

一种新的指纹图像分割算法*

刘汉英¹,周剑勋²

(1. 桂林理工大学信息科学与工程学院,广西 桂林 541004;
2. 桂林泓成橡塑科技有限公司,广西 桂林 541004)

摘 要:指纹图像分割是自动指纹识别的重要步骤。对指纹特征和传统指纹分割方法进行了研究,提出了一种新的指纹图像分割算法。先对指纹图像进行裁剪,如果指纹图像对比度较低,则对图像进行均衡化处理;然后对图像进行顶帽变换,补偿不均匀的背景亮度;最后用迭代自组织分析算法(ISODATA 聚类)对图像进行分块分割和形态学图像处理。对国际指纹识别竞赛(FVC)数据库不同质量的指纹进行了测试,实验结果表明,此算法对不同质量的指纹是有效的,效果好于传统指纹分割方法。

关键词:分割;指纹;算法;ISODATA 聚类;形态学图像处理

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

doi:10.3969/j.issn.1007-130X.2014.06.023

A novel algorithm for fingerprint segmentation

LIU Han-ying¹,ZHOU Jian-xun²

(1. College of Information Science and Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 541004;
2. Guilin hi-cheng Rubber and Plastics Machinery Company Limited, Guilin 541004, China)

Abstract: Fingerprint segmentation is an important step of automatic fingerprint identification system. The features of the fingerprint and the tradition fingerprint segmentation algorithms are studied. A new algorithm of fingerprint segmentation is proposed. Firstly, the print area is found quickly and the image is cropped. If the contrast is low, the histogram equalization is applied on the image. Then top-hat transform is used on the image to compensate the non-uniform background intensity. After that, the algorithm of the iterative self-organizing data analysis technique is applied and the image is segmented by block. And the morphological image processing is adopted. The algorithm is tested on the different quality fingerprints of the FVC (Fingerprint Verification Competition) fingerprint databases. The experimental results indicate that the proposed algorithm is effective for different quality fingerprints and outperforms the tradition fingerprint segmentation algorithms.

Key words: segmentation; fingerprint; algorithm; ISODATA clustering; morphological processing

1 引言

指纹图像分割的主要目的是去除非指纹区和噪声较多不易区分的指纹区域。正确的分割可以减少后续处理的时间,减少伪特征点的提取,提高识别准确率。

图像灰度平均值^[1]、方差^[2~4]、标准偏差、灰度对比度^[5]、方向一致性^[6]、全变差^[7]、方向图^[8]、熵^[6,9]、梯度熵^[6]、频率^[10,11]、有效点聚集度^[12]等指纹特征常用于指纹图像分割。如果考虑的特征较少,那么对于低对比度和噪声严重的图像分割将会产生较大的错误分割率。许多学者设计出了融合多个特征的分类器或方法,如经验阈值、分层分级

* 收稿日期:2012-08-17;修回日期:2013-01-21
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61262075);广西教育厅科研项目(200708LX226)
通信地址:541004 广西桂林市建干路 12 号桂林理工大学信息科学与工程学院
Address: College of Information Science and Engineering, Guilin University of Technology, 12 Jiangan Rd, Guilin 541004, Guangxi, P. R. China

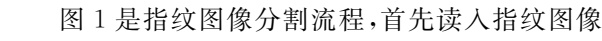
分割^[13,14]、自适应增强分类器^[6]、推理理论^[15,16]、均值聚类方法^[17]、神经网络^[18]等,一般融合的特征量越多,复杂度越高,耗费的时间越多。

本文对指纹特征和上述分割方法进行了研究。基于图像灰度特征的分割计算简单、分割速度快、实时性强。传统的全局阈值分割依赖于图像灰度分布良好的双峰性质,如果双峰性不明显或灰度呈多峰分布,分割效果就不理想。使用自适应阈值代替固定的阈值分割,在非指纹区域效果较好,但对于对比度低和噪声严重的指纹处理效果不理想,往往会对对比度低而方向性强的容易恢复的区域分割掉,且分割后的指纹图像存在块效应,在指纹与背景交接区域,以及指纹内部脊线较淡或脊线粘连的区域分割不准确。

基于图像方向频率特性的分割计算较复杂,特别是点方向或点频率的计算,对脊线粗细不均匀的区域或中心三角附近的区域,难以准确分割。

许多指纹特征量之间存在相关性,对多个特征量进行融合时,系数的选择非常关键。使用经验阈值融合多个特征量时,对于不同采集器采集的不同质量的指纹,经验阈值的设定比较困难。为了加快处理速度,先根据灰度特性对指纹图像进行裁剪,选择计算方便的块灰度均值、块标准偏差、块灰度对比度和块方向一致性等几个指纹特征,进行分块分割;然后对指纹进行形态学图像处理。

2 指纹图像分割流程

图1是指纹图像分割流程,首先读入指纹图像,并将其转换为 double 类图像,根据图像分辨率(用函数 *imfinfo* 计算,默认为 500 dpi)确定分块大小 *w*,如果图像分辨率为 500 dpi,则 *w* = 16(本文实验采用的是 FVC 指纹库,取 *w* = 16);然后对图像进行裁剪、均衡化、顶帽变换;最后分块分割,并进行形态学图像处理,输出处理结果。

3 指纹图像分割方法及实现

3.1 指纹图像裁剪

指纹图像中没有指纹的区域是非指纹区域,对非指纹区域进行计算会浪费时间,因此首先对图像进行裁剪,将非指纹区域去除,减少后续处理时间。

3.1.1 指纹图像裁剪步骤

步骤 1 从第 1 行开始,每隔 *x* 行,计算第 *i* 行

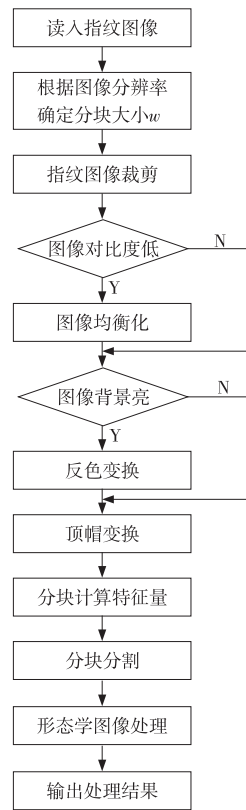


Figure 1 Flow of the fingerprint segmentation

图 1 指纹图像分割流程图

的最大灰度值和最小灰度值之差 *diff(i)*。其中 $i=1+kx$, *k* 是非负整数, $x=\sqrt{m}$, *m* 是图像的行数, $i\leq m$, 用 *floor* 函数取整。为了加快处理速度,本文没有对每一行计算最大灰度值和最小灰度值之差,而是每隔 *x* 行计算。

