

基于贝叶斯方法的尿沉渣图像分割

董立岩¹,苑森淼¹,刘光远²,李永丽³

DONG Li-yan¹,YUAN Sen-miao¹,LIU Guang-yuan²,LI Yong-li³

1.吉林大学 计算机科学与技术学院,长春 130012

2.吉林大学 通信工程学院,长春 130022

3.东北师范大学 计算机学院,长春 130024

1.College of Computer Science and Technology,Jilin University,Changchun 130012,China

2.College of Communication Engineering,Jilin University,Changchun 130022,China

3.School of Computer,Northeast Normal University,Changchun 130024,China

E-mail:dongly@jlu.edu.cn

DONG Li-yan,YUAN Sen-miao,LIU Guang-yuan,et al.Image segmentation of urinary sediments based on Bayesian method.Computer Engineering and Applications,2007,43(10):15-18.

Abstract: On the basis of researching of Bayesian classifier,a new merging method based on Bayesian classifier for the medical image segmentation result is brought out.The new method improves the accuracy of image segmentation,and provides more reliable support for the computer identifying of elements contained in medical image automatically.Firstly,the computer distinguishes the visible compositions such as erythrocyte,leukocyte,pipe type cells,epithelium and the crystallization in urinary sediment images.Secondly,segments all kinds of cells correctly.For the existing of background noises in images,preprocessing is needed to eliminate those noises before segmentation.Preprocessing adopts the mathematical morphology methods,and carries out edge pick-up,gradient graph double value,corrosion and expansion.In the end,the new method adopts the biggest posterior probability of Bayesian method into the combination of incomplete object entities during image segmentation,which improves the integrality of the segmentation result,and provides good foundation for image identification.Bayesian classifier is used in classifying of object entities.Experiment result shows that the new method is suitable for urinary sediment images auto analysis system.

Key words: Bayesian method;image segmentation;Bayesian classifier

摘要:通过对贝叶斯分类器的讨论,提出将贝叶斯方法应用于医学图像分割后的合并策略思想,旨在提高图像分割的准确性,为计算机自动识别医学图像中包含的各种元素提供更加可靠的依据。首先让计算机自动识别出尿沉渣图像中的红细胞、白细胞、管型细胞、上皮细胞和结晶等有形成分,其次将各细胞实体正确地分割出来。由于图像中存在着大量背景噪音,因此在分割之前需要进行去除噪音的预处理。预处理采用数学形态学的方法,依次进行边缘提取、梯度图像二值化、腐蚀、膨胀。最后,在图像分割过程中,使用最大后验概率法进行破损目标体的合并,为进一步的特征提取和分类作了基础。在目标体分类中使用朴素贝叶斯分类器进行分类。将本方法应用于尿沉渣检查自动图像分析系统中,实验结果表明这一方法效果较好。

关键词: 贝叶斯方法;图像分割;贝叶斯分类器

文章编号:1002-8331(2007)10-0015-04 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP311

1 引言

随着物理学、信息科学和医学越来越紧密地结合,更多人体成像工具进入医学临床诊断和治疗领域,一些新的学科和跨学科的研究领域诞生了。影像引导下的计算机辅助诊断(Medical Image based Computer Aided Diagnosis:MICAD)就是其中的一个典型应用。

尿沉渣检查即采用离心尿的沉淀物,在显微镜下观察细

胞、管型、结晶、细菌等有形成分的方法,故又称尿有形成分检查。在传统的尿沉渣检查中,通常采用高倍显微镜下人工观察尿液涂片的方法,进行定性化的检查。这种方式费时费力,而且只能人为的给出定性的结论,缺乏客观性和准确性。

MICAD的核心是图像的识别,在尿沉渣计算机辅助检查中就是让计算机识别出尿沉渣图像中的红细胞、白细胞、管型细胞、上皮细胞和结晶等有形成分。在一幅尿沉渣图像中可能

基金项目:国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60275026)。

作者简介:董立岩(1966-),男,博士研究生,主要研究方向为数据库、数据挖掘;苑森淼(1943-),男,教授,博士生导师,主要研究领域为数据库、人工智能及计算机网络系统;刘光远(1975-),男,博士研究生,从事数据挖掘及移动通信领域的研究;李永丽(1965-),女,博士研究生,主要研究方向为数据库、计算机网络。

