Li 提出了首先使用边缘跟踪算法确定食指与中指、中指与无名指和无名指与小拇指之间的连接点,然后利用这些点对掌纹图像进行定位,并截取一个固定大小的矩形区域进行特征提取和匹配的方法<sup>[4]</sup>。这种方法除了只能使用固定大小的矩形区域截取掌纹图像的缺点之外,它还无法处理手指非完全张开的情况。

基于内切圆的分割方法只有以下两种:

(1) Zhang 提出的直接在二值图像上搜索手掌的最大内切圆的方法<sup>[5]</sup>。该方法直接在手掌区域内搜索与手掌两侧边缘相切的一个最大内切圆。虽然这种方法不受到手掌摆放位置和手指张开程度的影响,与基于正方形的分割方法相比,具有较好的鲁棒性,但是由于它不对手掌图像进行校准,因此不利于后续的特征提取和匹配工作。另外,搜索内切圆是一项很耗时的工作,这也降低了整体的工作效率。

(2) 李文新等人提出的一种基于内切圆的分割方法<sup>[6]</sup>。该方法在搜索到一个最大内切圆后,即用中指与食指间隙点与内切圆的圆心连线来表征手掌的偏转角度。虽然它解决了基于内切圆的分割方法的方向校准问题,但该算法仍然在搜索最大内切圆上耗费了大量的时间。

掌纹图像增强是掌纹预处理的另一个重要步骤。对于基于纹理特征和数学特征的掌纹识别算法来说,由于增强掌纹图像对比度的重要性并不是很突出,所以大多数研究人员仅仅使用灰度拉伸等通用的图像增强算法来扩大图像灰度级的动态范围,以增强掌纹图像的对比度。这些增强算法虽可以有效增强主线的对比度,但是对于皱纹线的增强效果

就不尽人意。而对于基于线特征的掌纹识别算法来说,由于主线特征无法唯一标识一个人的身份,因此需要利用更多皱纹线与主线信息配合才能唯一标识一个人的身份,但是由于皱纹线的对比度很低,很难从原始掌纹图像中直接提取出来,所以增强皱纹线的对比度就尤为重要。到目前为止,还没有文献提出一种针对掌纹图像特点的,可同时有效增强主线和皱纹线的掌纹图像增强算法。

本文为了解决以上掌纹图像分割和掌纹图像增强中所存在的问题,提出了一种新的掌纹预处理方法。实验结果表明,该方法即使在手指完全并拢的情况下,仍然可以精确定位掌纹和提取掌纹中心子图,而且子图大小随不同手掌尺寸大小而变化。不仅如此,应用本文定义的半开模糊隶属度函数去控制主线和皱纹线的增强强度,可同时增强主线和皱纹线的对比度,使皱纹线也清晰可见。

反锐化掩模技术(unsharp masking, UM)<sup>[7]</sup>是数字图像处理中常用的增强图像边缘和细节的方法。尽管这种方法简单,增强效果也相对较好,但它对噪声极其敏感。为了克服线性反锐化掩模技术的缺点,人们提出了各种各样的方法,如 Lee 和 Park 提出了基于序列统计拉普拉斯(order statistic Laplacian)算子的算法<sup>[8]</sup>;Mitra 等人提出了用一个简单的二阶 Volterra 滤波器替换 Laplacian 滤波器<sup>[9]</sup>,以抑制噪声的方法;Ramponi 等人提出了立方反锐化掩模(cubic unsharp masking, CUM)技术<sup>[10]</sup>;Polesel 等人提出了自适应反锐化掩模(adaptive unsharp masking, adaptive UM)算法<sup>[11]</sup>。虽然改进后的方法可以有效抑制噪声,但是它们都是以减小细节信息增强强度为代价的。为了既能抑制噪声,又能有效增强掌纹纹线细节信息,本文使用方向可滤滤波器替换 Laplacian 滤波器来获取高频成分,以解决此问题。