步骤 2 求出最大灰度值和最小灰度值之差 *diff(i)* 的最大值 *diffmax*。

步骤 3 找出最大灰度值和最小灰度值之差较大的计算行 *diffd*(本文取最大灰度值和最小灰度值之差大于 *diffmax*/3 的行)。

步骤 4 找到差值较大的开始行 *mb*。从步骤 3 中找出的第一个计算行开始,如果连续两个计算行的差值均较大,确定开始行为此计算行的前一个计算行(不小于 1),否则向后寻找。

步骤 5 找出差值较大的结束行 *me*。从步骤 3 中找出的最后一个计算行开始,如果连续两个计算行的差值均较大,则结束行为此计算行的后一个计算行(不大于 *m*),否则向前寻找。

步骤 6 按步骤 1~步骤 5 方法找到差值较大开始列 *nb* 和结束列 *ne*。

步骤 7 调整结束行 *me* 和结束列 *ne*,使裁剪后图像的尺寸是分块大小 *w* 的整数倍。

步骤 8 对原始图像 *img* 进行裁剪,得到裁剪

后图像 $img1$ 。

3.1.2 指纹图像裁剪效果

图 2 是指纹图像裁剪效果。图 2a 是 FVC2004db1 指纹图像 107_3.tif,裁剪前图像大小为 480×640 , $m=480$, $n=640$, $x=\sqrt{m}=21.9089$, 分别计算第 1、22、44、66、88...439、461 共 22 行的灰度最大值和最小值之差 $diff(i)$, $diff(i)$ 的最大值为 0.9098, 取 $diffmax=0.3033$, 找出所有大于 $diffmax$ 的计算行 $diffd$: 44、66、88、...、439、461, 从 44 开始连续两个计算行 44、66 的差值较大, 则取 44 前一个计算行 22 为开始行 $mb=22$; 同理, 从最后一个计算行 461 开始, 连续两个计算行 461、439 的差值均较大, 取此计算行的下一个计算行为结束行(最大取为 m), 结束行 $me=480$ 。同理, 找出开始列 $nb=178$, 结束列 $ne=521$, 行块数 $bi=(me-mb+1)/w=28$, 列块数为 $bj=(ne-nb+1)/w=21$, 裁剪后块数为 28×21 块, 调整后的结束行为 469, 结束列为 513, 裁剪后图像大小为 448×336 (如图 2b 所示), 减少为原始图像的 49%, 将使后续处理时间大大减少。



Figure 2 Crop effect of fingerprint
图 2 指纹图像裁剪效果

3.2 图像直方图均衡化

由文献[19]可知,灰度直方图反映图像中每一灰度级与其出现像素频率间的统计关系。部分指纹图像由于灰度分布集中在狭窄的区间,造成图像细节不够清晰,采用直方图均衡化可以使图像的灰度间距拉开,使灰度分布均匀,从而增大反差,使图像细节清晰,达到增强的目的。

为加快处理速度,只对对比度较低(标准偏差较小)的图像进行直方图均衡化。设 $img1(i,j)$ 为裁剪后图像在坐标 (i,j) 的灰度值, $m1$ 、 $n1$ 分别为裁剪后图像的行数和列数。先计算图像 $img1$ 的标准偏差,如果图像的标准偏差小于设定阈值 $T1$, 则进行均衡化处理,得到均衡化后图像 $img1$ 。在 Matlab 中,直方图均衡化由工具箱中的函数 *histeq* 实现。

3.2.1 图像均衡化步骤

步骤 1 按公式(1)计算图像的灰度均值

$avg1$:

$$avg1 = \frac{\sum_{i=1}^{m1} \sum_{j=1}^{n1} img1(i,j)}{m1 * n1} \tag{1}$$

步骤 2 按公式(2)计算图像的标准偏差 $std1$:

$$std1 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m1} \sum_{j=1}^{n1} (img1(i,j) - avg1)^2}{m1 * n1 - 1}} \tag{2}$$

步骤 3 图像直方图均衡化。如果 $std1 < T1$ (本文取 0.11), 则进行图像直方图均衡化, 否则跳出到反色变换。

3.2.2 指纹图像直方图均衡化效果

图 3 是指纹图像均衡化实例, 图 3a 是 FVC2000db1 指纹原始图像 110_7.tif (裁剪后图像尺寸为 288×288 , $avg1=0.8315$, $std1=0.0555$), 图像较亮且其动态范围较小, 如图 3b 所示, 其直方图偏向于灰度级的较亮端(灰度值为 0.6~0.98 的像素数占有所有像素的 99.81%), 直方图的宽度相对于整个灰度范围来说较狭窄。如图 3c 所示, 直方图均衡化后, 其平均亮度变暗, $avg1'=0.4998$, 对比度增强明显, 直方图在整个亮度标度上显著扩展, $std1'=0.2932$; 如图 3d 所示, 亮度的降低源于均衡化后的图像直方图中的灰度级平均值低于原始值。与图 3a 相比, 图 3c 的增强明显。

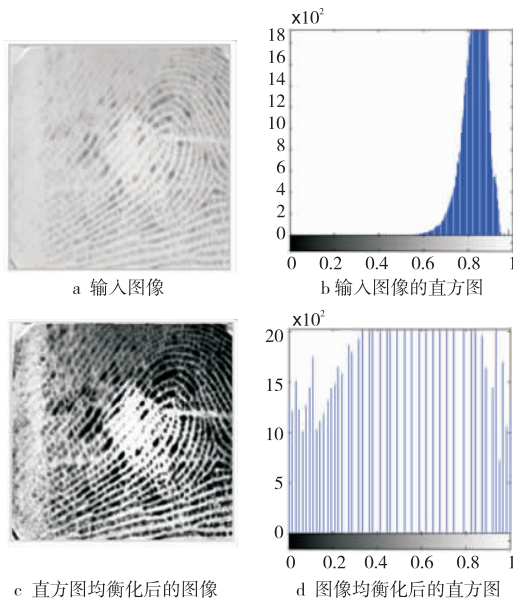


Figure 3 Example of the histogram equalization on fingerprint
图 3 指纹图像直方图均衡化实例

3.3 反色变换和顶帽变换

根据公式(3), 结构元素 b 对图像 f 的开运算

$f^{\circ}b$ 相当于图像 f 被 b 腐蚀,腐蚀的结果再用 b 膨胀。

$$f^{\circ}b = (f \ominus b) \oplus b \tag{3}$$

由文献[19]可知,开运算可以用于补偿不均匀的背景亮度。从原图像减去开运算后的图像称为顶帽(Top-hat)变换。为进行顶帽变换,需将图像变换为前景亮、背景暗的图像,因此,对于背景较亮的图像,先进行反色变换,再进行顶帽变换。在 Matlab 中,顶帽变换由工具箱中的函数 *imtophat* 实现。

