

基于最大邻域内差的静脉图像增强和图像分割

康文雄 邓飞其

(华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640)

摘要 为了克服因静脉图像照度不均造成的现有分割算法对静脉纹路分割不够精确的问题,提出了一种基于最大邻域内差(Maximal intra-neighbor difference, MIND)的静脉图像分割算法,其核心是充分利用静脉图像的邻域信息和新设计的距离函数计算出原图的 MIND 图像,并与经过直方图修正后的原图加权相加得到了增强图像,之后,通过计算出增强图像的均值图像并与增强图像进行加权比较得到最终的分割结果。在分割的过程中,可以根据 MIND 图像的直方图自适应调整算法中的分割参数提高分割效果,最后的实验结果证明了算法的有效性。

关键词 图像处理;静脉识别;图像分割和增强;最大邻域内差;直方图

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS20092907.1830

Vein Image Enhancement and Segmentation Based on Maximal Intra-Neighbor Difference

Kang Wenxiong Deng Feiqi

(College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510640, China)

Abstract In order to overcome the problems that vein lines are inaccurate in results of existed segmentation algorithms caused by the uneven illumination of the vein image, a novel image segmentation algorithm based on maximalson intra-neighbor difference(MIND) is proposed. In the algorithm, the neighbor information of original vein image is well used to get the MIND image together with a new distance function. The enhanced image is got by adding with original image processed by histogram modification. Through the calculated mean image of enhanced image and weighted comparison with enhanced image, segmentation result is obtained. During the segmentation, to the segmentation result can be improved by adjusting key parameters adaptively according to the histogram of MIND image. Experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words image processing; vein recognition; image segmentation and enhancement; maximal intra-neighbor difference (MIND); histogram

1 引 言

图像分割作为图像分析和模式识别的前提,其目的就是把图像空间中具有特定意义的不同区域区分开,以便图像特征的提取,这些区分开的区域之间互不相交,每个区域都满足特定区域的一致性,图像分割的效果直接关系到后续的特征提取、图像分析

和模式识别,因此一直以来都是图像处理的重要问题,也是计算机视觉研究中的经典难题^[1]。国内外研究人员针对图像分割提出了许多不同的算法,但是由于图像的多样性以及需求的多样性,到目前为止还不存在一种通用的方法。静脉识别作为一种新兴的生物特征识别方法近些年来得到了越来越多的

收稿日期: 2008-09-03; **收到修改稿日期:** 2008-11-25

基金项目: 国家自然科学基金(60674034),佛山市科技发展专项资金(200601006)和佛山市禅城区产学研专项资金(2007B1041)资助课题。

作者简介: 康文雄(1976—),男,博士生,讲师。主要从事人体特征识别,图像处理与模式识别,计算机视觉等方面的研究。E-mail: auwxkang@scut.edu.cn

导师简介: 邓飞其(1961—),男,博士,教授,博士生导师。主要从事系统工程,控制理论与应用等方面的研究。E-mail: aufqdeng@scut.edu.cn

研究人员的关注^[4~16], 静脉图像分割作为静脉识别的关键步骤, 直接影响到静脉图像的特征提取, 目前已有一些研究人员针对静脉图像的特点提出了一些分割算法^[4~11], 但是大部分算法得到的分割结果中静脉的纹路明显过粗, 与实际的静脉纹路有一定的距离, 因此会对后续的处理产生一定的影响。本文针对这个问题, 提出了一种基于最大邻域内差 (Maximal intra-neighbor difference, MIND) 的静脉图像增强和分割算法, 该算法充分利用了原图像的邻域信息, 解决了上述算法存在的不足。此外, 利用本文算法的前半部分对静脉图像进行处理还可以得到较好的增强效果。

2 算法描述

在本文算法中, 需要多次对图像中每一像素点的邻域进行处理, 邻域范围内的像素点信息对后续的图像处理会产生较大影响, 而邻域范围由邻域半径和距离函数决定, 因此首先需要确定距离函数。目前还没有定义数字图像距离的唯一方法, 常用的距离函数^[1,2]有欧式距离、街区距离和棋盘距离, 为提高算法的稳定性, 这里定义一种新的距离函数, 四舍五入欧氏距离

$$d_{R_Circle} = \text{Round}(\sqrt{(i_1 - i_2)^2 + (j_1 - j_2)^2}). \quad (1)$$

这种距离是在欧氏距离的基础上结合数字图像处理特性来定义的, 与棋盘距离以及街区距离不同的是: 按照街区距离得到邻域范围的是不大于 d_{block} 的像素点组成的菱形区域, 按照棋盘距离得到的邻域范围是不大于 d_{chess} 的像素点组成的正方形区域, 而按照四舍五入欧氏距离定义得到的邻域范围是不大于 d_{R_Circle} 的像素点组成的近似圆形的区域。研究中发现利用像素的邻域信息进行图像分析和处理时使用 d_{R_Circle} 作为距离函数更为准确, 而且比较符合 2.1 节中对邻域分块模板的要求, 从而提高静脉图像的分割效果。