模糊集合理论在图像增强方面已得到很好的应用<sup>[12-14]</sup>。图像模糊化是利用一个隶属度函数将图像的灰度值映射到 $[0, 1]$ 的实数域上。虽然在实践中确定隶属度函数的方法很多,但至今还没有统一的模式。在图像处理中常采用 S 型函数作为隶属度函数将图像模糊化。例如,Cheng 等人利用一个标准的 S 型函数将一幅图像从灰度域变换到模糊域<sup>[12]</sup>。Hsieh 通过组合 S 型函数和 Z 型函数,扩展了标准的 S 型函数<sup>[13]</sup>。本文根据掌纹图像增强的实际需要,定义了以下一个半开型隶属度函数:

$$\mu_A = \begin{cases} 0 & x < a_1 \\ 0.5 + 0.5 \sin\left(\frac{\pi(x - \frac{a_1 + a_2}{2})}{a_2 - a_1}\right) & a_1 \leq x < a_2 \\ 1 - 0.25\left(\frac{x - a_2}{a_3 - a_2}\right)^2 & a_2 \leq x < a_3 \\ 0.5 + 0.25\left(\frac{a_4 - x}{a_4 - a_3}\right)^2 & a_3 \leq x < a_4 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $X$  为一论域,  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $x$  是指定论域  $X$  中的元素,  $A$  是论域  $X$  经隶属度函数  $\mu_A(x)$  映射而成的模糊集合,  $\mu_A: X \rightarrow [0, 1]$ 。  $a_1, a_2, a_3$  和  $a_4$  是隶属度函数的 4 个参数, 它们决定了隶属度函数的形状。它们的值由指定论域的统计值决定, 即

$$\begin{cases} a_1 = m - \delta/2 & a_3 = m + 5\delta/2 \\ a_2 = m + 3\delta/2 & a_4 = X_{\max} \end{cases} \quad (2)$$

这里,  $m$  和  $\delta$  是指定论域的均值和标准差,  $X_{\max}$  是论域  $X$  中元素的最大值。图 1 显示了该隶属度函数。该隶属度函数将论域  $X$  中值处于中间段的元素映射到 1 的邻域内, 将小于  $a_1$  的值映射为 0, 而将较大的值映射到 0.5 的邻域内。这样不仅可以避免强者更强, 而且还不完全抑制强者。

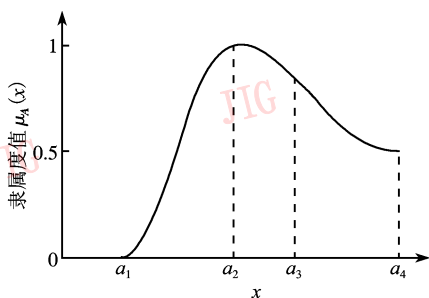


图 1 半开隶属度函数

Fig. 1 Half open membership function

## 2 掌纹图像采集

为了采集掌纹图像, 笔者开发了一种基于扫描

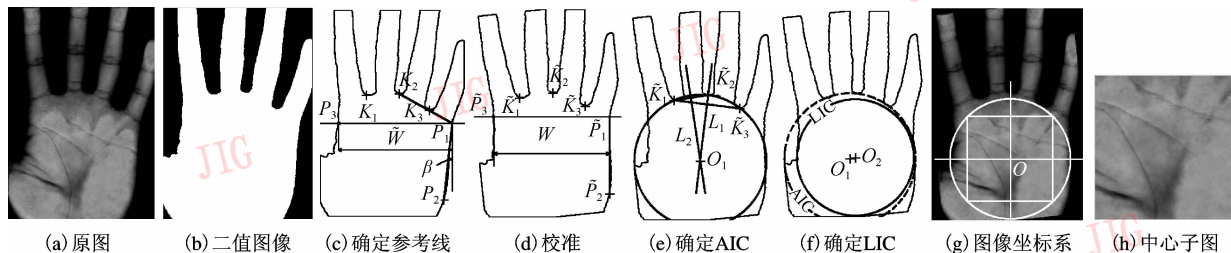


图 3 掌纹图像分割过程示意图

Fig. 3 Implementation of palmprint segmentation

仪的高速便携式在线掌纹图像采集装置。该装置所采用的扫描仪是富士通公司新推出的一款高速 A6 幅面平板扫描仪 (fi-60f), 并将其封装在一个暗箱内。该掌纹图像采集装置未设置固定栓, 仅仅在暗箱两侧壁上设置了两组档板, 以防止手掌置于扫描范围之外。掌纹图像是利用该装置采集到不同性别的 80 名学生双手的掌纹图像, 每个手掌采集 10 张图像, 共计 1 600 幅掌纹图像, 并以此构建一个掌纹图像数据库。图 2 显示了该数据库中的任意 3 幅掌纹图像。