3.3.1 算法步骤

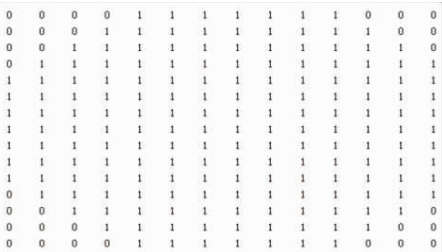
步骤 1 计算图像 *img1* 四周像素平均值 *avgbound*,如果背景较亮, $avgbound > 0.5$,则进行反色亮换 $img1 = 1 - img1$ 。

步骤 2 设置一个平坦的圆盘型结构元素 b ,半径为 $w/2$ 。

步骤 3 对图像 *img1* 进行顶帽变换,得到图像 *img2*。

3.3.2 图像顶帽变换效果

图 4 是指纹图像顶帽变换,图 4a 是结构元素 b ,它是一个平坦的圆盘型结构元素,半径为 8,图 4b 是 FVC2004db3 指纹图像 103_5.tif 顶帽变换前图像 *img1*,四周像素平均值 $avgbound = 0.4009$,背景亮度不均匀,图 4c 是顶帽变换后图像 *img2*,图像背景亮度变均匀了。



a 结构元素



b 变化前 c 变换后

Figure 4 Top-hat transform

图 4 顶帽变换

3.4 分块计算特征量

为了加快运算速度,本文选择计算方便的块灰度均值、块标准偏差、块灰度对比度和块方向一致

性等四个特征量。

3.4.1 特征量的计算步骤

步骤 1 将顶帽变化后图像 *img2* 分为 $w * w$ 大小的互不重叠的小块 *imgb*,分块计算特征量。

步骤 2 按公式(4)计算块灰度均值 *avgb*:

$$avgb = \frac{\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w imgb(i,j)}{w * w} \tag{4}$$

步骤 3 按公式(5)计算块标准偏差 *stdb*:

$$stdb = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^w (imgb(i,j) - avgb)^2}{w * w - 1}} \tag{5}$$

步骤 4 按公式(6)计算块灰度对比度 *zb*:

$$zb = \begin{cases} \frac{t1}{n1} - \frac{t2}{n2}, & n1 \neq 0 \text{ 且 } n2 \neq 0 \\ 0, & n1 = 0 \text{ 或 } n2 = 0 \end{cases} \tag{6}$$

其中, $n1$ 为块中灰度值大于或等于块灰度均值 *avgb* 的点数, $n2$ 为块中灰度值小于块灰度均值 *avgb* 的点数, $t1$ 为块中灰度值大于或等于块灰度均值 *avgb* 的所有点灰度值之和, $t2$ 为块中灰度值小于块灰度均值 *avgb* 的所有点灰度值之和。

步骤 5 由文献[20],可按公式(7)计算块方向一致性 *cohb*(点方向图计算比较复杂,本文选择计算简单但能反映方向特性的块方向一致性):

$$cohb = \frac{\sqrt{(G_{xx} - G_{yy})^2 + 4G_{xy}^2}}{G_{xx} + G_{yy}} \tag{7}$$

其中,

$$G_{xx} = \sum_{u=1}^w \sum_{v=1}^w \nabla_x(i+u,j+v)^2$$

$$G_{yy} = \sum_{u=1}^w \sum_{v=1}^w \nabla_y(i+u,j+v)^2$$

$$G_{xy} = \sum_{u=1}^w \sum_{v=1}^w \nabla_x(i+u,j+v) \cdot \nabla_y(i+u,j+v)$$

$$\nabla_x = \sum_{u=1}^3 \sum_{v=1}^3 S_x(u,v) \cdot imgb(i+u,j+v)$$

$$\nabla_y = \sum_{u=1}^3 \sum_{v=1}^3 S_y(u,v) \cdot imgb(i+u,j+v)$$

其中, S_x 、 S_y 为 Sobel 算子。

3.4.2 特征量计算结果

为了直观地观察四个特征量的值,将特征量用映射图的方式表示出来,图 5 显示了 FVC2004db1 指纹图像 107_3.tif 特征量的特征分布(图 5a 是顶帽变换后图像,图 5b 是块灰度均值,图 5c 是块标准偏差,图 5d 是块灰度对比度,图 5e 是块方向一

致性。图中较暗处表示值较小,黑色为特征量最小值;较亮处表示值较大,白色为特征量最大值)。反色变换和顶帽变换后,图像四周背景区域亮度低,块灰度均值较小,顶帽变换补偿了不均匀的背景亮度,图像背景区灰度变化小,前景区由于指纹的存在,灰度变化大,灰度分布存在规律性,邻近指纹走向基本一致,使块标准偏差、块灰度对比度、块方向一致性的值较大,背景区域或图像模糊区域特征量的值均较小,可以将以上特征量结合起来进行有效的分割。

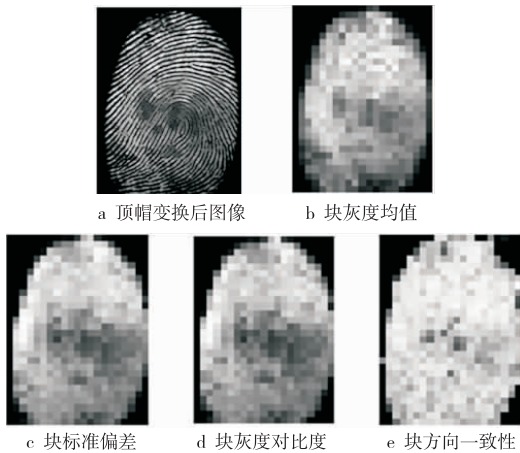


Figure 5 Distribution of characteristics
图 5 特征分布

3.5 分块分割

本文使用 ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique's Algorithm) 聚类^[21]进行分块分割。

3.5.1 ISODATA 聚类

由文献[21]可知,ISODATA 聚类算法是在 K-均值算法的基础上发展而来的,也称为迭代自组织分析算法,它把样本调整完毕后重新计算各类样本的均值,不仅可以通过调整样本归属类别完成样本的聚类分析,而且可以自动进行类别的“分裂”与“合并”,得到类数合理的聚类结果。主要步骤如下:

- 步骤 1 设定 N 个聚类中心位置的初始值;
 - 步骤 2 对每个模式(像素)求取离其最近的聚类中心位置,通过对像素赋值把图像分成 N 个区域;
 - 步骤 3 分别计算属于各聚类模式的平均值;
 - 步骤 4 将最初的聚类中心位置与新的平均值比较,如果相同则停止,如果不同返回步骤 2,继续进行。
- 步骤 1 将图像划分为前景块类和背景块类, N

取为 2。根据特征量的值设定初始前景块和初始背景块,以初始前景块和初始背景块的均值为初始聚类中心。为了加快聚类速度,步骤 2 只对非初始前景块且非初始背景块的未确定块进行判断,聚类的结果有三种:前景块、背景块、暂时无法确定的块(即未确定块)。

3.5.2 分块分割步骤

步骤 1 按公式(8)分别确定四个特征量的上下限 $up_feature$ 和 $low_feature$ 。

$$\begin{aligned} up_feature &= \min\{0.9, \\ &\quad max_feature - diff_feature\} \\ low_feature &= \min\{0.1, \\ &\quad min_feature + diff_feature\} \end{aligned} \tag{8}$$

其中, $diff_feature = (max_feature - min_feature) / 10$, $max_feature$ 为块特征量的最大值, $min_feature$ 为块特征量的最小值。

步骤 2 确定初始背景块和初始背景块类中心。对每一块图像,当某个特征量小于其对应下限时为初始背景块。初始背景块的块数大于或等于 1。初始背景块类中心为所有初始背景块特征量的平均值组成的一个四维向量。

步骤 3 确定初始前景块和初始前景块类中心。对每一块图像,当所有特征量均大于其对应上限时为初始前景块。初始前景块类中心为所有初始前景块特征量的平均值组成的一个四维向量。如果没有找到初始前景块,即初始前景块的块数为 0,那么初始前景块类中心为四个特征量上限组成的一个四维向量。

步骤 4 对每一个非初始前景块且非初始背景块的未确定块,分别计算四个特征量到前景块类中心分量和背景块类中心分量的距离(欧几里得距离)。

步骤 5 如果未确定块四个特征量到前景块类中心分量的距离都大于到背景块类中心分量的距离的两倍,则该块为背景块;如果未确定块四个特征量到背景块类中心分量的距离都大于到前景块类中心分量的距离的两倍,则该块为前景块;其它情况为未确定块。

步骤 6 分别计算前景块类和背景块类的中心。类中心不是具体的二维坐标,背景块类中心是所有背景块特征量平均值组成的一个四维向量,前景块类中心是所有前景块特征量的平均值组成的一个四维向量。如果没有找到前景块,则前景块类中心为四个特征量上限组成的一个四维向量。

步骤 7 将新的聚类中心与旧的聚类中心比

较,如果距离小于阈值 $T2$ (本文设为 0.01)则停止,得到背景模板 $mskback$ (大小为 $bi \times bj$,每一块为一个像素,背景块像素为 0,非背景块像素为 1),否则,以新的聚类中心为基准,返回步骤 4。

3.5.3 分块分割结果

图 6 是分块分割效果,图 6a 是 FVC2002db2 指纹图像109_8.tif裁剪后图像,图 6b、图 6c、图 6d 分别是聚类前、第一次聚类后和第二次聚类后块的块分类。其中,白色为前景块,黑色为背景块,灰色为未确定块。

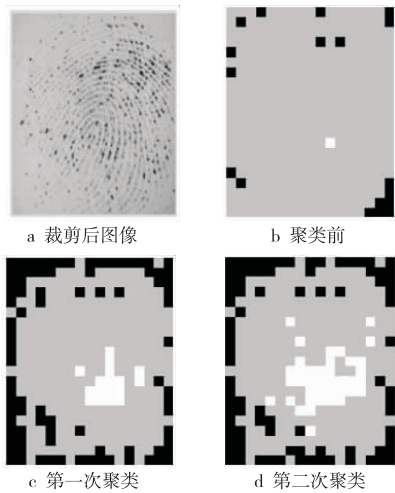


Figure 6 Effect of block segmentation

图 6 分块分割效果

裁剪后的图像有 21×17 块,如表 1 所示,由步骤 1 得块灰度均值的最大值为 0.6006,最小值为 0.0206, $difffeature$ 为 0.0580,下限为 0.0786,上限为 0.5426,同理得到块标准偏差的下限为 0.0444,上限为 0.2820,块灰度对比度下限为 0.0775,上限为 0.4971,块方向一致性下限为 0.1000,上限为 0.7986。

Table 1 Determine the upper limits and lower limits of characteristic quantities

表 1 确定特征量上下限

特征量	最大值	最小值	最大值与最小值之差	下限	上限
块灰度均值	0.6006	0.0206	0.5800	0.0786	0.5426
块标准偏差	0.3117	0.0147	0.2970	0.0444	0.2820
块灰度对比度	0.5495	0.0250	0.5245	0.0775	0.4971
块方向一致性	0.8821	0.0478	0.8343	0.1000	0.7986

表 2 反映了聚类过程,根据步骤 2 确定初始背景块类,图 6b 中黑色块共 18 块,初始背景块块灰度均值的平均值为 0.1080,块标准偏差的平均值为 0.0804,块灰度对比度的平均值为 0.1305,块方向一致性的平均值为 0.1781,因此,初始背景块类

中心为(0.1080, 0.0804, 0.1305, 0.1781)。根据步骤 3 确定初始前景块类,图 6b 中白色块共 1 块,初始前景块类中心为(0.4397, 0.3027, 0.5495, 0.8821)。根据步骤 4 和步骤 5 进行聚类,图 6c 是第一次聚类后的块分类,第一次聚类后背景块数为 87 块,背景块类中心为(0.1277, 0.1006, 0.1618, 0.2233),前景块块数为 17 块,前景块聚类中心为(0.4672, 0.2511, 0.4412, 0.7590),新的背景块类中心与旧的背景块类中心的距离为 0.0618,大于阈值 0.01。图 6d 是第二次聚类后的块分类,第二次聚类后背景块块数为 86 块,背景块类中心为(0.1281, 0.0998, 0.1605, 0.2234),前景块块数为 39 块,前景块聚类中心为(0.4464, 0.2482, 0.4349, 0.6948),新的背景块类中心与旧的背景块类中心的距离为 0.0016,小于阈值 0.01,聚类结束。从图 6 中可以看出,通过聚类,四个特征量都非常相似的块才聚集在一起,因为聚类时要求距前(背)景类中心分量距离都大于两倍距背(前)景块类中心分量才确定为背(前)景块,所以相邻的块不一定被划分为同一类型的块,只有部分指纹背(前)景块被分割出来,这样分割出的背(前)景块正确率很高。步骤 4 和步骤 5 仅对未确定块进行运算、判断,聚类速度较快,一般 2~4 次就聚类结束。

