

基于归一化割的血吸虫卵图像分割

叶 超

(南京航空航天大学 计算机科学与技术学院,江苏 南京 210016)

摘 要:显微镜下识别血吸虫卵是一件费时费力的工作,常常因为检测人员疲劳、注意力不集中等原因导致血吸虫病的误检和漏检。传统的血吸虫卵识别系统,图像分割方法只是通过单一的阈值分割的方式来处理血吸虫卵图像,往往误诊率、漏检率较高,在血吸虫病的诊断中作用很小甚至有副作用,因此对图像分割算法进行改进变得很有必要。文中在此背景下进行研究,针对血吸虫卵图像的分割提出了改进的归一化割算法。采用灰度权值矩阵描述像素之间的关系,从而避免了特征系统的大量运算,同时结合了先验知识,根据图像自身的特点自动计算最优分割子图数,使得分割结果更加精确。实验结果表明,该分割算法比经典的阈值分割算法分割更加精确,并且运行速度快。

关键词:医学图像;血吸虫卵;图像分割;归一化割

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)11-0027-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.11.006

Segmentation of Schistosome Eggs Image Based on Normalized Cut

YE Chao

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 210016, China)

Abstract: It is a laborious work to identify the schistosome eggs under microscope. Because of fatigue testing and inattention, testing personnel often causes false and leak detection. Traditional recognition system's image segmentation method is simply using a single threshold, and the detection result is not satisfied normally. It is almost useless in the diagnosis of schistosome. So to improve the image segmentation algorithm becomes very necessary. In this paper, under the background of the study, in view of the schistosome eggs image segmentation, an improved normalized cut algorithm is proposed. Use gray weighting matrix to describe the relationship between the pixel, so as to avoid the operation of characteristics system, at the same time, combined with prior knowledge, according to the characteristics of the image itself automatically calculates the optimal segmentation figure number, which make segmentation result more accurate. The experimental result shows that the algorithm runs faster with higher accuracy than typical threshold segmentation algorithm.

Key words: medical image; schistosome eggs; image segmentation; normalized cut

0 引言

目前疾病防控中心和医院的血吸虫诊断,主要是通过患者粪便切片中虫卵的检测为主。检测方法目前主要有两种:一种是通过肉眼观察的方式。这种方式在图片数量较少时是非常高效的,但当图片数量很大时,效率就会很低;另一种方式是传统的自动识别系统。这类识别系统,先通过阈值分割出多个目标,再对这些目标进行形态分析,最终确定虫卵所在位置。当显微图背景单一,虫卵清晰的时候,这种检测方式准确率非常高,但往往显微图亮度差别都比较大、图中杂质

非常多时,这种方式就很难保证准确率。

西方国家血吸虫识别与细胞、其他寄生虫识别有很多相关文献,它们彼此之间有很多相似之处,可以相互借鉴。在细胞分割识别方面,Comaniciu 等^[1]开发出一套可以鉴别恶性和良性肿瘤细胞的系统,该系统主要依靠肿瘤细胞的形态特征来分割细胞。类似的, Sabino 等^[2]通过灰度共生矩阵来描述造血细胞的纹理特征。国内方面,1997 年,赵亚娥^[3]开始对人体寄生虫的研究,主要采用阈值分割方法来分割寄生虫,对部分寄生虫效果并不能令人满意。2002 年,付承彬等^[4]

收稿日期:2014-12-19

修回日期:2015-03-18

网络出版时间:2015-11-04

基金项目:江苏省科技支撑计划(BE2013879);江苏省自然科学基金(BK20131365);江苏省第九批“六大人才高峰”高层次人才项目资助方案(DZXX-035)