该算法流程图见图 1, 首先读入原图像, 并选择模板对原图像中每个像素点的邻域分为多个扇形条块, 计算出每个扇形条块内像素点灰度值的均值作为每个扇形条块的值, 将全部的扇形条块分成两组互补的连续扇形块, 之后计算任意两个互补连续扇形块均值之差, 取这些差值绝对值中的最大值生成 MIND 图像, 同时对原图像进行限定对比度自适应性直方图均衡化^[17] (Contrast-limited adaptive histogram equalization, CLAHE),

然后将 CLAHE 图像和 MIND 图像加权相加得到增强图像。得到的增强图像是后续图像分割的基础, 在进行图像分割之前, 先求 MIND 图像的直方图, 根据直方图自适应确定后续分割中所要用到的邻域半径 r 和加权系数 b 。对增强图像中每个像素点计算出半径为 r 的邻域内的均值, 得到均值图像, 再将均值图像与增强图像进行加权比较 (加权系数 b 根据 MIND 图像的直方图确定) 后得到最终的分割结果。

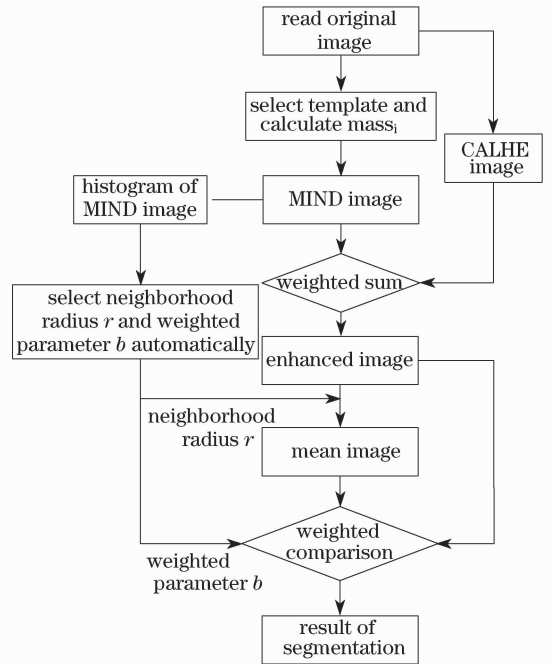


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm

2.1 对邻域进行分块

首先将原图像 P_{original} 中每个像素点的邻域分为 16 个以该点为中心的相邻扇形条块, 记为 mass_i , ($i=1\cdots 16$)。此时有三个方面的需要确定: 1) 确定邻域范围的距离函数; 2) 邻域半径; 3) 邻域分块模板, 这三者都会对最终静脉图像的分割效果产生不同程度的影响。其中邻域半径大小对图像分割效果的影响在后面的实验结果与分析中进行讨论; 邻域的距离函数经过比较, 选择了前面定义的四舍五入欧氏距离 d_{R_Circle} ; 现在确定邻域分块模板, 邻域分块模板可以有多种, 图 2 所示模板是对图像中某一像素点的邻域 (由邻域半径为 7 的四舍五入欧氏距离 d_{R_Circle} 确定的邻域范围) 进行分块的多种模板中的其中一种模板, 它将该点的邻域分为 16 个扇形条块, 其中水平且向右的扇形条块称为 mass_1 , 从 mass_1 开始顺时针旋转所经过的扇形条块, 分别为 mass_2 到

mass₁₆。实验表明为保证静脉图像的分割效果,在选取邻域分块模板时要遵循两个原则:一是保证分块后扇形条块 mass_i 和 mass_{mod(i+7,16)+1} 以该点为原点保持对称;二是确保分块后每一 mass_i 中所包含像素点的个数尽可能相等,根据这两个原则选择图 2 所示的邻域分块模板。