Table 2 Clustering process

表 2 聚类过程

	前景块数	背景块数	前景块类中心	背景块类中心	新旧背景中心距离
初始	1	18	(0.4397, 0.3027, 0.5495, 0.8821)	(0.1080, 0.0804, 0.1305, 0.1781)	
第一次聚类后	17	87	(0.4672, 0.2511, 0.4412, 0.7590)	(0.1277, 0.1006, 0.1618, 0.2233)	0.0618
第二次聚类后	39	86	(0.4464, 0.2482, 0.4349, 0.6948)	(0.1281, 0.0998, 0.1605, 0.2234)	0.0016

3.6 形态学图像处理

指纹图像前景一般都集中在一个区域。Nalini K R 等^[22]提出用形态学图像处理方法获得模板。经过多次腐蚀(本文腐蚀 4 次)增强,用最大类间方差法(Otsu 法)^[21]得到二值化的模板,删除二值模板小对象,填充孔洞等步骤得到最终的分割模板。

3.6.1 形态学处理步骤

步骤 1 对裁剪、反色变换(部分图像进行)后图像 $img1$,计算分块分割出的背景块处的灰度平均值 $avgback$,将背景处灰度值用 $avgback$ 代替。如果背景较暗,即 $avgback < 0.5$,则进行反色变换,即 $img1 = 1 - img1$ 。

步骤 2 处理次数 n 初始化为 1。

步骤 3 用 5×5 大小的结构元素对图像 $img1$ 进行腐蚀,增强(平方),用 Otsu 法找到模板 $msk1$,对 $msk1$ 求反,去掉图像 $img1$ 较小的对象。处理次数 n 加 1。如果 $n \leq 4$,返回步骤 3,否则执行步骤 4。

步骤 4 用 7×7 大小的结构元素对模板 $msk1$ 进行腐蚀,填充孔洞。

步骤 5 由分块分割得到的背景模板 $mskback$ (大小为 $bi \times bj$)生成模板 $msk2$ (大小为 $m1 \times n1$)。

步骤 6 将模板 $msk1$ 进行反色变换,与模板 $msk2$ 进行与运算,得到分割模板 msk 。

步骤 7 由于分块分割容易造成边界分割过度,将分割模板 msk 外边界扩大 $w/2$,得到最终的分割模板 msk 。

3.6.2 关键伪码

```

avgback=compback(img1,mskback);/* 步骤 1,计算
背景处灰度平均值,img1 是裁剪、反色变换后图像,
mskback 是分块分割得到的背景模板 */
if(avgback<0.5){
    img1=1-img1;//反色变换
    avgback=1-avgback;
}
img1=fillback(img1,mskback,avgback);/* 将背景
处用背景灰度平均值代替 */
n=1;//步骤 2,初始化处理次数
while(n<=4){//步骤 3
    img1=corrode(img1,5);/* 用 5 * 5 的结构元素腐
蚀 */
    c=img1 * img1;//平方
    msk1=ostu(c);//找模板 msk1
    msk1=-msk1;//求反
    img1=cutsmall(img1,msk1);//去掉小对象
    n=n+1;//处理次数加 1
}
msk1=corrode(msk1,7);/* 步骤 4,用 7 * 7 的结构元
素腐蚀 */
msk1=fill(msk1);//填充孔洞
msk2=msktem(mskback);/* 步骤 5,由分块分割背景
模板得到模板 msk2 */
msk=msk2-msk1;//步骤 6
msk=expand(msk,w/2);//步骤 7,边缘扩大
    
```

3.6.3 形态学图像处理效果

图 7 是形态学图像处理过程,图 7a~图 7d 分别是处理一次、两次、三次和四次的效果。图 7e 是步骤 3 使用的 5×5 的方形结构元素。

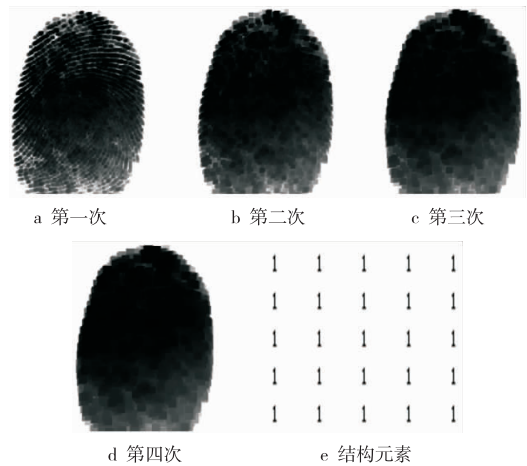


Figure 7 Morphological image processing

图 7 形态学图像处理

图 8 是形态学图像处理效果,图 8a 是 FVC2004db1 指纹图像 107_3.tif 裁剪、反色变换后图像 $img1$,背景处灰度平均值 $avgback$ 为 $4.0267e-004$,因为小于 0.5,进行反色变换,背景处灰度值用 $1-avgback=0.9996$ 代替,共经过四次处理。图 8b 是模板 $msk1$,图 8c 是分块分割背景模板得到的模板 $msk2$,图 8d 是最终分割模板 msk ,图 8e 是分割效果。

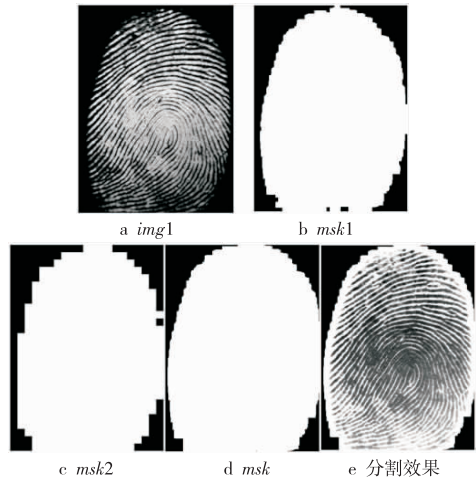


Figure 8 Effect of morphological image processing

图 8 形态学图像处理效果

4 实验结果与分析

4.1 实验环境及实验对象

为验证本文算法的有效性,采用实验平台: Windows XP Professional SP3, Matlab 6.5, Celeron (R) CPU 2.66 GHz, RAM: 512 MB, 对 FVC2000、FVC2002 和 FVC2004 的 12 个数据库中不同采集器采集的不同质量的指纹图像进行了测试,并与传

统的基于标准偏差的分割(方法 1)和基于方向一致性的分割方法(方法 2)进行比较。

4.2 实验结果

图 9~图 14 是部分实验结果。图 9~图 11 是光学采集仪采集的指纹图像,图 12 是使用电容传感器采集的,图 13 采集器的类型是热刮擦,图 14 是由指纹合成软件 SFinGe V2.51 生成的,其中各图中的图 a 是原图像,图 b 是用方法 1 分割的结果,图 c 是用方法 2 分割的结果,图 d 是用本文算法分割的结果。