作者简介:叶 超(1987-),男,硕士生,研究方向为医学图像处理、模式识别。

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20151104.0949.034.html>

对人体寄生虫进行分析,研发出一套识别系统,对七种寄生虫的分类正确率达到了 89.04%。2005 年,彭社欣^[5]的研究使可识别的虫卵种类达到了 10 种,同时处理速度也有了较大提高,并使用虫卵内部纹理衍生出的形态参数,使整体效果大为改观。同年,郭晓敏等^[6]对九种寄生虫进行分析,其中也包含文中研究的血吸虫,通过概率神经网络对样本进行分类,其平均识别率达到了 90.3%。2007 年,罗泽举等^[7]对鞭虫等九种寄生虫卵进行研究,对图像进行小波分析并提取出熵的特征,最后采取支持向量机对寄生虫卵进行分类。

近年来,基于归一化割的图像分割技术,由于其良好的分割特性成为国际上一个新的研究热点。该技术的主要特点是:基于图像特性与图论特性之间存在的良好的对应关系,可以将图像的全局分割与局部信息处理相结合,可减少由于图像离散化造成的误差,从而获得良好的分割结果。因此文中重点研究基于归一化割的混杂的图像分割技术,即将归一化割与阈值分割和先验知识结合起来,并运用于血吸虫卵图像的分割中,这在一定程度上弥补了这一领域的空缺,具有重要的实用价值。

1 识别系统算法流程

血吸虫卵显微图一般都具有复杂的背景,通过一次性分割就将虫卵从背景中分割出来是不可能的。文中图像分割算法的基本思想是,先通过粗分割,提取出可能包含的感兴趣区域(ROI),缩小检测范围,再对单个 ROI 分别使用 ANcut 算法,最后在原图中标记虫卵的位置。ANcut 算法是对归一化割算法的改进,关于 ANcut 算法的详细描述见第四节。

2 预处理和粗分割

2.1 预处理

原因如下:

- (1) 血吸虫卵切片可能在空气中混有杂质影响图片的质量;
- (2) 血吸虫卵显微图在获取的过程中由于硬件原因或者人工操作上的失误都会影响图片的质量;
- (3) 彩色图像转化为灰度图像都会影响图片的质量。

正因为上述几点原因,需要对图像进行预处理,主要方法是中值滤波。中值滤波不仅可以去除孤立的噪声点,最重要的是能保证图像的边缘特性。

中值滤波的基本思想是,把局部区域的像素按灰度等级进行排序,取该领域中灰度的中值作为当前像素的灰度值。

中值滤波的步骤为:

- (1) 将滤波模板(含有若干个点的滑动窗口)在图像中漫游,并将模板中心与图中某个像素位置重合;
- (2) 读取模板中各对应像素的灰度值;
- (3) 将这些灰度值从小到大排列;
- (4) 取这一列数据的中间数据,将其赋给对应模板中心位置的像素。如果窗口中有奇数个元素,中值取元素按灰度值大小排序后的中间元素灰度值。如果窗口中有偶数个元素,中值取元素按灰度值大小排序后,中间两个元素灰度的平均值。

2.2 粗分割

粗分割包括三个步骤:

- (1) 结合虫卵一般在图像中处于高亮度的先验知识,可以通过亮度将检测范围缩小,具体方法是采用高亮度阈值来对原始图像进行一次二值化;
- (2) 通过开运算进一步去除干扰。一般来说,开运算能够去除孤立的小点,毛刺和小桥(即连通两块区域的小点),而总的位置和形状不改变开运算的作用;
- (3) 用外接矩形框选中连通域,作为待处理的 ROI。

开运算是先对图像先腐蚀后膨胀的运算,腐蚀膨胀是数学形态学的处理方法。 X 是待处理图像, B 是结构元素,在图像 X 上将结构元素 B 平移 a 后得到 B_a ,若 B_a 包含于 X 则记下 a 点,所有满足这个条件的点 a 的几何称为 X 被 B 腐蚀的结果,可以表示为:

$$E(X) = \{a \mid B_a \subset X\} = X \otimes B \quad (1)$$

膨胀是腐蚀运算的对偶运算,同样将结构元素 B 平移 a 后得到 B ,若 B_a 击中 X ,记下 a 点,所有满足这个条件的点 a 的集合称为 X 被 B 膨胀运算,表示成:

$$D(X) = \{a \mid B_a \uparrow X\} = X \oplus B \quad (2)$$

在对图像的腐蚀膨胀操作中,结构元素的选取很重要,由于虫卵基本都是呈椭圆形,故选取圆形的结构元素。外接矩形即以给定的连通域各顶点中的最大横坐标、最小横坐标、最大纵坐标、最小纵坐标下边界的矩形。