包含几个大的细胞(例如上皮细胞、管型细胞)或者十几个甚至几十个小细胞(如:红细胞、白细胞),正确的将各细胞实体分割出来是正确识别的基本前提。所谓正确的分割就是在分割出来的区域中包括完整而不是残缺的、唯一一个而不是多个目标体,这在实际分割中是困难重重的。相邻很近的细胞很容易被误分未一个目标体,而大细胞的残破又往往使得分割出的区域不完整,换句话说就是把一个大细胞分割成了若干个小目标体。分割的错误不但会影响识别的准确性,也会造成识别出的细胞数量的失真。

2 贝叶斯网络简介

贝叶斯网络是一种图型化的模型,能够图形化地表示一组变量间的联合概率分布函数^[1]。一个贝叶斯网络包括了一个结构模型和与之相关的一组条件概率分布函数。结构模型是一个有向无环图,其中的节点表示了随机变量,是对于过程、事件、状态等实体的某特性的描述,边则表示变量间的概率依赖关系。图中的每个节点都有一个给定其父节点情况下该节点的条件概率分布函数。这样,一个贝叶斯网络就用图形化的形式表示出来^[2]。

定义 1 先验概率。先验概率是指根据历史上的资料或者主观判断所确定的各事件发生的概率,该类概率没能经过实验证实,属于检验前的概率,所以称之为先验概率。

定义 2 后验概率。后验概率一般是指利用贝叶斯公式,结合调查等方式获取了新的附加信息,对先验概率进行修正后得到的更符合实际的概率。

定义 3 全概率公式。如果影响事件 A 的所有因素 B^1, B^2, \dots 满足: $B_i \cdot B_j = \Phi (i \neq j)$, 并且 $P(B_i) > 0, i=1, 2, \dots$ 。则必有:

$$P(A) = \sum P(B_i)P(A|B_i)$$

定义 4 贝叶斯公式:也叫后验概率公式,还叫逆概率公式,其用途很广。设先验概率为 $P(B_i)$, 调查所获得的新附加信息为 $P(A|B_i)$, 其中 $i=1, 2, \dots, n$, 则贝叶斯公式计算的后验概率为:

$$P(B_i|A) = \frac{P(B_i)P(A|B_i)}{\sum_{k=1}^n P(B_k)P(A|B_k)}$$

定义 5 贝叶斯网络 $B=\{G, \theta\}$:是一个有向图,其中每个节点都标注了定量概率信息。其完整的详细描述如下:

(1)一个随机变量集组成网络节点。变量可以是离散的或者连续的。

(2)一个连接节点对的有向边或箭头集合。如果存在节点 X 指向节点 Y 的有向边,则称 X 是 Y 的一个父节点。

(3)每个节点 X_i 都有一个条件概率分布 $P(X_i|Pa_i)$, 量化其父节点对该节点的影响。

(4)图中不存在有向环(因此是一个有向无环图)。

(5)一个贝叶斯网络唯一地定义一个联合概率分布如下:

$$P_B(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P_B(X_i|Pa_i)$$

3 图像处理

图像分析通常指通过计算机找出图像中包含何种目标的处理过程。图像分割是由图像处理进到图像分析的关键步骤,也是一种基本的计算机视觉技术^[3]。图像分割是计算机图像处理与分析中的一个经典问题,其本质问题尚未得到圆满解决^[4]。

自 20 世纪 80 年代以来,国内外研究人员针对医学图像的分割问题进行了多种方法的探究^[5]。可以把图像分割处理定义为将数字图像分割成互不相交(不重叠)区域的过程。在这里,区域(region)是像素的连通集—也就是说,是一个所有像素都有相邻或相接像素的集合。连通性(connectedness)的正式定义如下:在一个连通集中的任意两个像素之间,都存在一条完全由这个集合的元素构成的连通路径。有两种可供选择的连通性准则,如果只依据旁侧相邻的像素(上、下、左、右)确定连通,就称为 4 连通。如果再加上对角相邻的(45°邻点)像素也被认为是连通的,那么,就得到 8 连通。图像分割将图像中具有相似特性的不同区域划分开来。可以形式化定义为:令集合 R 代表整个图像区域,对 R 的分割可看作将 R 分成 N 个满足以下 5 个条件的非空子集 R_1, R_2, \dots, R_N :