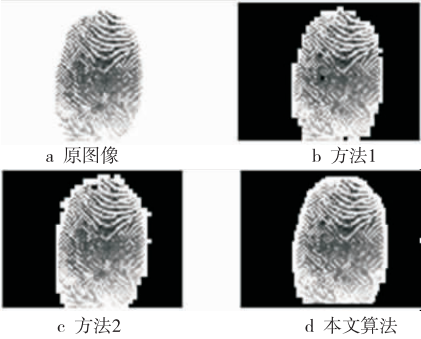


Figure 9 Results of FVC2004db1 107_3.tif
图 9 FVC2004db1 107_3.tif 分割结果

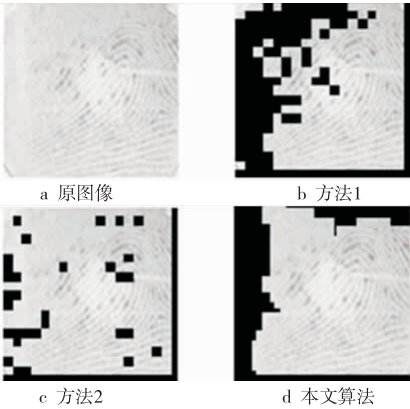


Figure 10 Results of FVC2000db1 110_7.tif
图 10 FVC2000db1 110_7.tif 分割结果

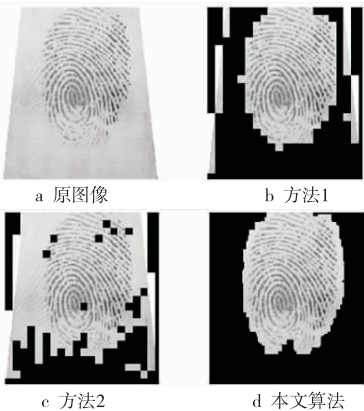


Figure 11 Results of FVC2004db2 105_2.tif
图 11 FVC2004db2 105_2.tif 分割结果

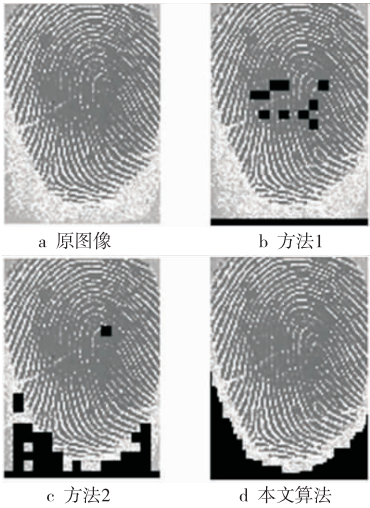


Figure 12 Results of FVC2000db2 105_1.tif
图 12 FVC2000db2 105_1.tif 分割结果

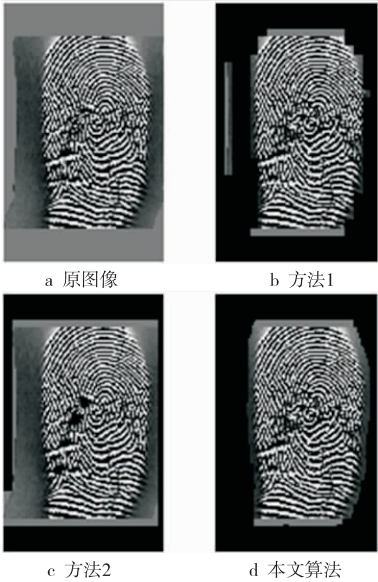


Figure 13 Results of FVC2004db3 103_5.tif
图 13 FVC2004db3 103_5.tif 分割结果

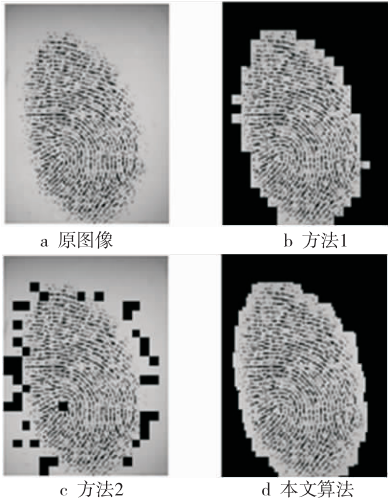


Figure 14 Results of FVC2002db4 105_6.tif
图 14 FVC2002db4 105_6.tif 分割结果

4.3 实验分析

4.3.1 直观效果

如图 9 所示,对质量较好的指纹图像,三种方法都能达到较好的分割效果。对于质量不好的图像,本文算法分割效果好于传统算法。

图 10 由于对比度较低,指纹区域与背景区域的灰度差异不大,方向性不明显,传统方法分割掉了较多的前景区域。

图 11 存在残留指纹,背景中残留指纹处的方向一致性较大,使传统方法保留了过多的背景区域,本文算法将几个特征量结合起来考虑,提高了分割的准确性。

图 12 噪声较多,背景区域的方差也较大,传统方法分割不准确。

图 13、图 14 背景不均匀,传统分割效果不太好,本文算法中的顶帽变换有效地解决了这一问题。

4.3.2 处理时间

表 3 是本文算法主要步骤耗时,形态学图像处理、顶帽变换和特征量的计算是针对像素点进行的,耗时较多,图像裁剪后尺寸越大,耗时越多;图像的均衡化处理仅在对比度很低的图像才进行;分块分割是以块为单位进行分割,因此耗时较少;图像裁剪采用隔若干行运算,所以图像大小对耗时的影响不大。

表 4 是三种算法在六个指纹上处理时间的比较,由于传统方法使用的特征量较少,没有进行形态学处理,因此耗费的时间较本文算法要少,但正确的分割将减少伪特征点的产生,减少后续识别过程所需的时间。

4.3.3 分割精确性

图 15a、图 15b 分别是人工划分指纹 FVC2000db2 105_1.tif 的边界和得到的模板 *actmsk*。

Table 4 Processing time

表 4 处理时间 s

指纹	方法 1	方法 2	本文算法
FVC2004db1 107_3.tif	0.625 0	0.641 0	2.500 0
FVC2000db1 110_7.tif	0.188 0	0.203 0	1.562 0
FVC2004db2 105_2.tif	0.250 0	0.265 0	1.875 0
FVC2000db2 105_1.tif	0.203 0	0.187 0	1.594 0
FVC2004db3 103_5.tif	0.292 0	0.296 0	1.938 0
FVC2002db4 105_6.tif	0.250 0	0.250 0	1.516 0