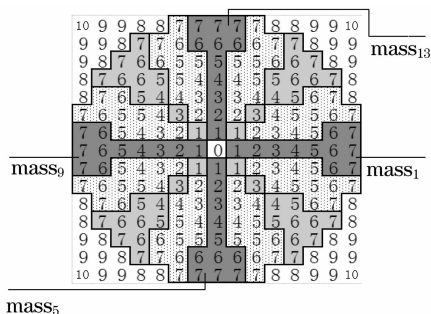


图 2 邻域分块模板

Fig. 2 Template for neighborhood partition

2.2 计算 MIND 图像

计算出图像中每一个像素点的 MIND,在确定模板半径,距离种类和邻域分块模板并对邻域进行分块后,分别求出每一扇形条块内所有像素点的值 $p(m,n)$ 之和 S_i ,然后从某一像素点的第 1 个扇形条块开始到第 16 个扇形条块,求出从第 j 扇形条块开始的连续 k 个扇形条块的均值与剩余连续 $16-k$ 个扇形条块的均值之差的绝对值, k 的取值范围为从 2 到 8,即 $k=2$ 时,计算出所有连续 2 个扇形条块与其余 14 个扇形条块均值之差的绝对值 $T_{2,j}$ ($j=1\cdots 16$),共计有 16 个值,然后计算当 $k=3$ 时所有连续 3 个扇形条块与其余 13 个扇形条块均值之差的绝对值 $T_{3,j}$ ($j=1\cdots 16$),也共计有 16 个值,直到计算出 $T_{8,j}$,得到全部的值 $T_{k,j}$ ($j=1\cdots 16, k=2\cdots 8$),共计 112 个 (16×7),求出这 112 个值其中的最大值 T_{\max} , T_{\max} 的计算公式为

$$\begin{cases} S_i = \sum p(m,n), (m,n) \in \text{mass}_i, (i = 1\cdots 16), \\ T_{k,j} = \left| \frac{1}{k} \sum_{i=j}^{j+k-1} S_{\text{mod}(i-1,16)+1} - \frac{1}{16-k} \sum_{i=j+k}^{j+15} S_{\text{mod}(i-1,16)+1} \right| (j = 1\cdots 16, k = 2\cdots 8), \\ T_{\max} = \max(T_{k,j}) (j = 1\cdots 16, k = 2\cdots 8). \end{cases} \quad (2)$$

将 T_{\max} 赋值给 MIND 图像 P_{MIND} 相应的点,通过计算出原图像中所有像素点的 MIND 后,得到了原图像(如图 3(a)所示)的 MIND 图像 P_{MIND} ,如图 3(b)所示。

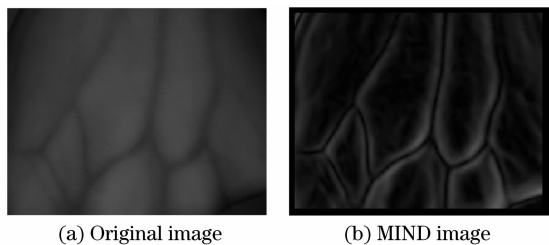


图 3 计算原图像的 MIND 图像

Fig. 3 Calculation of MIND image of original image

当(2)式中的 k 值为常量 8 时,(2)式可以简化为

$$\begin{cases} S_i = \sum p(m,n), (m,n) \in \text{mass}_i, (i = 1\cdots 16), \\ T_j = \frac{1}{8} \left| \sum_{i=j}^{j+7} S_{\text{mod}(i-1,16)+1} - \sum_{i=j+8}^{j+15} S_{\text{mod}(i-1,16)+1} \right| (j = 1\cdots 8), \\ T_{\max} = \max(T_j) (j = 1\cdots 8). \end{cases} \quad (3)$$

当(2)式中的 k 值为常量 8 时可以理解为:从某一像素点的第 1 个扇形条块开始到第 8 个扇形条块,求出个从第 j 个条块开始的连续 8 个扇形条

表 1 不同 k 值时的计算时间比较

Table 1 Comparison of computing time of different k value	k	2	4	6	8
Computing time/s		1.5328	1.1188	0.7204	0.1609

2.3 计算增强图像

从 MIND 图像 P_{MIND} 中可以看出,在静脉纹路边缘像素点的灰度值较大,而静脉纹路本身,以及背

景部分像素点的灰度值较小,这是因为在静脉纹路边缘的像素点,在其邻域可以找到合适的邻域分割线使得该点的 MIND 相对较大,而对于静脉纹路本身以及背景部分的像素点,它们 MIND 相对较小。因此静脉纹路本身和背景会难以区分,而原图像中,静脉纹路上像素点的灰度值较小,背景像素点的灰度值较大,因此,可以将 MIND 图像与原图像加权相加,得到增强图像 P_{enhance}

$$P_{\text{enhance}} = \alpha \times P_{\text{original}} + \beta \times P_{\text{MIND}},$$