$$(1) \bigcup_{i=1}^N R_i = R;$$

$$(2) \forall i \neq j, R_i \cap R_j = \phi$$

$$(3) \text{对 } i=1, 2, \dots, N, P(R_i) = \text{true};$$

$$(4) \forall i \neq j, P(R_i \cap R_j) = \text{false};$$

$$(5) \text{对 } i=1, 2, \dots, N, R_i \text{ 是连通的区域。}$$

3.1 图像预处理

由于图像中存在着大量背景噪音(见图 1),因此在分割之前需要进行去除噪音的预处理。预处理采用数学形态学的方法,依次进行边缘提取、梯度度图像二值化、腐蚀、膨胀。



图 1 尿沉渣图片

3.1.1 边缘提取

边缘,即周围像素灰度变化比较剧烈的那些像素的集合。常见的边缘点有 3 种。第 1 种是阶梯型边缘(Step-edge),即从一个灰度变化到和它差别很大的另一个灰度;第 2 种是屋顶型边缘(Roof-edge),它的灰度是慢慢增加到一定程度然后慢慢

减小;第3种是线性边缘(Line-edge),它的灰度从一个级别跳到另一个灰度级别之后然后回来。图2给出了3种类型的边缘的图像。因此,边缘检测主要是对图像灰度变化的度量、检测和定位。由于边缘发生在图像灰度值变化比较大的地方,对应连续情形是函数梯度较大的地方,也就是检测梯度的最大值。

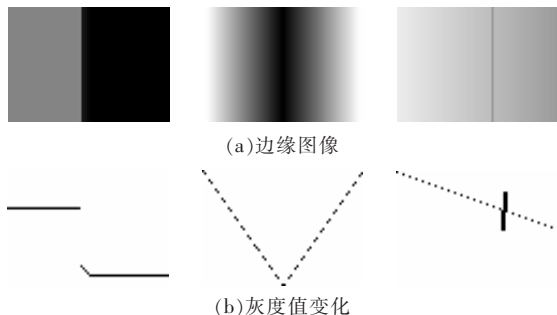


图2 边缘的3种类型的灰度变化

边缘的锐利程度由图像灰度的梯度决定。梯度是一个向量, ∇f 指出灰度变化的最快的方向和数量。

$$\nabla f = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right) \quad (1)$$

梯度的大小和方向是由:

$$\|\nabla f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad (2)$$

常用的边缘检测算子有 Sobel 算子、Prevette 算子、Candy 算子等。根据医学图像分割问题面向领域的特殊性,通过实践检验采用 Sobel 算子效果比较好。Sobel 算子的模版为:

$$S_1 = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad S_2 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & -2 \\ -1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

3.1.2 梯度图像二值化

为了提高运算效率,采用梯度的二值图像。为此,对 Sobel 算子边缘提取的算法进行了修改,将得到的梯度结果直接变为二值图(见图3)。具体方法是选取一个阈值 T ,设梯度值为 S ,则:

$$S = \begin{cases} 255 & S \geq T \\ 0 & S < T \end{cases} \quad (4)$$

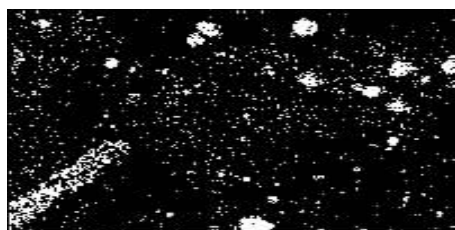


图3 边缘提取后的二值图

3.1.3 腐蚀(Erosion)

把结构元素 B 平移 a 后得到 Ba ,若 Ba 包含于 X ,记下这个 a 点,所有满足上述条件的 a 点组成的集合称做 X 被 B 腐蚀的结果。用公式表示为: $E(X) = \{a|Ba \subset X\} = X \ominus B$,如图4所示。