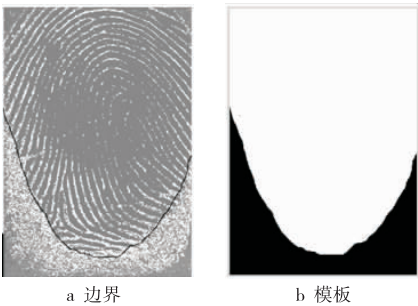


Figure 15 Effect of artificial segmentation

图 15 人工分割效果

设人工划分的前景区域为 *rightfore*,背景区域为 *rightback*,算法划分的前景区域为 *fore*,背景区域为 *back*。由文献[23]可知,检测率 *checkr* 即真阳性,是指纹中算法划出的前景区域 *fore* 占人工划出来的前景区 *rightfore* 的比率,按公式(9)计算。虚警率 *falsereject* 即假阴性,是指纹中可以进行后续处理的区域被划为背景区的像素占整幅图像的比率,按公式(10)计算。错误接受率 *falseaccept* 即假阳性,是指纹中背景区被认为是前景区像素占整幅图像的比率,按公式(11)计算。错误分割率 *ff* 是 1 减去正确分割的比率,按公式(12)计算。检测率高,虚警率低,错误分割率 *ff* 低表明识别较准确,错误接受率低表明分割彻底。表 5 是六个样本指纹的分割精确性。

Table 3 Time of the primary steps

表 3 本文算法主要步骤耗时 s

指纹	图像裁剪后尺寸	指纹图像裁剪	图像均衡化	顶帽变换	计算特征量	分块分割	形态学处理
FVC2004db1 107_3.tif	448 * 336	0.016 0	0.000 0	0.766 0	0.312 0	0.016 0	1.344 0
FVC2000db1 110_7.tif	288 * 288	0.015 0	0.031 0	0.453 0	0.188 0	0.016 0	0.844 0
FVC2004db2 105_2.tif	352 * 320	0.015 0	0.000 0	0.594 0	0.250 0	0.000 0	1.000 0
FVC2000db2 105_1.tif	352 * 256	0.016 0	0.000 0	0.468 0	0.188 0	0.015 0	0.860 0
FVC2004db3 103_5.tif	400 * 272	0.015 0	0.000 0	0.594 0	0.234 0	0.016 0	0.984 0
FVC2002db4 105_6.tif	336 * 240	0.016 0	0.000 0	0.453 0	0.187 0	0.016 0	0.781 0

$$checkr = \frac{|fore \cap rightfore|}{|rightfore|} \times 100\% \quad (9)$$

$$falsereject = \frac{|back \cap rightfore|}{|fore \cup back|} \times 100\% \quad (10)$$

$$falseaccept = \frac{|rightback \cap fore|}{|fore \cup back|} \times 100\% \quad (11)$$

$$ff = 1 - \frac{|rightback \cap back| + |rightfore \cap fore|}{|fore \cup back|} \quad (12)$$

Table 5 Segmentation accuracy
表 5 分割精确性

指纹	检测率	虚警率	错误接受率	错误分割率
FVC2004db1 107_3.tif	1.000 0	0.000 0	0.062 9	0.062 9
FVC2000db1 110_7.tif	0.944 6	0.035 3	0.144 1	0.179 5
FVC2004db2 105_2.tif	0.995 8	0.001 4	0.112 1	0.113 5
FVC2000db2 105_1.tif	1.000 0	0.000 0	0.079 4	0.079 4
FVC2004db3 103_5.tif	1.000 0	0.000 0	0.111 3	0.111 3
FVC2002db4 105_6.tif	1.000 0	0.000 0	0.124 4	0.124 4

如表 5 所示,部分指纹虚警率不为 0,有少量前景像素被分割掉。图 16a 是原始图像 FVC2000db1 110_7.tif,分析发现这些被分割的像素主要分布在图像边缘,图 16b 表示图中灰色像素,在后续处理中,处于前景边缘的特征点往往不能作为识别依据,对识别结果将不会有影响。

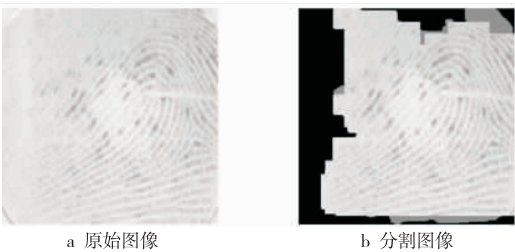


Figure 16 Some of objects are cropped
图 16 部分前景被分割

为了避免过度分割,算法在形态学处理中将分割模板外边界扩大 $w/2$, 尽量保证前景不被分割掉,但由此会造成错误接受率增大,表 5 表示各样本指纹错误接受率大于 0,图 17a 是指纹 FVC2000db2 105_1.tif,图 17b 是本文算法分割结果,图 17c 中黑色像素是被误识为前景的背景像素,识别中处于扩大边界区域的特征点被视为伪特征点,不会影响识别结果。

实验结果表明,不管是质量好的指纹图像,还是质量不好的指纹图像,本文算法都能较好地进行分割,效果好于仅采用少量特征量的传统算法。但

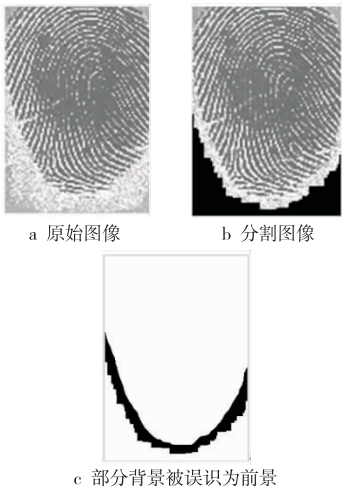


Figure 17 Some background pixels are accepted
图 17 部分背景被接受

是,由于算法考虑了比较多的特征量,步骤较多,所以耗费的时间要比仅采用少量特征量的传统分割算法多一些。

5 结束语

本文提出了一种新的指纹分割方法,先每隔数行(列)计算行(列)灰度的最大值和最小值之差,裁剪掉多余的背景区域,使用顶帽变换补偿不均匀的背景亮度。分析发现,顶帽变换后在指纹图像前景区域块灰度均值、块标准偏差、块灰度对比度、块方向一致性的值较大,而背景区域则较小。综合考虑四个特征量,采用 ISODATA 聚类算法,找出部分比较确定的背景块,将背景块处像素灰度值用背景处灰度平均值代替,最后使用形态学图像处理方法进行分割。算法在 Matlab 平台上编程实现,对 FVC 指纹库不同采集集采集的不同质量的指纹进行了测试,实验结果表明,本文算法较传统分割方法更有效。

参考文献:

[1] Zhu En, Yin Jian-ping, Hu Chun-feng, et al. Systematic methods of fingerprint fidge orientation estimation and image segmentation[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2007, 35(5):669-674. (in Chinese)

[2] Mehtre B M, Chatterjee B. Segmentation of fingerprint images-A composite method[J]. Pattern Recognition, 1989, 22(4):381-385.