$$(\alpha + \beta = 1, 0 < \alpha < 1, 0 < \beta < 1) \quad (4)$$

选择不同的 α 和 β 值,会产生不同的增强效果,因而可以改善视觉效果,但实验结果同时也表明不同的 α 和 β 值,对后续的分割算法影响不大。在实际算法中,为了提高增强的效果,在将 MIND 图像与原图像加权相加之前,先对原图像进行 CLAHE^[7] 以增强原图像的对比度,CLAHE 与直方图均衡化不同,它不是直接针对图像进行全局处理,而是对图像中的局部块(tiles)进行直方图均衡化处理,因此每个局部块的对比度得到增强,然后利用双线性插值方法把各个小块拼接起来,消除局部块造成的边界,从而使得图像的对比度得到有效限定,尤其是在均匀区域,以避免放大图像中可能出现的噪声点。处理后得到直方图修正图 P_{CALHE} ,见图 4(b)。此时将 MIND 图像与 CLAHE 图像加权相加,得到增强图像 P_{enhance} ,见图 4(c),选择不同的 α 和 β 值,会产生不同的增强效果,文中选择 $\alpha=0.5, \beta=0.5$ 。

$$P_{\text{enhance}} = \alpha \times P_{\text{CALHE}} + \beta \times P_{\text{MIND}},$$

$$(\alpha + \beta = 1, 0 < \alpha < 1, 0 < \beta < 1) \quad (5)$$

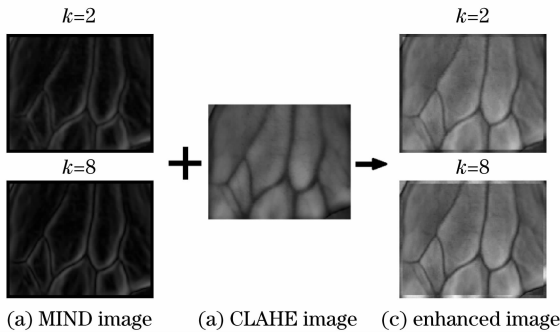


图 4 MIND 图像与 CLAHE 图像加权相加

Fig. 4 MIND images weightedly added to CLAHE images

2.4 计算邻域均值

创建一个名为均值图像的新位图 P_{mean} ,并将该图像的全部像素点置零。计算增强图像 P_{enhance} 中每一像素点的邻域均值,并将该值赋值给均值图像 P_{mean} 。此时邻域均值是指以半径为 r 的棋盘距离内

$$\text{的所有邻域点的平均值 } \bar{v} = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{i,j=-n}^n v(i,j).$$

邻域半径 r 选择合适与否会影响最终的分割效果,如何选择合适的邻域半径 r 见第 3 节中的实验 2。

2.5 加权比较均值图像和增强图像

创建一个名为分割结果图像的新位图 P_{segment} ,并将该图像的全部像素点置零。逐点对均值图像 P_{mean} 与增强图像 P_{enhance} 的对应点进行加权比较,并将加权比较的结果赋值给新图像 P_{segment} 中对应点,比较全部的像素点即可得到图像的分割结果,其计算公式为

$$P_{\text{segment}}(i,j) = \begin{cases} 255, & a \times P_{\text{enhance}}(i,j) - b \times P_{\text{mean}}(i,j) \geq 0, \\ 0 & a \times P_{\text{enhance}}(i,j) - b \times P_{\text{mean}}(i,j) < 0. \end{cases} \quad (6)$$

在实际的图像分割中,可以保持加权系数 a 为常数 1,通过调节加权系数 b 的值来提高分割的效果,加权系数 b 选择的合适与否对最终的分割效果起着重要的作用,关于如何选择最优的加权系数 b 见第 3 节中的实验 2。

3 实验结果分析与比较

3.1 实验 1

实验 1 讨论了对邻域进行分块中的三个参数之一的模板半径 n 对增强效果的影响。通过反复实验,发现模板半径 n 对增强效果的影响比较明显。图 5(a)和图 5(b)中最左上角的图像为原始静脉图像,图 5(a)和图 5(b)中其他五副图像是采用了 5 种不同的模板半径分别对两幅静脉图像进行了处理后的结果图。实验结果表明,模板越大,增强后的图像越模糊,边缘未能处理的边界也越大,但是模板半径太小也会影响增强的效果,经过反复实验发现,一般采用模板半径为 7 时,增强效果相对最优。

3.2 实验 2

实验 2 讨论了对图像分割起重要作用的参数。通过对多幅图像的反复实验:发现两个参数对最终的图像分割效果影响较大,其中包括 2.4 节中讨论的计算增强图像的均值图像时所用到的邻域半径 r ,以及 2.5 节中讨论的将均值图像与原图像加权比较时的加权系数 b 。图 6(a)和图 6(b)分别对两幅静脉图像进行了实验,通过比较可以看出在图 6(a)中,邻域半径 r 取值在 8 附近且加权系数 b 取值在 0.9 附近时,分割后的图像比较完整且噪声较少,分割效果最好。而在图 6(b)中,邻域半径取值