图4中 X 是被处理的对象, B 是结构元素,不难知道,对于任意一个在阴影部分的点 a , Ba 包含于 X ,所以 X 被 B 腐蚀的结果就是那个阴影部分。阴影部分在 X 的范围之内,且比 X 小,就象 X 被剥掉了一层似的,这就是为什么叫腐蚀的原因。

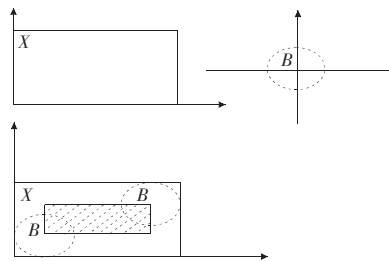


图4 腐蚀结果

通过实验,采用以左下角为原点的4个点的结构元素,将图像腐蚀后得到图5。



图5 腐蚀后的二值图

从图3和图5的对比中,可以看到部分背景噪音被去除,但同时也使目标体变得更加残缺。

3.1.4 膨胀(dilation)

膨胀可以看作是腐蚀的对偶运算,其定义是:把结构元素 B 平移 a 后得到 Ba ,若 Ba 击中 X ,记下这个 a 点,所有满足上述条件的 a 点组成的集合称做 X 被 B 膨胀的结果。用公式表示为: $D(X) = \{a|Ba \uparrow X\} = X \oplus B$,如图6所示。

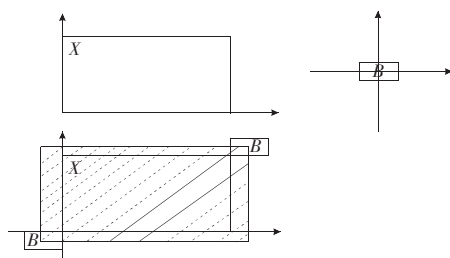


图6 膨胀结果

通过实验,采用以中心为原点的9个点的结构元素,将图像膨胀三次后得到图7。

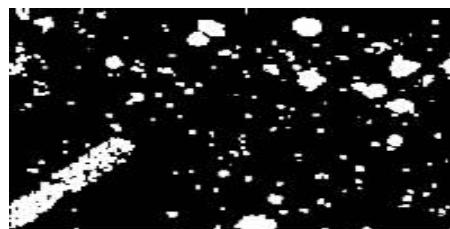


图7 膨胀后的二值图

由图7可以看出,图中原本不清楚的一个管型细胞的残破已经相对完整,但仍然不是一个完整的单连通区域。

3.2 图像分割

为了快速、准确分割出图像中的单连通区域,设计了一个逐点膨胀生长算法,形象地称之为蔓延算法。

算法的基本思想:在图像中找到一个白色的点 a ,这个点

一定在某个单连通区域 G 上,对 a 作标志,将该点放在一个已标志集合 C 里;将 a 的 8 个相邻像素点中白色的点也作同样的标志,并放入 C 中,从 C 中删除 a 点;对 C 中的其它各点进行同样的操作,直到 C 变为空集,此时得到一个单连通区域。

算法过程:

- (1) 始化标志集合 C, D, E 为空集;
- (2) 遍历图 6 对应的数据,找到一个白色的点 a ,对 a 作标志,将 a 放入标志集合 C ;
- (3) 若 C 为空集,转到(9);
- (4) 从 C 中删除一个点,将该点的 8 个相邻像素点中白色的点作标志后依次放入 C 中;
- (5) 将从 C 中删除的点放入单连通集合 D 中;
- (6) 若 C 不空,转到(4);
- (7) 将 D 中点的 x, y 坐标的最大和最小值 ($X_{\min}, Y_{\min}, X_{\max}, Y_{\max}$) 作为一个元素记录在结果集 E 中;
- (8) 将集合 D 置为空集,转到(2);
- (9) 返回结果集 E , 搜索结束。

3.3 应用贝叶斯方法将单连通区域进行合并

尿沉渣的图像有其自身的特点:红细胞、白细胞、结晶等小的有形体在图像中相对清楚、完整;部分上皮细胞、管型细胞等较大的实体相对模糊,管型细胞尤其如此,在二值图中常常成几段碎片。因此,为了将管型细胞完整分割出来,往往需要对相交的单连通区域进行合并,但这一过程也存在着将两个独立的细胞合并在一个区域中的风险。采用贝叶斯方法,以分割错误概率最小为原则对结果集中的各点标记的矩形进行合并。