图 2 数据库中 3 幅掌纹图像

Fig. 2 Three palmprint images in our database

## 3 掌纹图像预处理方法

该方法包括掌纹图像分割模块和掌纹图像增强模块两个主要功能模块, 其中掌纹图像分割模块的输出即为掌纹图像增强模块的输入, 其最终的输出结果是增强的掌纹中心子图。

### 3.1 掌纹图像分割

由于手掌外侧轮廓曲线可以近似为一条直线, 且该直线比较稳定, 不会受到手掌的摆放位置和手指的张开程度的影响, 所以本文先将这条直线作为参考线, 然后通过将该参考线转至竖直方向, 以保证所有掌纹图像位于同一方向。在校准后的掌纹图像上, 可根据每个手掌尺寸不同, 提取不同尺寸的中心子图, 以提取更多的有效掌纹信息。该方法的实现步骤(见图 3)如下:

- (1) 掌纹图像二值化;
- (2) 确定包含关键点的局部区域

若将由前景图像(手部图像)转换到背景图像或由背景图像转换到前景图像的次數定义为转换频数,那么手指完全张开的必要条件是手指所在行的转换频数  $n$  为 8。同时可知,靠近指根的手掌区域的必要条件是手掌区域所在行的转换频数为 2。因此,根据五指完全可分的必要条件和靠近指根的手掌区域的必要条件,即可先自动确定一个靠近手指根部的局部区域,然后再在该区域内搜索和定位 3 个关键点。通过统计掌纹的二值图像各行的转换频数,可首先自动地确定一个包含关键点的最小有效局部区域:

$$R_{\min}^{\text{local}} = \{I(i, j) \mid i \in [r_s, r_e]; j = 1, 2, \dots, c\} \quad (3)$$

这里,  $I(i, j)$  是原始掌纹图像,  $c$  是原始掌纹图像的列数,  $r_s$  是最小有效局部区域在原始掌纹图像中的起始行的行数,  $r_e$  是最小有效局部区域在原始掌纹图像中的最末行的行数,它们满足

$$\begin{cases} r_s = \max \{i \mid n_{r_i} = 8, i \in (1, h)\} \\ r_e = \min \{i \mid n_{r_i} = 2, i \in (r_s, h)\} \end{cases} \quad (4)$$

这里,  $h$  是原始掌纹图像的行数,  $i$  是图像  $I$  中的任意一行的行数(即第  $i$  行),  $n_{r_i}$  是第  $i$  行  $r_i$  的转换频数。也就是说,将满足转换频数为 8 的最靠近

手指根部的一行定为最小有效局部区域的起始行,在起确定始行后,将首次满足转换频数为 2 这一条件的行选定为最小有效局部区域的末行。

为了便于使用边缘跟踪算法定位 3 个关键点,需要将最小有效局部区域扩展成有效局部区域  $R^{\text{local}}$ 。由于手掌部分的转换频数几乎没有变化,所以有效局部区域的末行可以直接由最小有效区域的末行下移获得,即  $\hat{r}_e = r_e + l$ , 这里  $l$  是  $[0, 50]$  的整数(本论文中  $l = 20$ )。而在确定该区域的起始行时则必须考虑以下两种情况(见图 4), 图 4 最上面一行是 3 幅二值化掌纹图像,其上标识出自动确定的最小有效局部区域和扩展后的有效局部区域;中间一行是转换频数统计曲线图;最下面一行是提取的有效局部区域边缘图像,  $T_1 \sim T_8$  是有效局部区域起始边缘上的 0/1 转换点。

①当转换频数为 8 的所有行集中分布于多个区域时(如图 4(a)所示),则有效局部区域的起始行数  $\hat{r}_s$  为

$$\hat{r}_s = \begin{cases} r_s - l & r_s - r_{1s} > l \\ r_{1s} & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $r_{1s}$  是转换频数为 8 的行集中分布的最后区域的起始行的行数。