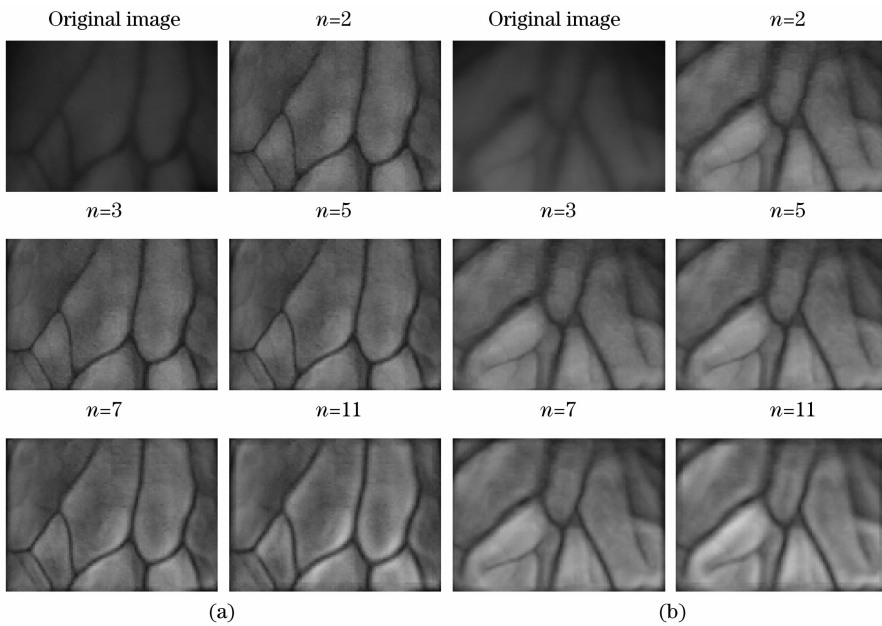


图 5 不同尺寸模板的增强效果

Fig. 5 Enhancement results of different size templates

在 16 附近时且加权系数 b 取值在 0.93 附近时,分割后的图像比较完整且噪声较少,分割效果最好。通过比较两幅原图:图 5(a)和图 5(b)最左上角的原图像,可以发现,如果原图像中前景和背景区分较为明显时,即原图像较为清晰时,为了取得较好的分割效果,在本算法中邻域半径 r 取值和加权系数 b 取值应该较小,而原图像中前景和背景区分不太明显时,即原图像较为模糊时,为了取得较好的分割效果,则在本算法中邻域半径 r 取值和加权系数 b 取值应该较大。

3.3 实验 3

实验 3 讨论了如何自动选择参数来提高分割效果。从实验 2 可知邻域半径 r 和加权系数 b 对于静脉图像的分割效果有较大的影响,因此对于清晰度不同的图像,应该采用相应的邻域半径 r 和加权系数 b :对于清晰度较高的图像,采用较小的半径 r 和参数 b 即可取得最优的分割效果,而对于清晰度较低的图像,则需要采用较大的邻域半径 r 和加权系数 b 才能取得最优的分割效果。因此,为了提高算法的实用性,则应该根据图像的清晰度自适应选择参数:邻域半径 r 和加权系数 b 来对图像进行分割处理。

对于相对较为清晰的静脉图像,其前景和背景之间的过渡区较短,根据提出的 MIND 法计算可知,此时过渡区像素点的 MIND 值会相对较大,因此得到的 MIND 图像中较大值会相应增多,而对于相对较为模糊的静脉图像,其前景和背景之间的过

渡区较长,因此过渡区像素点的 MIND 值会相对较小,得到的 MIND 图像中较大值会相应减少,这一点可以从图 7 中看出。图 7 中 (b) 是原图像 (a) 的 MIND 图像(采用四舍五入欧氏距离,模板半径为 3),图 7(c) 为 MIND 图像 (b) 的直方图。图 7(a) 中上面的原图像相对下面的原图像较为清晰,因此从它们 MIND 图像的直方图图 7(c) 中可以看出:图 7(c) 上图中 0.15 到 0.2 之间的灰度值要明显多于下图中 0.15 到 0.2 之间的灰度值。在具体算法中可以利用这一点,将部分较大值在原图像的 MIND 图像的直方图中所占比例作为选择半径 r 和加权系数 b 的依据,经过多组实验证明该方法切实可行。图 8 是使用该方法的一个实例,图 8 中 (a), (b), (c) 分别时原始静脉图像, MIND 图像, 直方图, 从图 8(a) 中可以看出, 该图像较为模糊, 因此在该图像 MIND 图像的直方图[图 8(c)]中可以看出, 0.15 到 0.2 之间的灰度值较少, 因此从图 8(d) 中可以看出, 针对该图, 选择半径 r 为 18 和加权系数 b 为 0.94 时分割效果相对最优。