3 归一化割(Ncut)

图谱理论是图论中新的研究领域,近年来,该理论被用作一种新的思路应用于图像分割之中。其基本的分割思想是:将图像映射为图论中带权网格图,图像中的像素点与网格图中节点一一对应,任意两个节点间边权值表明这两个节点对应的像素点之间的相似程度,这种相似程度被用于判断这两个节点属于某一区域的可能性,边权值越大说明相似程度越高,节点属于同一区域可能性就越大。这种划分区域的思想,一般通过建立相应的能量函数,通过求解能量函数的极值,

来确定图像的最佳划分。目前,图谱的划分准则有很多种,有代表性的主要有归一化割^[8]、图切割^[9]、智能剪^[10]等。基于归一化割的图像分割方法对于目标有较明显的边界的图像有很好的分割效果。文中粗分割获取的 ROI 中虫卵存在较明显的边界,因此选择归一化割来分割 ROI,但又因为归一化割在此应用场景下存在诸多问题,因此提出了改进的归一化割算法(Adaptive Normalized cut, ANcut)以适应该应用场景。

定义 1:任意一幅图像都可以映射为一个无向带权图,用 $G = (V, E)$ 来表达。其中, V 是代表图像中的一个像素点, E 表示的是两个像素点之间的联系。连接每两个节点的边均赋予权值 $w(u, v)$, 该权值衡量节点 u 和 v 的相似程度。将节点 V 进行一次划分,划分为两个互不相交的子集 P 和 Q , $P = V - Q$, 则 P 和 Q 之间边权值累计之和,称为割(cut)^[11]:

$$\text{cut}(P, Q) = \sum_{u \in P, v \in Q} w(u, v) \quad (3)$$

定义 2:Shi 和 Malik^[12] 提出采用归一化的划分准则(normalized cuts)描述两类间的分离度 $\text{Ncut}(P, Q)$:

$$\text{Ncut}(P, Q) = \frac{\text{cut}(P, Q)}{\text{assoc}(P, V)} + \frac{\text{cut}(P, Q)}{\text{assoc}(Q, V)} \quad (4)$$

$$\text{assoc}(P, Q) = \sum_{u \in P, v \in V} w(u, v) \quad (5)$$

其中, $\text{assoc}(P, Q)$ 为 p 中的节点与图中所有节点总的连接权值之和。

定义 3:权值计算公式为:

$$w(u, v) = e^{-\left[\frac{(F(u)-F(v))^2}{d_l} + \frac{(X(u)-X(v))^2}{d_x}\right]}, X(u) - X(v) < r \quad (6)$$

其中, $X(u)$ 为节点 u 的空间位置; $F(u)$ 为节点 u 的灰度级。另外, d_l 和 d_x 分别是正的尺度因子,分别控制权值 $w(u, v)$ 对两节点 u 和 v 的灰度差异及空间位置差异的敏感程度。 r 是一个正数,决定参与计算权值的领域节点的个数,随着 r 的增加,参与计算权值的节点个数也在增加,同时计算量也相应地增大。最小的 Ncut 值对应的划分即为图 G 的最优划分。在这种情况下,最小化 Ncut 可以转化为如下的标准特征系统^[12]:

$$D^{-\frac{1}{2}}(D - W)D^{\frac{1}{2}}z = \lambda z \quad (7)$$

$$d_i = \sum_j w(i, j) \quad (8)$$

其中, D 是 $N * N$ 的对角矩阵; d_i 为其对角线上的元素; W 是对称矩阵,其元素为 $w(i, j)$; λ 和 z 分别为对应的特征值和特征向量。