[3] Wang Feng. Fingerprint image quality assessment and preprocessing[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008. (in Chinese)

[4] Chen Xin-jian, Tian Jie, Cheng Jian-gang, et al. Segmentation of fingerprint images using linear classifier[J]. EUR-

- ASIP Journal on Applied Signal Processing, 2004(4): 480-494.
 - [5] Yang Gong-ping, Chen Ya-wei, Yin Yi-long, et al. A method of fingerprint segmentation base on transductive learning [P]. Chinese Patent: 201010202767. 4, 2010. (in Chinese)
 - [6] Guo Fang-fei. The fingerprint quality evaluation and its application[D]. Xi'an: Xidian University, 2010. (in Chinese)
 - [7] Chen Xiao-guang, Feng Ju-fu. Segmentation of fingerprint images using discriminant analysis of multiple features[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2009, 45(4): 579-584. (in Chinese)
 - [8] Mehtre B M, Murthy N N, Kapoor S, et al. Segmentation of fingerprint images using the directional image[J]. Pattern Recognition, 1987, 20(4): 429-435.
 - [9] Zhang Li-xiang. Research on the fingerprint image preprocessing[D]. Changsha: Central South University, 2010. (in Chinese)
 - [10] Zhou Yong-dong. Design of fingerprint image enhancement algorithm and accelerator[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006. (in Chinese)
 - [11] Deng Liang, Zhang Xin-man, Shen Hong-hui, et al. A universal fingerprint segmentation algorithm based on linear classifier[J]. Microelectronics & Computer, 2011, 28(12): 124-128. (in Chinese)
 - [12] Mei Yuan, Cao Guo, Sun Huai-jiang, et al. Effective method for the segmentation of fingerprint images based on new feature[J]. Computer Science, 2009, 36(11): 273-278. (in Chinese)
 - [13] Wu Xian-li, Jiang Chang-hong. Research of segmentation algorithm of fingerprint image[J]. Journal of Shenyang Institute of Chemical Technology, 2005, 19(1): 47-49. (in Chinese)
 - [14] Zhu En, Yin Jian-ping, Hu Chun-feng, et al. A systematic method for fingerprint ridge orientation estimation and image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(8): 1452-1472.
 - [15] Wang Feng. Application research of D-S evidence theory in fingerprint image segmentation[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(24): 169-172. (in Chinese)
 - [16] Tang Liang-rui, Xie Xiao-hui, Cai An-ni, et al. Fingerprint image segmentation based on D-S evidence theory[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(7): 887-892. (in Chinese)
 - [17] Zhang Hong-wei, Shi Zhi-chen. Fingerprint segmentation base on k -mean clustering and linear neighborhood spread[P]. Chinese Patent: 201110187105. 9, 2011. (in Chinese)
 - [18] Zhu Xin-zhong, Zhao Jian-min, Zhu En, et al. A method of fingerprint segmentation and fingerprint ridge orientation estimation based on BP neural network[P]. Chinese Patent: 200710164536. 7, 2007. (in Chinese)
 - [19] Rafael C G, Richard E W, Steven L E. Digital image processing using MATLAB[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009.
 - [20] Davide M, Dario M, Anil K J, et al. Handbook of fingerprint recognition[M]. 2nd ed. London: Springer, 2009.
 - [21] Guo Wen-qiang, Hou Yong-yan. Digital image processing [M]. Xi'an: Xidian University Publishing House, 2009. (in Chinese)
 - [22] Nalini K R, Sharat C, Jonathan H C, et al. Generating cancelable fingerprint templates[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(4): 561-572.
 - [23] Zhang Shi, Dong Jian-wei, She Li-huang. The methodology of evaluating segmentation algorithms on medical image[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(9): 1872-1880. (in Chinese)
- ### 附中文参考文献:
- [1] 祝恩,殷建平,胡春风,等. 指纹纹路方向计算与图像分割的系统方法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2007, 35(5): 669-674.
 - [3] 王峰. 指纹图像质量评估与预处理[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2008.
 - [5] 杨公平, 陈亚伟, 尹义龙, 等. 一种基于直推式学习的指纹图像分割方法[P]. 中国专利: 201010202767. 4, 2010.
 - [6] 郭芳菲. 指纹图像质量分析及其应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.
 - [7] 陈小光, 封举富. 基于多特征判别分析的指纹图像分割方法[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2009, 45(4): 579-584.
 - [9] 张理想. 指纹图像预处理研究[D]. 长沙: 中南大学, 2010.
 - [10] 周永东. 指纹图像增强算法研究和加速器设计[D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
 - [11] 邓亮, 张新曼, 沈虹晖, 等. 一种基于线性分类器的通用指纹分割方法[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(12): 124-128.
 - [12] 梅园, 曹国, 孙怀江, 等. 一种基于新特征的有效指纹图像分割算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(11): 273-278.
 - [13] 吴显丽, 姜长洪. 指纹图像的分层分割算法[J]. 沈阳化工学院学报, 2005, 19(1): 47-49.
 - [15] 王峰. D-S 证据理论在指纹图像分割中的应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(24): 169-172.
 - [16] 唐良瑞, 谢晓辉, 蔡安妮, 等. 基于 D-S 证据理论的指纹图像分割方法[J]. 计算机学报, 2003, 26(7): 887-892.
 - [17] 张宏伟, 史智臣. 基于 k 均值聚类与线性邻域传播结合的指纹图像分割方法[P]. 中国专利: 201110187105. 9, 2011.
 - [18] 朱信忠, 赵建民, 祝恩, 等. 一种基于 BP 神经网络的指纹图像纹路方向计算和图像分割方法 [P]. 中国专利: 200710164536. 7, 2007.
 - [21] 郭文强, 侯勇严. 数字图像处理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2009.
 - [23] 张石, 董建威, 余黎煌. 医学图像分割算法的评价方法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9): 1872-1880.
- ### 作者简介:
- 

刘汉英(1973-), 女, 广西桂林人, 硕士, 高级实验师, 研究方向为数字图像处理。E-mail: 2007056@glut.edu.cn

LIU Han-ying, born in 1973, MS, senior experimentalist, her research interest includes digital image processing.