②当转换频数为 8 的所有行集中分布在一个区域上时(如图 4(b)和图 4(c)所示),则有效局部区

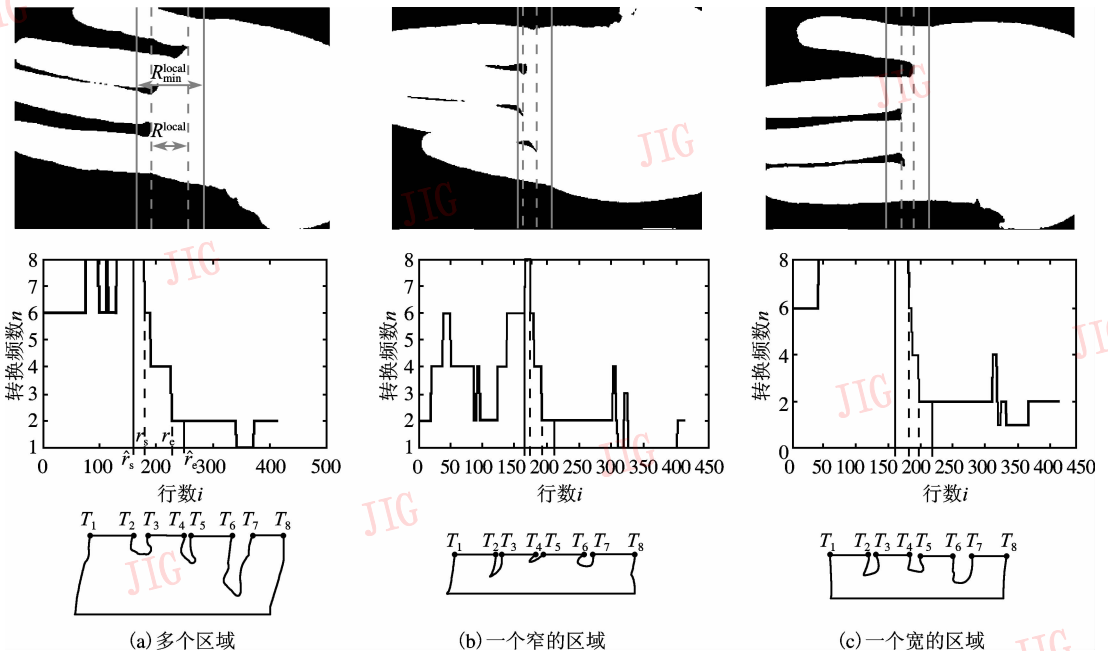


图 4 局部区域提取示意图  
Fig. 4 The extraction of local area

域的起始行的行数为

$$\hat{r}_s = \begin{cases} r_s - l & r_s - r_{as} > l \\ r_{as} & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $r_{as}$  是转换频数为 8 的有效局部分布区域的起始行的行数。至此, 就可以自动地确定一个有效局部区域, 该局部区域内不仅包含 3 个关键点, 而且各个手指的边缘是可分的, 在每幅二值化后掌纹图像(图 4)中, 其中两虚线之间的区域为最小有效区域, 两实线之间的区域为扩展后的有效局部区域。

(3) 利用边缘跟踪算法检测 3 个关键点  $K_1$ 、 $K_2$  和  $K_3$  见(图 3)

#### (4) 定位参考线及校准掌纹图像

本文先利用已检测到的关键点自动地确定参考线的位置, 参考线的一个端点  $P_1$ , 为靠近手掌外侧边缘的两个关键点连线与外侧边缘的交点, 如果  $P_3$  是与  $P_1$  位于同一行的另一侧边缘点, 则线段  $P_1P_3$  的长度为近似手掌宽度  $\tilde{W}$ 。以点  $P_1$  为起点, 沿着手掌外侧边缘向下搜索  $L$  pixels (这里  $L = 2\tilde{W}/3$ ) 找到参考线的另一个端点  $P_2$  (如图 3(c) 所示), 并将参考线  $P_1P_2$  与竖直方向的夹角  $\beta$  定义为手掌的方向角; 最后旋转图像, 使参考线位于竖直方向, 即将手掌旋转至竖直方向 (如图 3(d) 所示), 则图中点  $\tilde{K}_1$ ,  $\tilde{K}_2$ ,  $\tilde{K}_3$ ,  $\tilde{P}_1$  和  $\tilde{P}_2$  分别是定位后的 3 个关键点和参考线的端点。  $\tilde{P}_3$  是与  $\tilde{P}_1$  位于同一行上的手掌另一侧边缘点, 此时  $\tilde{P}_3$  与  $\tilde{P}_1$  连线的长度为实际手掌宽度  $W$ 。

#### (5) 计算近似最大内切圆的圆心和半径

为了提高算法的执行速度, 本文首先通过计算的方式预先确定一个近似内切圆; 然后通过 3 个关键点的坐标计算出近似内切圆 (AIC) 的圆心和半径 (见图 3(e))。具体计算时, 可首先分别计算线段  $\tilde{K}_1\tilde{K}_2$  和  $\tilde{K}_1\tilde{K}_3$  的斜率和中点坐标; 随后, 构建直线  $\tilde{K}_1\tilde{K}_2$  中垂线  $L_2$  和直线  $\tilde{K}_1\tilde{K}_3$  中垂线  $L_1$  的直线方程; 最后求直线  $L_1$  和  $L_2$  的交点坐标, 即近似内切圆圆心  $O_1$  的坐标。其半径为任意一个关键点与圆心  $O_1$  间的距离。

