DOI: 10.16016/j.1000-5404.1999.09.019

马尔科夫随机场在生物医学图像分割中的应用

许东民* 先 武** 夏志坚** (第三军医大学教学保障处网络中心)重庆,400038

提 要 目的:建立一种图像分割方法,以适应精确的生物医学图像分析。方法:根据马尔科夫随机场图像模型,利用最大后验概率准则(MAP),提出一种迭代松弛分割算法。结果:在用于生物医学图像以及CT重建图像的分析测量中得到了较为理想的实验结果。结论:该算法与经典的图像分割算法相比具有分割精度高、可以进行多区域图像分割的特点。

关键词 马尔科夫随机场;图像分割;生物医学图像

中图法分类号 R31

在图像处理中,尤以生物医学图像最为困难,其原因在于生物医学图像大多信噪比较低,特别是多区域(细胞核、细胞质以及背景)的图像,要进行精确的图像分析,采用以往传统的分割方法效果不理想[1]。近年来,出现了一些新的图像分割算法与设想,如二维灰度直方图[2,3],小波变换[4],马尔科夫随机场模型[5]等方法。由于这些图像分割方法都考虑了图像象素的空间相关性,因此在一定程度上提高了图像分割的准确性。本实验利用吉布斯随机场模型,在对生物医学细胞图像的分割实验中得到了较为理想的实验结果。

1 资料与方法

1.1 算法模型

定义 1 设 η 是定义在图像 L上的邻域系统,如果随机场 X 满足:

1) $P(X=x)>0 \qquad \forall x\in\Omega$

2) $P(X_s=x_s \mid X_r=x_r, s\neq r)=P(X_s=x_s \mid X_r=x_r, r\in\eta_s)$

则称 X为以 η 为邻域系统的马尔科夫随机场(MRF),$P(X_s=x_s \mid X_r=x_r, r\in\eta_s)$称为 X的局部特征,一个 MRF完全由其局部特征唯一确定。如果随机场 $X=\{X_N\}$当且仅当具有下面形式的联合概率分布

$$P(X=x)=\frac{1}{Z}\exp\{-U(x)\} \qquad (1)$$

则随机场 X服从吉布斯分布或称为关于 η 的吉布斯随机场,其中:

$$U(x)=\sum_{c\in C}V_c(\chi) \quad \text{称为能量函数} \qquad (2)$$

$$Z=\sum_{\chi}\exp\{-U(\chi)\} \quad \text{称为部分函数} \qquad (3)$$

$V_c(x)$称为子团 c的位势函数 (4)

部分函数 Z实际上是一个标准化常数,位势函数 $V_c(x)$仅与子团 c内各像素值有关。

定理 1 设$\{L,\eta\}$表示一个图,则 X关于 η 的 MRF充分必要条件为 $P(X=x)$为关于 η 的吉布斯分布。

MRF与吉布斯分布(GD)之间的关系可由定理 1确定,其意义在于将确定 MRF的局部特征转化为确定吉布斯分布的能量函数 $U(x)$,由 MRF的定义可知,其局部特征的确定比较困难,并没有明确的表达式,因此将 MRF转化为吉布斯分布来讨论较为方便。

1.2 图像分割算法

1.2.1 分割问题 本文是基于分层吉布斯模型进行图像分割,即通过已知噪声图像的实现 y,利用最大后验概率准则(MAP)作为统计方法,确定使概率 $P(X=x \mid Y=y)$最大的景物 X的一个近似实现 $x^*=X^*(y)$,来作为图像分割方法,即:

$$P(X=x^* \mid Y=y)=\max P(X=x \mid Y=y) \qquad (5)$$

1.2.2 位势函数 $V_c(x)$的计算 设图像 L上的一个象素 x_{ij}表示,其二阶邻域系统 Z_{ij}以矢量 t 表示,

$$t\triangleq[u_1,u_2,u_3,u_4,v_1,v_2,v_3,v_4]^T \qquad (6)$$

其中 U_i 和 V_j 相对于 s的位置关系见图 1。

V_1	U_2	V_2
U_1	S	U_3
V_4	U_4	V_3

图 1 x_{ij}与 η_{ij}的对应关系

Fig 1 Relationship of x_{ij} and η_{ij}

定义指数函数:

$$I(z_1,z_2,\cdots z_1)=\begin{cases}-1 & \text{如果所有的 } z\text{相等}\\ 1 & \text{其它}\end{cases} \qquad (7)$$