特征系统(式(7))的第二个最小的特征值对应的特征矢量可以用来完成全图的最优划分^[9],从而得到对应图像的一个分割结果。可以采用递归算法以相同

的方式进一步对分割得到的子图进行划分,直至满足终止条件为止。由于计算特征值和特征矢量十分耗时,一般采用近似的 Lanczos 方法来求解。

4 ANcut 算法

Ncut 算法在使用时有较大的局限性:首先,当图像的尺度较大时,采用 Ncut 方法其对应的邻接权值矩阵的维数也相应较大。如果采用基于像素的邻接权值矩阵,必须求解一个 $N * N$ 维的特征系统,即使采用近似算法来优化实现,对于大尺度的图像而言其计算复杂性仍然非常高,而且划分的稳定性极大地依赖于参数的选择。其次,特征系统的次小特征值一般非常小,所以特征值计算的微小误差也会对相应特征矢量划分点的选择造成影响,从而影响分割结果。最后, Ncut 算法需要提前设定最终分割出的连通域个数,自适应性比较差。所有的这些因素都限制了 Ncut 方法的应用。

因此提出改进的 ANcut 算法, ANcut 算法改进主要有两点:

(1) ANcut 算法基于灰度级的权值矩阵来描述图像各像素的关系,不需要进行特征向量和特征值的大量运算,大大提高了运行速度;

(2) 结合先验知识确定子图是否进一步分割,算法自适应地计算出最优的分割块数。

改进一:提高算法的执行速度。

在灰度图像上,对任意阈值 $t(0 \leq t \leq 255)$ 有:

$$\text{cut}(P, Q) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=t+1}^{255} \text{cut}(V_i, V_j) \quad (9)$$

$$\text{assoc}(P, P) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=i}^t \text{cut}(V_i, V_j) \quad (10)$$

$$\text{assoc}(Q, Q) = \sum_{i=t+1}^{255} \sum_{j=i}^{255} \text{cut}(V_i, V_j) \quad (11)$$

因为 $\text{assoc}(P, V) = \text{assoc}(P, P) + \text{cut}(P, Q)$, $\text{assoc}(Q, V) = \text{assoc}(Q, Q) + \text{cut}(P, Q)$, 式(4)转化为:

$$\text{Ncut}(P, Q) = \frac{\text{cut}(P, Q)}{\text{assoc}(P, P) + \text{cut}(P, Q)} + \frac{\text{cut}(P, Q)}{\text{assoc}(Q, Q) + \text{cut}(P, Q)} \quad (12)$$

式(12)只包含一个自变量 t , 将阈值 t 在 0 到 255 之间遍历,使得 $\text{Ncut}(P, Q)$ 值最小的阈值 t 即为最优划分阈值。ANcut 算法直接计算式(12)的最小值来分割图像,经典的归一化割算法是通过图谱理论计算特征系统的特征值和特征向量来分割图像。两者虽然运算方式不同,但是式(12)是经过经典的归一化割的特征系统式(4)在灰度级下等价地推导而来,因此 ANcut 算法和经典的归一化割方法在针对灰度图像进行分割

时最终的分割效果是相同的。

改进二:提高算法的自适应性。

要实现自动分割,ANcut 算法的设计思路是:ANcut 算法每执行完一次分割,检查分割后的子图是否满足一定的条件,该条件与先验知识相关,通过这一条件控制算法的迭代次数。ANcut 算法使用到的变量如表 1 所示。这些变量的取值范围根据经验和统计规律作为先验知识在备注中描述:

表 1 算法变量及先验知识

变量名称	含义	先验知识
nbSegment	子图数	$2 \leq \text{nbSegment} \leq 5$
I	ROI 平均亮度	$I > 200$
subI	子图平均亮度	$220 < \text{subI} < 250$
roiSize	ROI 面积	$2\,500 < \text{roiSize} < 8\,100$
subSize	子图面积	$2\,000 < \text{subSize} < 3\,000$
ROI	感兴趣区域	粗分割后获得 ROI
subROI	子图	

ANcut 算法是迭代算法,初始分割块数 nbSegment 被设定为 2,算法此时只执行一次,将 ROI 分割成 2 个子图。图 1 为 ANcut 算法流程。首先,对 ROI 判断其面积大小是否满足一定的条件,过大或过小的区域均不适合进一步的分割。再判断区域的平均亮度,平均

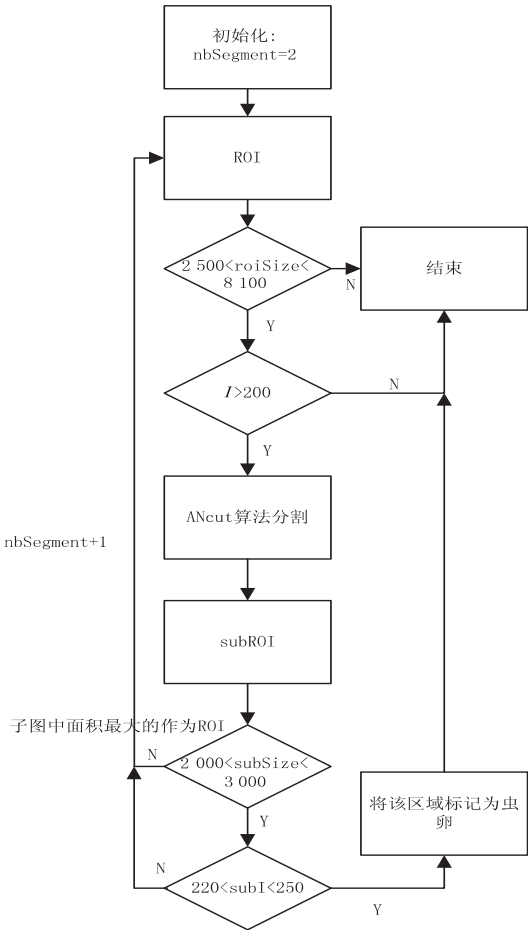


图 1 ANcut 算法流程

亮度过低的区域包含虫卵的可能性很低;其次,使用 ANcut 算法分割 ROI,根据虫卵大小和 ROI 面积大小的比例关系知,ROI 中虫卵的数量不会多于一个,因此只要子图中有满足虫卵条件的,标记该区域为虫卵,算法结束。否则 nbSegment+1,将子图中面积最大的一个作为 ROI 再执行一次 ANcut 算法继续分割,因为一般情况下虫卵面积为 ROI 面积的一半左右,若 ROI 中存在虫卵必定存在于面积最大的子图中。

5 实验结果与分析

实验分三部分。第一部分:血吸虫卵显微图分割的整个流程演示;第二部分:ANcut 算法分割效果与其他经典阈值分割算法效果比较;第三部分:ANcut 算法相比 Ncut 算法运行速度的提高。

为了验证分割效果,文中选取了南京市疾病预防控制中心提取的 6 个生物体样本,总共 153 幅图片,这些样本中有 2 个采集于江西血吸虫患者,其他 4 个采集于实验用的兔子体内。血吸虫卵图像分辨率为 760 * 570,24 bit RGB 图像。此次测试硬件环境:i3-2350 M 双核处理器,4 G 内存;实验平台:matlab2012b。

5.1 血吸虫卵识别流程展示

如图 2 所示,(a)为原始的灰度血吸虫卵图像,右下高亮度的椭圆区域就是血吸虫卵。(b)为通过中值滤波减少整个图像中微小的孤立的杂质点。(c)未经过粗分割,大量的背景被去除,只留下了部分白色杂