#### (6) 搜索最大内切圆

将以点  $O_1$  为中心的  $9 \times 9$  的方形子区域定义为最大内切圆的圆心潜在区域。如果以该区域内任意一点为圆心, 并以  $W/2$  为半径的圆, 那么满足与手

掌边缘相切的条件时, 该圆即为最大内切圆 (LIC), 其圆心为  $O_2$  (如图 3(f) 所示)。

(7) 构建掌纹图像的坐标系, 提取掌纹中心子图像

搜索到最大内切圆后, 就可以为定位后的掌纹图像建立一个坐标系, 即以最大内切圆的圆心为原点  $O$ , 若将通过原点  $O$  的水平直线定义为  $X$  轴, 则过点  $O$  的竖直直线为  $Y$  轴 (如图 3(g) 所示)。截取最大内切圆的一个内接正方形为掌纹中心子区域, 该正方形的 4 条边分别平行于掌纹坐标系的  $X$  轴和  $Y$  轴。图 3(h) 为提取的掌纹中心子图。

### 3.2 掌纹图像增强

获取掌纹子图后, 再将其作为掌纹图像增强模块的输入图像, 以提高掌纹子图像对比度。根据掌纹子图的特点, 本文提出先用可调滤波器获取掌纹子图中的高频成分; 然后利用半开模糊函数将滤波器的输出结果模糊化, 进而将模糊集合理论引入到反锐化掩模框架中, 以增大皱纹线的增强强度; 最后同时增强主线和皱纹线的对比度。该方法的数学描述为

$$g(m, n) = \gamma(m, n) - \lambda w(m, n) \quad (7)$$

其中,  $g(m, n)$  是增强后的掌纹图像,  $\gamma(m, n)$  是归一化的掌纹图像,  $w(m, n)$  是模糊化后图像的高频成分,  $\lambda$  是一个系数, 假设  $x(m, n)$  是位于掌纹图像上像素点  $(m, n)$  的灰度值, 那么掌纹图像增强包括以下 5 个步骤:

(1) 利用 5 个方向可调滤波器获取掌纹图像的高频成分

每个滤波器的响应表示为  $Z_i$ , 最终方向可调滤波器的输出为  $z(m, n) = \sum_{i=1}^5 Z_i(m, n)$ 。由于本文方法仅仅关注纹线部分, 所以对滤波器的输出进行以下调整:

$$z(m, n) = \begin{cases} Z(m, n) & Z(m, n) > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

图 5(a) 显示了方向可调滤波器的输出结果, 若与 Laplacian 滤波器的输出结果 (图 5(b)) 进行比较, 则由图 5 可以很直观地看出, Laplacian 滤波器的输出中包含了大量的噪声, 由于纹线信息淹没于这些噪声之中, 因此难于分辨, 而方向可调滤波器的输出结果则不然, 不仅输出结果中的纹线信息十分清晰, 而且还能够反映出纹线的强度信息;

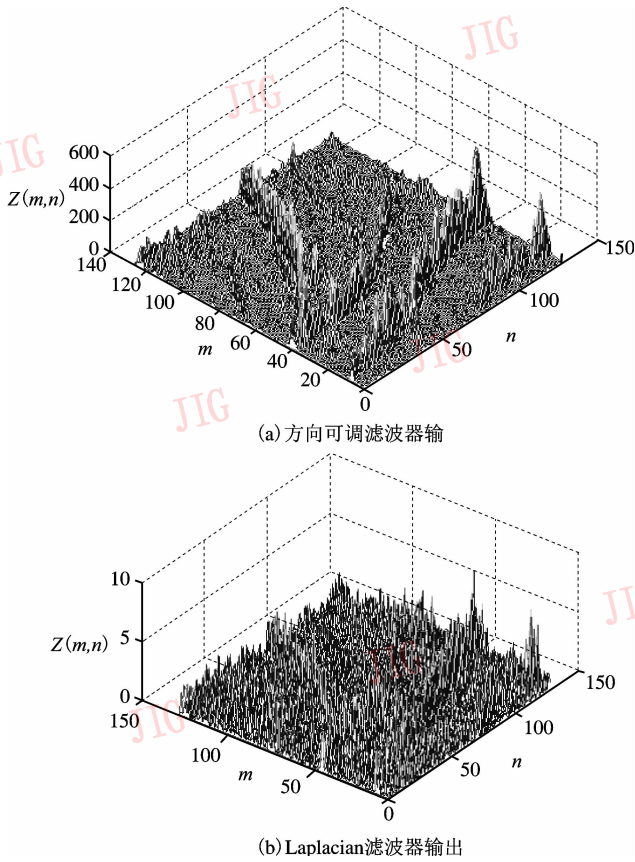


图 5 不同滤波器输出结果比较

Fig. 5 Comparison of the outputs of different filters

## (2) 模糊化方向可调滤波器的输出结果

利用式(1)将方向可调滤波器的输出结果模糊化,以控制主线与皱纹线的增强强度,至此就可以计算出模糊化后图像的高频成分  $w(m, n)$ ;