3.4 实验 4

实验 4 将重复线跟踪法^[4]和 Niblack 方法^[18]与本文算法的实验结果进行比较,在 Niblack 方法中,邻域模板的大小对分割的效果有较大影响,而重复线跟踪法中,横截面宽度值以及从当前点到横截面之间的距离值也会对分割效果产生较大影响,分别从中挑出最优的分割结果来与本文算法的实验结果进行比较,本文算法通过计算原图像 MIND 图像

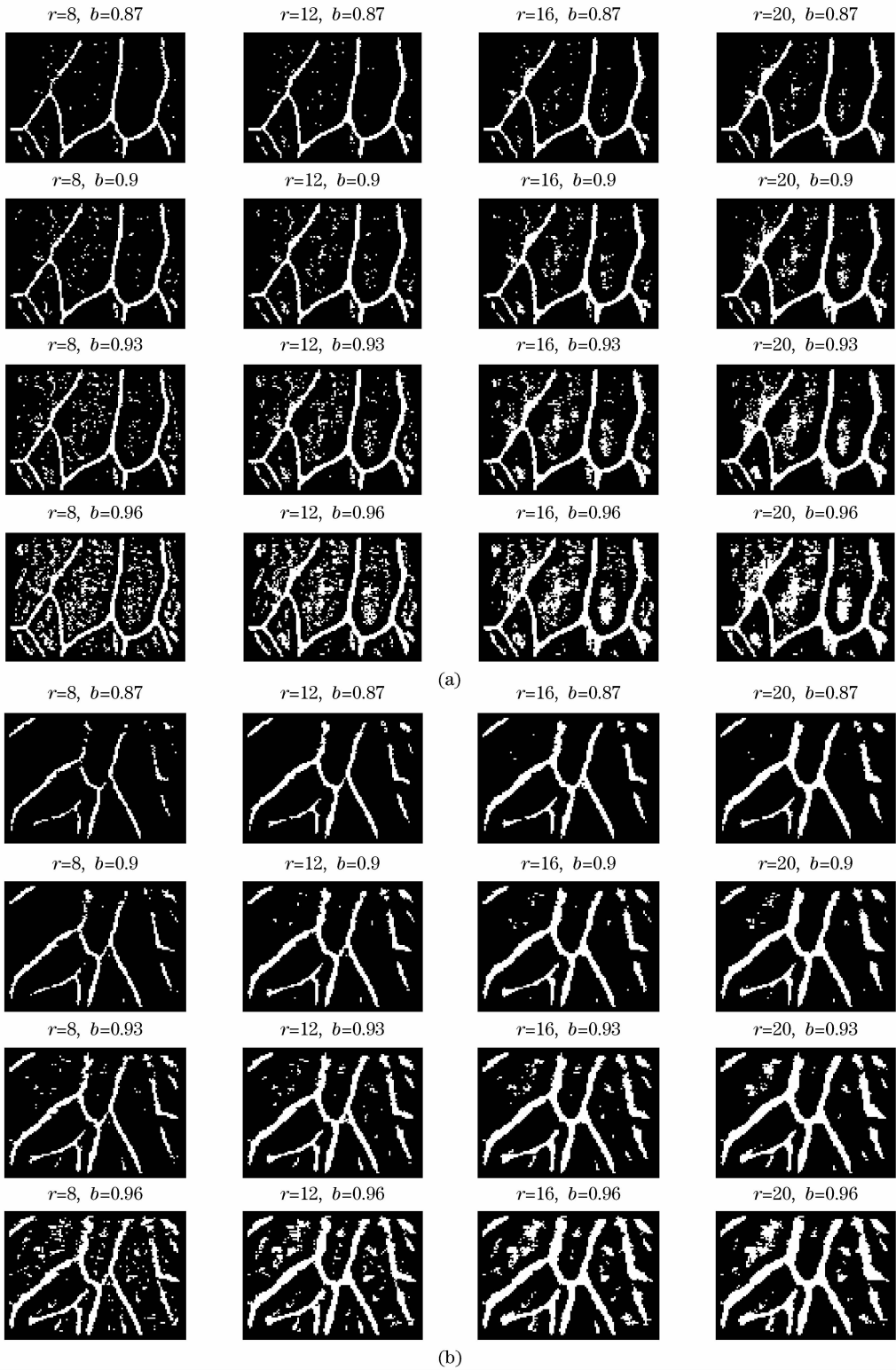


图 6 不同参数的分割效果

Fig. 6 Segmentation results with different parameters

的直方图中较大值所占比例后,自适应选择半径 r 和加权系数 b 进行图像分割,对不同的静脉图像采用不同的半径 r 和加权系数 b 以提高分割效果。图 9(a)为原图像,图 9(b)为重复线跟踪法的分割结