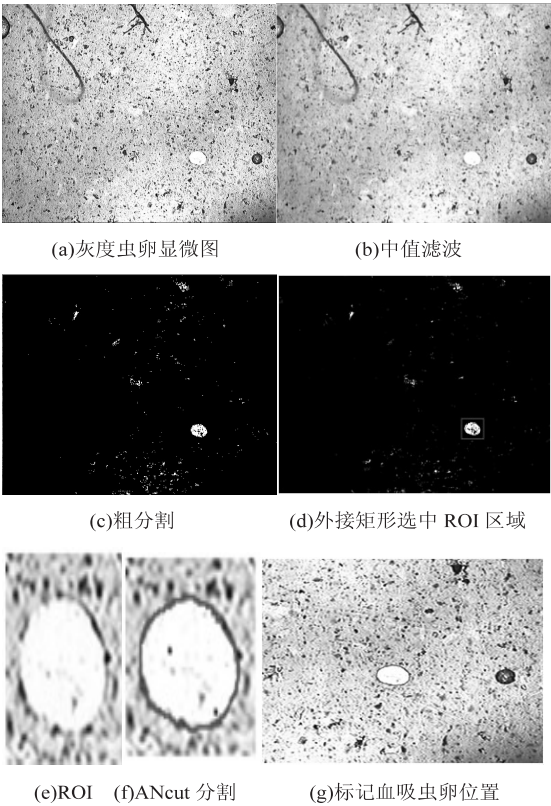


图 2 血吸虫卵显微图分割的整个流程

质。(d)未通过开运算可以将(c)中大量的孤零的杂质点去除,同时可以保证虫卵大小不发生变化,用外接矩形选中连通域即是 ROI 区域。(e)为(d)中选中的 ROI 区域,对该区域使用 ANcut 算法分割,效果如(f)所示。可以观察到虫卵的边缘被完整分割出,这是单一的阈值分割方法所无法做到的。(g)为原图中准确地标记了血吸虫卵的位置。

5.2 ANcut 算法与其他经典算法分割效果比较

选取目前比较有代表性的阈值分割算法,分别有: Ramesh 方法^[13]、Kittler 方法^[8]、Kapur 方法^[9]、Pikaz 方法^[10]、Pal 方法^[14]、Yanowitz 方法^[15]。对比实验图如图 3 所示。

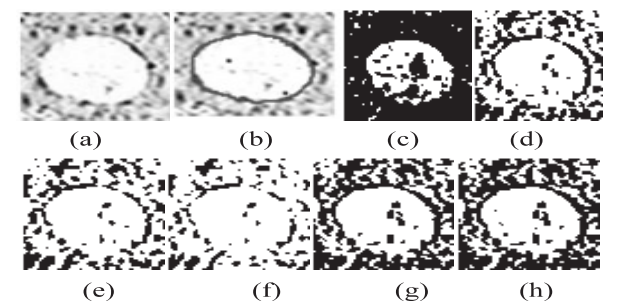


图 3 ANcut 算法与经典阈值分割算法分割效果对比图

其中,(a)为待处理的 ROI 区域;(b)为 ANcut 的分割效果,虫卵的边缘被完整分割出,分割效果非常好,这是其他阈值分割算法所无法做到的;(c)–(h)分别对应 Ramesh、Kittler、Kapur、Pikaz、Pal、Yanowitz 提出的经典阈值分割算法的分割效果。可以看到,这些经典的阈值分割算法均不能将虫卵边缘完整地提取出,均存在一些杂质和干扰。

5.3 ANcut 算法分割效果与运行速度的提高

ANcut 算法直接计算式(12)的最小值来分割图像,Ncut 算法是通过图谱理论计算特征系统的特征值和特征向量来分割图像。两者虽然运算方式不同,但式(12)是经过 Ncut 的特征系统等价推导出的,故两者最终的分割效果是相同的,只是运行时间上有很大的差异。如图 4 所示:(a),(c),(e),(g)均是原始 ROI,(b),(d),(f),(h)是对应的分割效果图。其中,(b)是完美的分割,虫卵的边缘清晰完整;(d)由于边缘存在杂质,导致分割出的边缘并不完美,但是大部分的边