由尿沉渣的图像有其自身的特点以及各细胞本身的特点,经实践得到以下几条结论:

- (1) 在分割中重叠在一起的细胞在不作识别的情况下很难进行分割,为了提高分割效率对这种情况不进行分离,直接将其分割在同一区域;
- (2) 只有相对较大的管型、上皮细胞容易出现错误的分割和错误的合并,而且对进一步的识别造成严重影响,应作为重点进行判别和分割;
- (3) 上皮和管型的碎片各有其一定的统计特征,可以作为先验知识指导结论(2)的任务。

取一个适当大小的样本集,这里取上皮、管型和结晶各 500 个,先对其长宽比进行归一化,然后作统计,结果如表 1。

表 1 原始长宽比分布

区域	管型	上皮	结晶	Total
[0.0, 0.1]	0.161	0.397	0.442	1 070
[0.1, 0.2]	0.588	0.310	0.102	216
[0.2, 0.3]	0.893	0.058	0.049	103
[0.3, 0.4]	0.963	0.037	0.000	54
[0.4, 0.5]	1.000	0.000	0.000	27
[0.5, 0.6]	1.000	0.000	0.000	15
[0.6, 0.7]	1.000	0.000	0.000	7
[0.7, 0.8]	1.000	0.000	0.000	4
[0.8, 0.9]	1.000	0.000	0.000	2
[0.9, 1.0]	1.000	0.000	0.000	2

表 1 反应了各中细胞的长宽比在(0,1)区间的以 0.1 位间隔的 10 个小区间上的分布情况。当分割后的两个矩形相交时,按照两个矩形被正确合并的最大后验概率为原则进行合并。根据结论(3),采用具体方法,按照两个相交矩形的长宽比,分别从表 1 中查找其是某种细胞的后验概率,只要其中有一个细胞的后验概率中上皮的数值最大,则不合并,反之合并。

3.4 去除信息不全的目标体

为了提高识别的准确率,将太模糊的目标和图像边缘的不完整目标去掉。具体方法仍然是根据表 1,判断边缘上的矩形区域的长宽比,若后验概率中管型的数值最大则保留,否则去掉。原因是,通过统计可知管型细胞的残片有可能跟上皮有同样的长宽比,因此只保留后验概率中管型的数值最大的目标体,而不保留后验概率中上皮数值最大的目标体;其它的小目标体在边缘出现时,往往损失了原有的特征,即使保留下来也不利于目标体的识别。

4 实验结果

经过大量的实验验证,本文中所使用的方法效果很好。在 2 000 份样本中,分割正确率 >95%,分割完整率 >90%,如图 8。

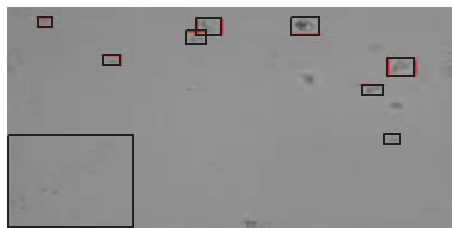


图 8 一个典型的分割

5 结论

本文将贝叶斯最大后验概率的方法引入图像分割后的合并策略中,大大提高了分割结果的完整性,为图像识别提供了良好的基础。实验结果表明,最大后验概率方法在尿沉渣图像分割中具有很好的效果,但是如何分割相叠的细胞则需要更深入地研究。(收稿日期:2007 年 1 月)

参考文献:

- [1] Pemkopf F. Bayesian network classifiers versus selective formula not shown NN classifier[J]. Pattern Recognition, 2005, 38: 1-10.
- [2] Wong M L, Lee S Y. Data mining of Bayesian networks using cooperative coevolution[J]. Decision Support Systems, 2004, 38: 451-472.
- [3] Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(9): 1277-1294.
- [4] 罗希平, 田捷, 诸葛婴, 等. 图像分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能, 1999, 12(3).
- [5] Duncan J S, Avache N. Medical image analysis: progress over two decades and the challenges ahead[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(1).