## (3) 归一化原始掌纹图像灰度值;

(4) 计算  $g(m, n)$ , 并在模糊域内增强掌纹图像;

(5) 将  $g$  变换到灰度域, 即可获得增强的掌纹图像。

## 4 实验

为了说明上述方法的有效性, 利用两个实验来分别验证掌纹图像分割功能模块和掌纹图像增强功能模块的有效性。

**实验 1** 将文献[4]的基于正方形的分割方法(SBS)、文献[5]的基于内切圆的分割方法(ICBS)和本文所提出的方法分别应用于笔者建立的掌纹数据库上进行分割实验, 并对分割结果进行比较。实

验结果显示, 基于正方形的方法仅能对数据库中 83% 的掌纹图像(1 328 幅掌纹图像)进行正确地分割, 其中有 15 幅掌纹图像由于手指几乎完全并拢而根本无法提取中心子图像, 而从其他 257 幅掌纹图像提取出的子图中心与手掌中心更相差甚远; 而本文的分割方法和基于内切圆分割方法均可正确地提取掌纹中心子图像, 其主要原因是由于在采集掌纹图像时, 个别手指甚至全部手指靠拢在一起所致。此时, 由于手指边缘断裂或消失, 因此无法正确定位 3 个关键点。

在正确的分割结果中, 由于最理想的分割结果是从来自于同一个手掌的不同样本上提取出同一掌纹的中心子图像。因此, 如果来自于同一手掌的不同掌纹中心子图像的方向越一致, 中心位置越靠近, 则定位精度越高。本文利用两条主线和手掌两侧边缘来定义两个参考点  $A$  和  $B$ 。其中点  $A$  是情感线与手掌内侧边缘的交点, 点  $B$  是生命线与手掌外侧边缘的交点。在试验前, 若用手动方式确定这两个参考点的位置, 则可将定位后  $AB$  连线的方向的标准方差作为衡量掌纹中心子图像定位方向的指标, 而将掌纹子图的中心点  $O$  到点  $A$  的距离  $d_{AO}$  的标准方差和到点  $B$  的距离  $d_{BO}$  的标准方差作为衡量掌纹子图中心位置靠近程度的指标。在每种方法运行过程中还要自动计算校准后直线  $AB$  的方向角  $\alpha_{AB}$  和掌纹子图的中心点到点  $A$ 、点  $B$  的距离  $d_{AO}$ 、 $d_{BO}$ 。在全部运行结束后统计  $\alpha_{AB}$  的平均标准方差  $\overline{\sigma}_{\alpha}^2$  和  $d_{AO}$  与  $d_{BO}$  的平均标准方差  $\overline{\sigma}_{d_{OA}}^2$  和  $\overline{\sigma}_{d_{OB}}^2$ , 其结果示于表 1 中。

表 1 不同方法定位精度比较

Tab. 1 Comparison of location accuracy

	$\overline{\sigma}_{d_{OA}}^2$ (pixels)	$\overline{\sigma}_{d_{OB}}^2$ (pixels)	$\overline{\sigma}_{\alpha}^2$ ( $^{\circ}$ )
SBS	6.26	8.07	2.61
ICBS	3.86	3.97	8.17
本文方法	2.88	3.14	1.31

表 1 结果显示, 基于正方形的分割方法提取的不同样本的子图像中心平均移动 7 pixels, 基于内切圆的分割方法的提取的不同样本的子图像中心平均移动 4 pixels, 而应用本文方法提取的子图像中心平均移动 3 pixels。由此可见, 使用基于内切圆的分割方法和本文方法虽都可以获得较稳定的掌纹子图的中心点, 但是由于基于内切圆的方法没有进行方向定位, 所以该方法的方向偏移标准方差 ( $8.17^{\circ}$ ) 远远大于本文方法的方向偏移标准方差 ( $1.31^{\circ}$ )。综