和

$$I_k(s)=\begin{cases}1 & \text{如果 } s=q_k\\ 0 & \text{其它}\end{cases} \qquad (8)$$

令 $V(s,t;\theta)$是所有包含象素 (i, j)子团的位势函数的总灵敏,即

* 许东民,男,31岁,工程师,硕士

** 重庆大学 ICT中心 重庆,400044

?1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$V(s,t;\theta)=\sum_{c\in C} Vc(i) \tag{9}$$

其中参数矢量

$$\theta=[\alpha_1,\alpha_2,\cdots\alpha_K,\beta_1,\cdots\beta_4,\gamma_1,\cdots\gamma_4,\xi_1]^T \tag{10}$$

GD模型利用子团位势可以写成:

$$V(s,t;\theta)=\varnothing^T(s,t)\theta \tag{11}$$

其中:

$$\begin{aligned}\varnothing^T(s,t)\theta=&[J_1(s),J_2(s),\cdots J_k(s),(I(s,u_1)+I(s,u_3)),(I(s,u_2)+I(s,u_4)),(I(s,v_2)+I(s,v_4)),(I(s,v_1)+I(s,v_3)),(I(s,u_2,v_2)+I(s,u_3,u_4)+I(s,u_3,v_4)),(I(s,u_4,v_3)+I(s,u_2,u_3)+I(s,u_1,v_1),(I(s,u_2,v_1)+I(s,u_1,u_4)+I(s,u_3,v_3)),(I(s,u_1,u_2)+I(s,u_4,v_4)+I(s,u_3,v_2)),(I(s,u_1,v_1,u_2)+I(s,u_2,v_2,u_3)+I(s,u_3,v_3,u_4)+I(s,u_4,v_4,u_1))]\end{aligned} \tag{12}$$

在本文中,为了减小运算量,去掉了三象素和四象素的子团类型,相应地参数矢量 θ 也变为 $\theta=[\beta_1,\beta_2,\beta_3,\beta_4]^T$,在本文中,设图像噪声是各向同性的,因此可以取 $\theta=[1,1,1,1]$。

1.2.3　迭代松弛分割算法　　前面已经讨论过,最大后验分割方法即是确定使概率 $P(X=x|Y=y)$最大时的景物 X的一种估计 x^*,利用贝叶斯准则,等式 (5)右边可以写成:

$$P(X=x|Y=y)=\frac{P(Y=y|X=x)P(X=x)}{P(Y=y)} \tag{13}$$

设图像中的噪声是高斯白噪声,以二阶邻域 GD模型来表征景物随机场 X,等式 (13)两边分别取对数,然后其右边以循环递归方式进行整理后可得:

$$l_0=-\ln Z-\frac{N_1N_2}{2}\ln(2\pi\sigma^2) \tag{14}$$

$$l_n=l_{n-1}-\sum_{c\in C^{n-1,n}} Vc(x)-\sum_{k=1}^{K}\sum_{(i,n)\in S^{n,k}}\frac{1}{2\sigma^2}(y_{in}-q_k)^2 \tag{15}$$

其中:

$C^{n-1,n}=\{c: c$是只包括图像中第 n列或 n-1列与 n列象素的子团$\}$

$S^n=\{(i,n): X_{in}=k, 1\leqslant i\leqslant N_1\}$

因此,$l_{N_2}=\ln P(X=x,Y=y)$ (16)

使 l_{N_2}最大时的 x即为 x^*。式 (14)、(15)、(16)是标准的动态编程算法,式 (14)中 l_0的值并不影响 x的分割,因此在编程时可以令 $l_0=0$ 动态编程算法虽然使 X的分割组态减少为 $N_2\times K^{N_1}$,但实际上其计算量仍很大,为此,我们考虑采用迭代松驰算法,来减小计算量,其步骤如下:

第一步: 把图像分为 $D\times N_2$的窄带,令 $2\leqslant D\leqslant 4$,取 $D=3$,令 $I=1$

第二步: 对第I 行到第I + D-1行进行分割。

第三步: 如果I + D-1= N,保存第I 行到第I + D-1行的分割结果并转至第七步。

第四步: 如果I + D-1≠ N,只保存第I 行的分割结果。

第五步: 令I = I + 1

第六步: 转到第二步。

第七步: 结束。

2　结果

图 2 a是红细胞显微图像,图 2 b是采用文献 [2]的方法分割的图像,图 2 c是采用本文方法 (多区域分割)分割的图像。

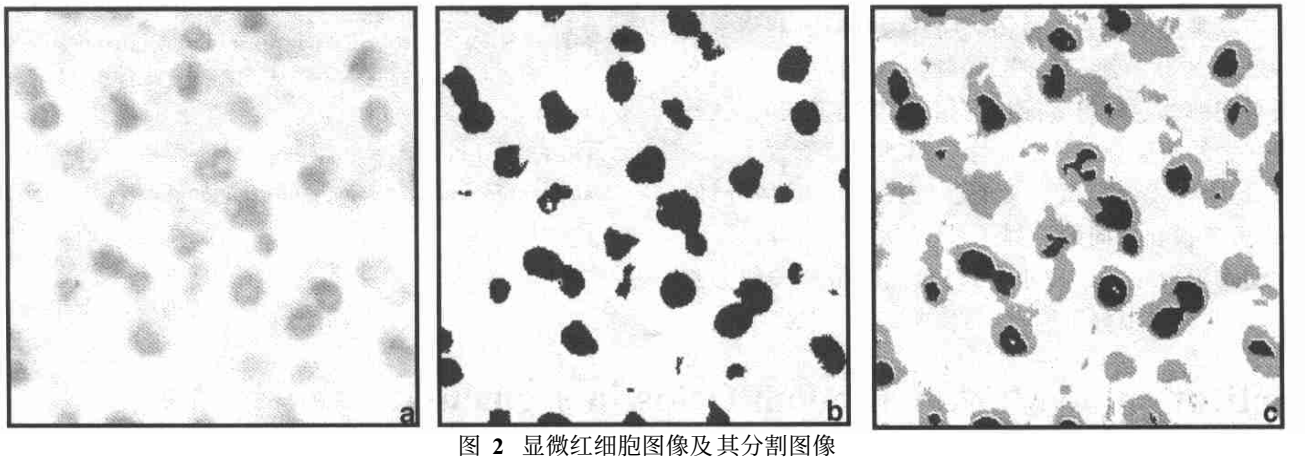


图 2　显微红细胞图像及其分割图像

a 原始图;　b 阈值法;　c 本文方法

Fig 2　Segmentation of erythrocytes

a Original;　b Threshold;　c My method

图 3 a是一幅淋巴细胞显微图像,图 3 b是采用文献 [2]的方法分割的图像,图 3 c是采用本文方法分割的图像。

?1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

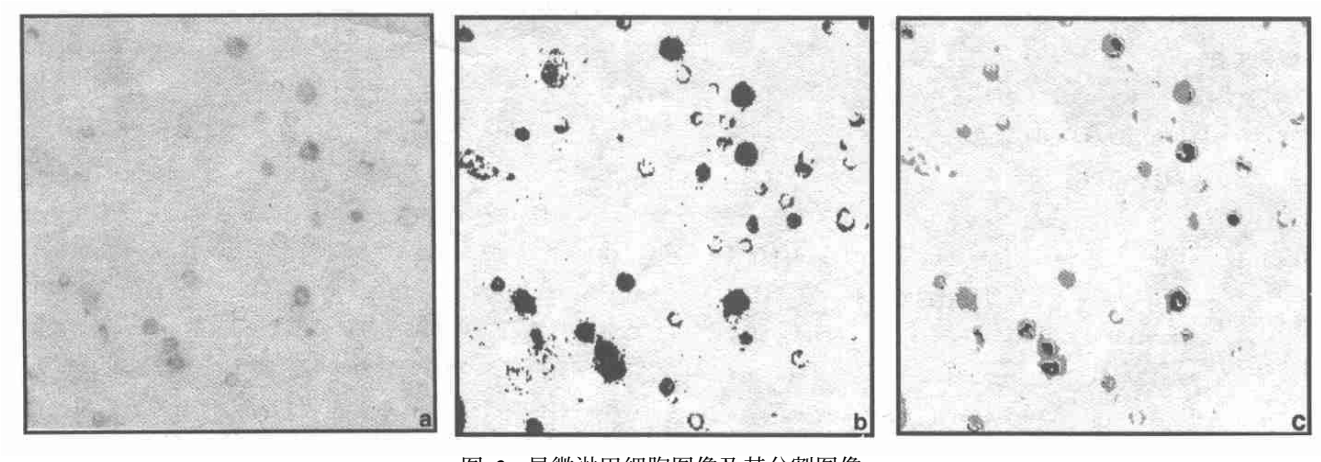


图 3 显微淋巴细胞图像及其分割图像

a 原始图; b 阈值法; c 本文方法

Fig 3 Segmentation of lymphocytes

a Original; b Threshold; c My method

3 讨论

利用本文的分割算法对医学细胞显微图像 (256× 256, 256灰度级)进行了分割实验 ,实验结果的精确度较高 ,同时本文方法也可用于 CT 重建图像的分析测量。

图 2是红细胞显微图 ,利用常规方法得到的分割图与实际情况相差较大 ,不利于精确的图像分析 ,而采用本文方法得到的分割图可以清晰地区分细胞核与细胞质 ,且精度较高 ,为进一步的图像分析打下了基础。

图 3是淋巴细胞显微图 ,其信噪比较低 ,利用常规方法得到的分割图 (图 3 b)的噪声较大 ,而采用本文方法得到的分割图与实际情况相比 ,精确度较高 ,这是由于本文的图像分割算法对噪声不甚敏感所致。

另外 ,对式 (10)所定义的参数矢量 θ选取不同的值时 ,可以得到不同的分割结果 ,增大 U 值 ,可以得到较大的聚类 ,反之 ,U 越小 ,可以得到较为精细的分割图像 ,因此可以根据不同的分割要求选取不同的 β_i 值。

本文的分割算法适用于多区域的图像分割 ,式 (15)中的 K 值即为分割的区域数 ,当然 , K 的取值不应大于 4,否则计算量将很大。

参考文献

1 易 东 ,李辉智 .统计聚类分析方法在细胞图像分析处理中的应用 .第三军医大学学报 , 1998, 20(6): 535