果,图 9(c)为 Niblack 方法的分割结果,图 9(d)为本文的分割结果,从图中可以看出本文算法分割结果更符合原图像中实际的静脉结构,噪声较少,且算法耗时相对较少。

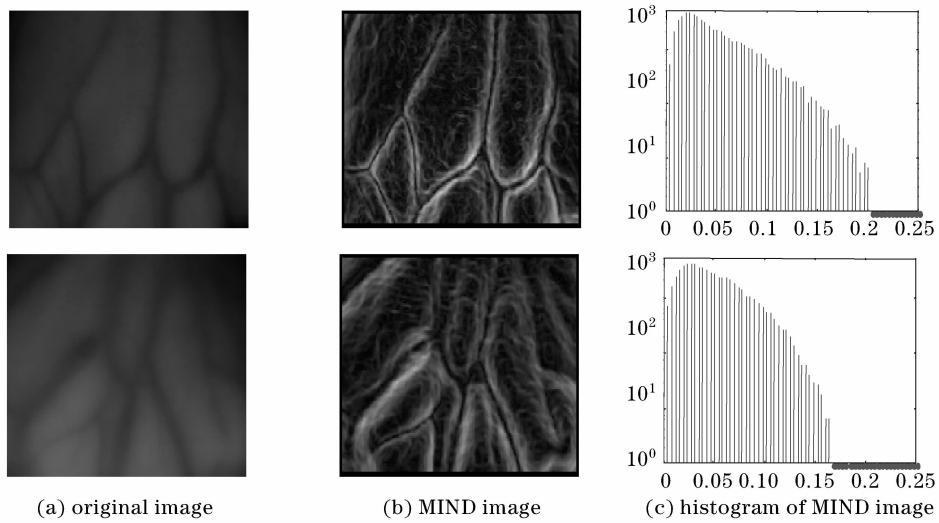


图 7 MIND 图像及其直方图

Fig. 7 MIND images and their histograms

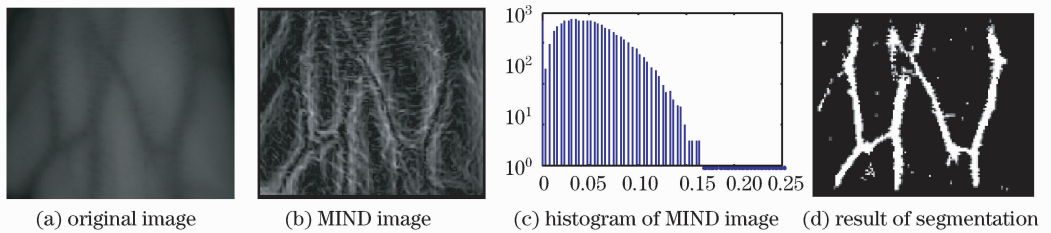


图 8 自适应选择参数进行图像分割

Fig. 8 Image segmentation by selecting parameter adaptively

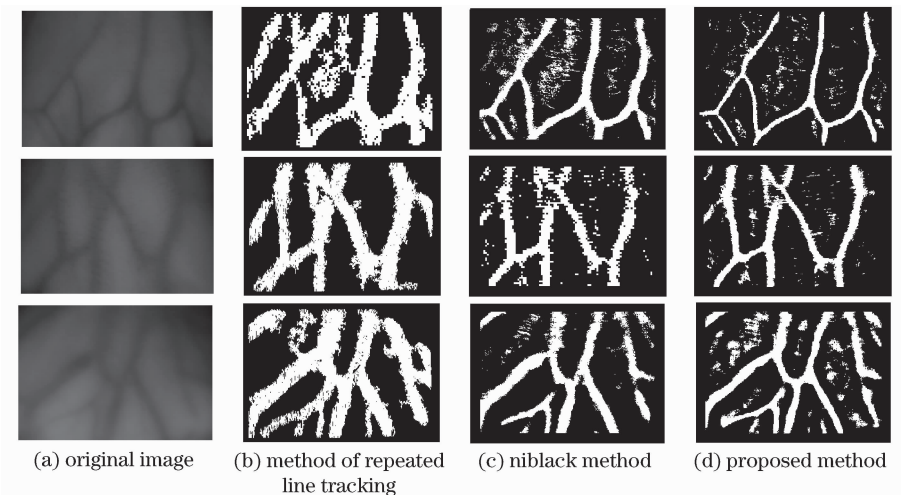


图 9 分割算法比较

Fig. 9 Comparison of different segmentation algorithms

4 结 论

针对现有静脉图像分割算法中存在的分割结果中静脉纹路较粗的问题,提出了一种基于 MIND 的静脉图像分割算法,该方法结合静脉图像的特点充分利用原图像的邻域信息首先计算出原图像的