上所述,本文所提出的掌纹分割方法的定位精度较高。

本实验是在 Intel 奔腾 IV 2.93GHz 处理器,512M 内存的 PC 机上进行的,运行环境为 windowsXP,所有代码采用 Matlab 6.1 编写。各种方法的运行时间示于表 2 中。

表 2 各种方法的平均运行时间

Tab. 2 The average Run-time of each method

	SBS	ICBS	本文方法
平均运行时间(s)	0.969	45.172	1.063

由表 2 可以看出,本文方法的运行速度与基于正方形的分割方法相近,但远远快于基于内切圆的分割方法。这是因为在基于内切圆的分割方法中,搜索最大内切圆的操作耗费了大量的时间,从而影响了算法的执行速度。为了提高算法的鲁棒性,本文先通过统计掌纹图像各行的转换频数确定一个有效局部区域。虽然这项操作耗费了一点时间,但在定位 3 个关键点时,仅需对 3 段指根部分的边缘进行跟踪,这就平衡了确定有效局部区域所耗费的时间,所以本文方法的执行速度仅略慢于基于正方形的分割方法。

实验结果表明,本文所提出的掌纹图像分割方

法是一种鲁棒的、高效的和具有较高定位精度的掌纹分割方法。

**实验 2** 任选 3 幅已截取出的掌纹子图,分别用本文提出的掌纹图像增强方法、灰度拉伸(contrast stretching)、线性反锐化掩模(linear unsharp masking, LUM)算法、立方反锐化掩模算法和自适应反锐化掩模算法增强掌纹子图,并将增强结果图像进行比较(LUM, CUM 和 adaptive UM 算法得到的增强结果图像的动态范围被扩大至  $[0, 255]$ ),其增强结果图像如图 6 所示。各自方法所用的参数见表 3,表 3 中所出现的符号,若在本文中未说明,请参见参考文献[10],[11]。从图 6 可以看出,虽然应用线性反锐化掩模算法可以有效增强掌纹图像中的主线和大部分的皱纹线的对比度,但由于大量的噪声也同时被增强,从而降低了图像质量。立方反锐化掩模和自适应反锐化掩模算法虽然可以去除部分噪声,但由于它们是以降低增强强度为代价的,所以它们的增强结果图像中皱纹线的增强强度不尽人意(见图 6(d)、图 6(e))。图 6(f)为用本文方法增强的结果图像,与其他结果图像相比,不仅主线对比度稍有增强,皱纹线的对比度也远远大于其他增强结果图像中皱纹线的对比度,而且噪声得到很好的抑制。