2 龚 坚 ,李立源 .基于二维灰度直方图 Fisher线性分割的图像分割方法 .模式识别与人工智能 , 1997, 1(10): 1

3 苑玮琦 ,王建军 ,张宏勋 .基于局部灰度极值法的水泥生料球图像边缘检验 .模式识别与人工智能 , 1997, 12(10): 376

4 Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Trans PAMI, 1989, 11(11): 674

5 Derin H, Elliott H, Modeling and segmentation of noisy and textured images using gibbs random fields. IEEE Trans PAMI, 1987, 9(1): 39

(收稿: 1999-01-30;修回: 1999-04-07)

(编辑 冷怀明)

Application of Markov random fields in segmentation of image

Xu Dongmin, Xian Wu, Xia Zhijian (Faculty of Administration for Teaching Facilities, Third Military Medical University, Chongqing, 400038)

Abstract Objective: To seek a method of segmentation for biomedical image. Methods: Based on Markov random fields model of noise, a iteration algorithm was presented by using maximum a posteriori (MAP) criterion. Results: Some ideal experimental results showed that the algorithm had a vast range of application prospect in analysis and measurement of medical cell image and reconstruction of CT image. Conclusion: Compared with other classical algorithms, this algorithm has the characteristics of high precision for segmentation and multi-region segmentation.

Key words Markov random field; image segmentation; biomedical image

?1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net