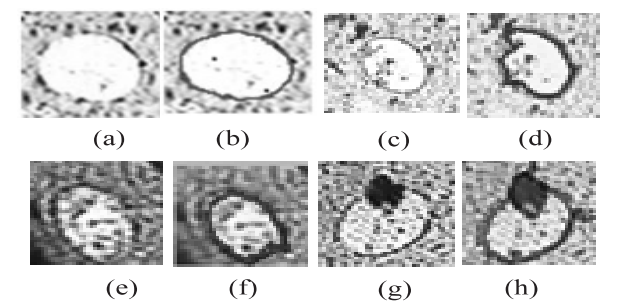


图 4 实验样本及其 ANcut 分割效果

缘清晰完整;(f)虫卵整体模糊,分割出的边缘依然清晰完整;(h)虫卵的正上方有一大块黑色杂质,一次分割无法得出所需虫卵的边缘,ANcut 算法自适应的增长机制,最终将 ROI 区域分割为 4 个子区域,虫卵大部分的边缘被完整地分割出。

如表 2 所示,对图 4 中的样本(a)、(c)、(e)、(g)分别采用 ANcut 算法和 Ncut 算法进行分割。可以观察到对同一幅图像,ANcut 算法在运行速度上相比 Ncut 算法有很大提升。

表 2 Ncut 算法和 ANcut 算法运行时间比较 s

样本	Ncut 分割时间	ANcut 分割时间
(a)	5.375	0.512
(c)	2.613	0.178
(e)	3.012	0.297
(g)	8.398	0.903

6 结束语

基于图谱分组理论的图像分割方法通过将图像看作一个带权图,图像中的像素看作图的节点,通过求解特征系统的方法来寻求图谱划分测度的最优解。该方法运算量大,同时需要事先分割子图数,这大大限制了它的应用。文中提出 ANcut 算法很好地解决了上述难题,并将 ANcut 算法运用于血吸虫卵的自动识别系统中。ANcut 算法相比其他图像分割算法表现优异主要在于以下两点原因:

- (1) ANcut 算法是一种混合的图像分割算法,它取长补短;
- (2) 该算法很好地结合了血吸虫卵的先验知识。

实验结果表明,该方法极大地缩减了算法所需的存储空间及运算时间,能够有效地应用于实时视觉场合。对比实验结果还表明:与文献中其他典型的阈值分割方法相比,提出的基于图谱划分的阈值分割方法具有更好的分割性能。

参考文献:

[1] Comanicu D,Meer P,Foran D J. Image-guided decision support system for pathology[J]. Machine Vision and Applications,1999,11(4):213–224.

[2] Ushizima D M,da Fontoura Costa L,Rizzatti E G,et al. A texture approach to leukocyte recognition[J]. Real-time Imaging,2004,10(4):205–216.

[3] 赵亚娥. 人体寄生虫虫卵图像的自动识别[J]. 中国体视学与图像分析,1997,2(3):135–138.

[4] 付承彬,詹希美,伍小明,等. 数字图像处理技术在并殖吸虫自动分类中的应用研究[J]. 中国人兽共患病杂志,

地保留了边缘细节信息,说明算子具有良好的抗噪声性。

4 结束语

文中在传统 Canny 边缘检测算子的基础上提出一种改进方法。该方法可根据噪声特征选择预处理滤波器,自适应地计算阈值;同时,改进算法将梯度运算扩展至 4 方向并简化了梯度方向的运算步骤。为评价改进算子性能,文中使用基于边缘特征的综合性能评估方法,对检测算子的外部特征、定位精度、噪声干扰和运算复杂度等进行定性定量分析。实验结果表明,文中改进算法定位精度高、自适应能力强且抗噪性好,是一种高效的边缘检测算法。但算法仍有一些不足,如算子对纹理信息检测不够准确,滤波算子仍会损失部分边缘细节等,这也是下一步研究的方向。

参考文献:

[1] 魏伟波,芮筱亭. 图像边缘检测方法研究[J]. 计算机工程与应用,2006,42(30):88-91.