MIND 图,并通过与原图像的 CLAHE 图像加权相加得到了增强图像,此部分可以作为一种新的有效的图像增强方法。然后在增强图像的基础上通过计算出增强图像的均值图像并与原图像加权比较得到了最终的分割结果。为保证静脉图像的增强和分割

效果,定义了一种新的距离函数以及确立了在计算 MIND 时选取邻域分块模板要遵循两个原则。同时针对真实采集环境中所采集静脉图像的差异性,为了提高算法的适应性,设计了自适应参数选择方法:即通过计算图像 MIND 图像的直方图中较大值所占比例来自动选择参数提高分割效果,并通过四组实验结果对本文算法进行了分析和比较,实验结果表明本算法对静脉图像进行处理后,得到的静脉纹路能够真实反映原图像的静脉特征结构,而且噪声少,计算速度快,是一种对静脉图像进行分割的有效方法。

参 考 文 献

- 1 Pal N. R., Pal S. K.. A review of image segmentation techniques[J]. *Pattern Recognition*, 1993, **26**(9): 1277~1294
- 2 J. Gang Wang, Wei-Yun Yau, Andy Suwandy *et al.*. Person recognition by fusing palmprint and palm vein images based on Laplacianpalm representation[J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(5):1531~1544
- 3 Miura, N. Nagasaka, A. Miyatake. Extraction of finger-vein patterns using maximum curvature points in image profiles[J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2007, **E90-D**(8),1185~1194
- 4 Naoto Miura, Akio Nagasaka, Takafumi Miyatake. Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification[J]. *Machine Vision and Applications*, 2004, **15**(4): 194~203
- 5 Shahin M., Badawi A., Kamel M.. Biometric authentication using fast correlation of near infrared hand vein patterns[J]. *International Journal of Biometrical Sciences*, 2007, **2**(3): 141~148
- 6 Marios Vlachos, Evangelos Dermatas, Vein segmentation in infrared images using compound enhancing and crisp clustering [C]. *Proceeding of the 6th International Conference on Computer Vision Systems (ICVS 2008)*, Santorini, Greece, Springer, 2008, 393~402
- 7 Y. Zhang, Q. Li, J. You, P. Bhattacharya. Palm vein extraction and matching for personal authentication [J]. *Proceeding of International Conference on Visual Information Systems*, Shanghai, China; Springer, 2007. 154~164
- 8 S. K. Im, H. S. Choi, S. W. Kim. A direction-based vascular pattern extraction algorithm for hand vascular pattern verification [J]. *ETRI Journal*, 2003, **25**(2): 101~108
- 9 Lopez, Sebastian; Gonzalez, Albano, Hand veins segmentation and matching under adverse conditions [C]. *Proceedings of SPIE*, 2003, **5119**: 166~177
- 10 Chen Liukui, Zheng Hang, Li Li *et al.*. Near-infrared dorsal hand vein image segmentation by local thresholding using grayscale morphology[C]. *Proceeding of The 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, China: Wuhan*, 2007, 868~871
- 11 Z. Zhang, S. Ma, X. Han. Multiscale feature extraction of finger-vein patterns based on curvelets and local interconnection structure neural network [C]. *Proceeding of The 18th International Conference on Pattern Recognition, Hong Kong*: 2006(4): 145~148
- 12 Yunxin Wang, Tiegeng Liu, Junfeng Jiang. A multi-resolution wavelet algorithm for hand vein pattern recognition[J]. *Chinese Optics Letters*, 2008, **6**(9): 657~660
- 13 L. Wang, G. Leedham, Siu-Yeung Cho. Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics[J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(3): 920~929
- 14 C. L. Lin, K. C. Fan. Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, **14**(2):199~213
- 15 Zhou Bin, Lin Xirong, Jia Huibo. Application of Multiresolutional Filter On Feature Extraction of Palm-Dorsa Vein Patterns [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2006, **18**(1): 41~45
周 斌,林喜荣,贾惠波. 多分辨率滤波在手背血管特征提取中的应用[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2006, **18**(1) : 41~45
- 16 Zhou Bin, Lin Xirong, Jia Huibo *et al.*. Recognition of palm-dorsa vein patterns using multiple feature fusion[J]. *Journal of Tsinghua University Science and Technology*, 2007, **47**(02):36~39
周 斌,林喜荣,贾惠波等. 多特征融合的手背血管识别算法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2007, **47**(02):36~39
- 17 K. Zuiderveld. *Graphics Gems IV*. P. S. Heckbert (Eds.) [M]. Cambridge, MA, Academic Press, 1994, 474~485
- 18 W. Niblack. *An Introduction to Digital Image Processing* [M]. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1986, 115~116