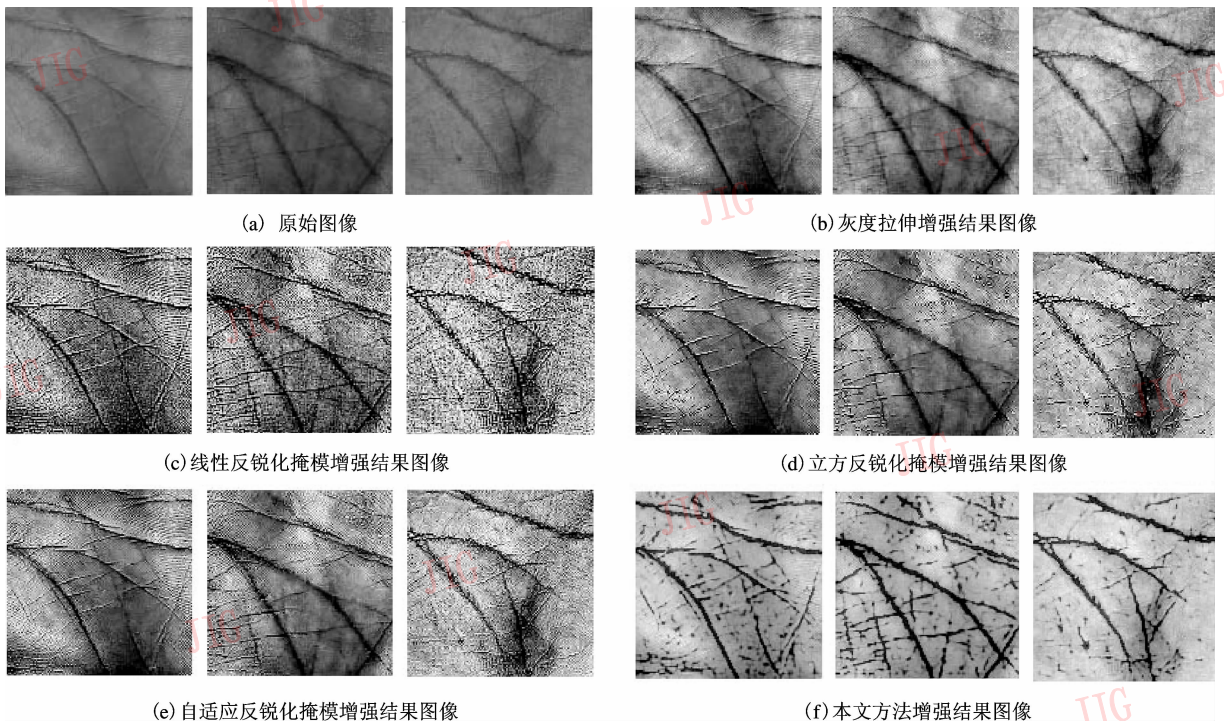


图 6 各种方法增强效果比较

Fig. 6 Comparison among different methods

表 3 不同方法所采用的参数

Tab. 3 Parameters employed in different algorithms

算法	所用参数
线性 UM	$\lambda = 0.5$
立方 UM	$\lambda = 0.00035$
自适应 UM	$\tau_1 = 45, \tau_2 = 150, \alpha_{dh} = 4, \alpha_{dl} = 3,$ $\alpha_b = 1, \mu = 0.1, \beta = 0.5$
本文方法	$\lambda = 0.45, L = 255$

## 5 结 论

本文主要研究了掌纹图像预处理的问题,针对掌纹图像特点,提出了一种新的掌纹图像预处理方法。该方法首先利用统计图像各行的转换频数,通过自动确定一个局部有效区域来定位 3 个关键点;然后利用 3 个关键点来确定手掌外侧轮廓线,并以此作为掌纹定位的参考线,同时将所有掌纹图像均旋转至竖直方向;接着通过计算方式确定手掌最大内切圆圆心所在区域,并在该区域内进一步搜索满足条件的最大内切圆;而后构建掌纹图像的坐标系,并截取最大内切圆的内接正方形区域的掌纹图像;最后利用方向可控滤波器获取掌纹中心子图的高频成分,并使用本文定义的半开模糊隶属度函数将滤波器的输出结果模糊化,进而将模糊集合理论引入到反锐化掩模系统中,在模糊化域内实现了掌纹图像增强。实验结果表明,该方法弥补了现有预处理方法的不足,不仅可准确地提取掌纹中心子图,而且可有效增强子图中主线和皱纹线的对比度。

### 参考文献 (References)

- Han C, Chen H, Lin C, *et al.* Personal authentication using palm-print features [J]. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(2): 371~381.
- Li W, Zhang D, Xu Z. Palmprint identification by Fourier transform

[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2002, **16**(4): 417~432.

- Zhang D, Kong Wai-kin, You J, *et al.* Online palmprint identification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(9):1041~1050.
- Li W. *Authenticating Personal Identities Using Palmprint Recognition* [D]. HongKong, China: The HongKong Polythnic University, 2004.
- Zhang D. *Palmprint Authentication* [M]. Boston, USA: Kluwer Academic Publishers, 2004: 78~79.
- Li Wen-xin, Xia Sheng-xiong, Zhang Da-Peng, *et al.* A new palmprint identification method using bi-directional matching based on major line features [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2004, **41**(6): 996~1002. [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
- Gonzalez Rafael C, Woods Richard E. *Digital Image Processing, (Second Edition)* [M]. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice Hall, 2002.
- Lee Y H, Park S Y. A study of convex/concave edges and edge enhancing operators based on the Laplacian [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 1990, **37**(7): 940~946.
- Mitra S K, Li H, Lin I S, *et al.* A new class of nonlinear filters for image enhancement [J]. *Signal Processing*, 1991, **6**(4): 2525~2528.
- Ramponi G. A cubic unsharp masking technique for contrast enhancement [J]. *Signal Processing*, 1998, **67**(2): 211~222.
- Polesel A, Ramponi G, Mathews V J. Image enhancement via adaptive unsharp masking [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, **9**(3): 505~510.
- Cheng H D, Chen Y H, Sun Y. A novel fuzzy entropy approach to image enhancement and thresholding [J]. *Signal Processing*, 1999, **75**(3): 277~301.
- Hsieh J. Image enhancement with a fuzzy logic approach [J]. *Electronics Letters*, 1995, **31**(9): 708~710.
- Choi Y S, Krishnapuram R. A robust approach to image enhancement based on fuzzy logic [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(6): 808~825.