[2] Roberts L G. Machine perception of three-dimensional solids [M]//Optical and electro-optical information processing. Cambridge: MIT Press,1965:159-197.

[3] Qu Y D,Cui C S,Chen S B,et al. A fast subpixel edge detection method using Sobel-Zernike moments operator[J]. Image & Vision Computing,2005,23(1):11-17.

[4] Marr D,Hildreth E. Theory of edge detection[J]. Proceedings of the Royal Society of London,1980,207(1167):187-217.

[5] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,1986,PAMI-8(6):679-698.

[6] 程正兴,林勇平. 小波分析在图像处理中的应用[J]. 工程数学学报,2001,18(5):57-86.

[7] 赵登峰,许纯新,王国强. 小波分析及其在数字图像处理中的应用[C]//中国工程机械学会 2002 年年会. 出版地不详;出版者不详,2001:1054-1058.

[8] 戴青云,余英林. 数学形态学在图象处理中的应用进展[J]. 控制理论与应用,2001,18(4):478-482.

[9] Bellon O R P,Silva L. New improvements to range image segmentation by edge detection[J]. IEEE Signal Processing Letters,2002,9(2):43-45.

[10] 王振华,窦丽华,陈杰. 一种尺度自适应调整的高斯滤波器设计方法[J]. 光学技术,2007,33(3):395-397.

[11] 李雪. 灰度图像边缘检测算法的性能评价[D]. 沈阳:沈阳工业大学,2007.

[12] Pratt W K. Digital image processing[M]. 2nd ed. New York: Wiley,1991:176-189.

[13] 董鸿燕. 边缘检测的若干技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2008.

+++++

(上接第 31 页)

2002,18(1):39-43.

[5] 彭社欣. 人体寄生虫虫卵图像特征提取与识别技术研究[D]. 长沙:湖南大学,2005.

[6] 郭晓敏,伍小明,詹希美. 基于概率神经网络的寄生虫卵显微图像识别[J]. 计算机工程与应用,2005,41(15):198-199.

[7] 罗泽举,宋丽红,伍小明,等. 基于新型特征提取的寄生虫卵图像识别研究[J]. 计算机应用,2007,27(6):1485-1487.

[8] Kittler J,Illingworth J. On threshold selection using clustering criteria[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics,1985,SMC-15(5):652-655.

[9] Kapur J N,Sahoo P K,Wong A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. Computer Vision,Graphics, and Image Processing,1985,29(3):273-285.

[10] Pikaz A,Averbuch A. Digital image thresholding, based on topological stable-state[J]. Pattern Recognition,1996,29(5):829-843.

[11] Wu Z, Leahy R. An optimal graph theoretic approach to data clustering: theory and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1993,15(11):1101-1113.

[12] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2000,22(8):888-905.

[13] Ramesh N, Yoo J H, Sethi I K. Thresholding based on histogram approximation[J]. IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing,1995,142(5):271-279.

[14] Pal N R, Pal S K. Entropic thresholding[J]. Signal Processing,1989,16(2):97-108.

[15] Yanowitz S D, Bruckstein A M. A new method for image segmentation[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing,1989,46(1):82-95.

基于归一化割的血吸虫卵图像分割

作者：[叶超](#), [YE Chao](#)

作者单位：[南京航空航天大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京, 210016](#)

刊名：[计算机技术与发展](#) 

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年, 卷(期): 2015, 25(11)

引用本文格式: [叶超](#). [YE Chao](#) [基于归一化割的血吸虫卵图像分割](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(11)