

文章编号:1007-2780(2019)02-0207-08

MRF 细胞图像自动分割方法设计

于 跃,李东明*

(吉林农业大学 信息技术学院,吉林 长春 130118)

摘要:针对目前医学细胞图像分割出现的误分割、人为主观因素影响时间效率低等特点,提出了一种结合基于中国餐馆过程的马尔可夫随机场(MRF)细胞图像自动分割方法。首先对图像进行去噪处理,然后采用中国餐厅过程的无监督模型对马尔可夫随机场进行自动确定参数,最后采用条件迭代模式(ICM)方法实现 MRF 在图像分割并对其口腔粘膜细胞图像进行分割实验,并与传统的马尔可夫随机场图像分割和 3 种不同的细胞图像分割方法进行比较。结果表明,本文提出的方法无需事先估计参数值,在精确度上能达到 96% 以上。通过本文算法基本能够准确找到要分割的双核和微核细胞,为后期细胞图像识别打基础,有效解决分割受到人为主观因素影响和精度差等问题。

关键词:中国餐馆过程模型;马尔可夫随机场;细胞图像;图像分割

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20193402.0207

Design of MRFcell image automatic segmentation method

YU Yue, LI Dong-ming*

(School of Information Technology, Jilin Agricultural University, Changchun 130118, China)

Abstract: In view of the current misdivision of medical cell image segmentation and the low time efficiency of human subjective factors, an automatic image segmentation method based on Markov Random Field (MRF) based on Chinese restaurant process was proposed. Firstly, the image was denoised. Then, the Markov random field was automatically determined using the unsupervised mode of the Chinese restaurant process. Finally, the conditional iteration mode (ICM) method was used to implement MRF image segmentation and its oral mucosal cell image, and compared with traditional Markov random field image segmentation and three different cell image segmentation methods. The results show that the method proposed in this paper does not need to estimate the parameter values in advance, and it can reach more than 96% in accuracy. The algorithm can basically find the binucleate and micronucleus cells to be segmented accurately by using this algorithm, which will lay a foundation for the later cell image recognition. The effective solution to segmentation is subject to subjective factors and poor accuracy.

Key words: Chinese restaurant process model; Markov random field; cell image; image segmentation

收稿日期:2018-09-12;修订日期:2018-10-23.

基金项目:吉林省教育厅“十三五”科学技术项目(No.JJXH20180637KJ)

Supported by Science and Technology Project of Department of Education of JiLin Province (No. JJXH20180637KJ)

* 通信联系人, E-mail:ldm0214@163.com

1 引言

随着计算机视觉的发展,医学图像技术取得长足进步,其中显微细胞图像的识别在医学图像处理中得到长足发展,图像分割逐渐成为医学图像分析和处理的关键技术其中图像分割是计算机视觉的重要环节,而对于细胞图像分割更是医学细胞图像分析的难点。图像分割基本上可分为两类,一类为基于边缘图像分割另一类为基于区域图像分割,医学图像技术上有基于细胞图像的边缘、区域等特征进行分割,诸学者提出了如边缘检测^[1]、分水岭^[2]、阈值^[3]、水平集^[4]、聚类分割等算法进行图像分割。在细胞图像分割中 K-means 聚类细胞图像分割是基于距离相似性的聚类算法,以空间中 k 个点为中心进行聚类,对最靠近他们的像素归类,通过迭代的方法,逐次更新各聚类中心的值,直至得到最好的聚类结果,其缺点是需要自定义聚类数目,产生类的大小相差不会很大,人为主观因素较大,对于噪声很敏感^[5]。FCM 算法是一种无监督的聚类算法,它利用隶属度来确定每个像素点最后划分到某个聚类的一种聚类^[6],但 FCM 对初始聚类中心和隶属度将矩阵以及噪声比较敏感,其次是当数据样本集合较大并且特征数目较多时,算法的实时性差。近几年阈值分割在处理医学图像上得到广泛应用,其主要是按照灰度级,对像素集合进行划分得到多个子区域,各个子区域内部具有一致的属性,而相邻区域不具有这种一致属性,这种划分可以通过从灰度级中选取一个或多个阈值来完成,近年基于阈值分割法的研究在处理细胞图像上得到广泛应用^[7]。

目前结合统计学的模型区域划分的细胞图像分割方法比较流行,利用传统的马尔科夫随机场(MRF)描述分割图像的先验分布恰当好处,MRF 图像分割方法利用图像某一点的特征关系只与其相邻领域有关,但 MRF 需要事先设定初始分类数,受到人为主观因素影响较大,费时费力,针对上述出现的普遍问题本文提出结合基于中国餐馆

过程的马尔可夫随机场的细胞图像分割方法,利用中国餐馆模型找到聚类个数作为 MRF 的分类参数,结合最大后验概率进行细胞图像分割。传统的 MRF 图像分割方法需要事先定义分割区域个数的参数,本文提出的改进方法无需事先估计个数,有效的解决了分割速度慢和精度差的问题,能够准确找到要分割的双核和微核细胞,为后期细胞图像识别打基础。

2 基于中国餐厅模型的马尔科夫图像自动分割方法

2.1 马尔可夫随机场(MRF)细胞图像分割过程

MRF 包括马尔可夫和随机场,马尔可夫表示的是一种随机过程,及当前状态的值只与前一个状态的值有关,可以理解为相邻状态有关;设随机过程 $\{X_n, n \in T\}$, $\forall n \in T$ 且 $i_0, i_1, \dots, i_{n+1} \in I$ 满足: $P\{X_{n+1} = i_{n+1} \mid X_0 = i_0, \dots, X_n = i_n\} = P\{X_{n+1} = i_{n+1} \mid X_n = i_n\}$ 那么就称 $\{X_n, n \in T\}$ 为马尔科夫随过程,即条件概率决定是否为马尔可夫随机场^[8]。随机场是当给每一个位置中按照某一种分布随机赋予相空间的值后,称为随机场,所谓位置就是空间里面的一块区域,把位置比喻成一块地,而相空间就是地里面的农作物,比如水稻,麦子等,相当于说相空间包含于位置,因此随机场要做的事情就是在哪一块地里面种什么农作物,再深度一点可理解为农作物只与相邻的地里面种的有关,这就是马尔科夫随机场。对于二维图像,可以看作一个二维随机随机场,即二维马尔科夫随机场,MRF 将图像模拟成一个随机变量组成的网格,其中的每一个变量都依赖于其自身之外的随机变量组成的邻近基团。根据文献[9]我们可得到 MRF 与吉布斯(Gibbs)分布是等价的,即一个随机场关于领域系统 MRF,当且仅当这个随机场也是关于领域系统的 Gibbs 分布,从而用 Gibbs 分布求解 MRF 中的概率分布,因此对于 MRF 模型的结构信息可以用吉布斯分布的表达式进行描述:

$$p(x_s \mid x_r, r \in \delta(s)) = \frac{\exp\left[-\left(\sum_{c \in C} V_c(x_s \mid x_r)\right)\right]}{\sum_{x_s=1}^L \exp\left[-\left(\sum_{c \in C} V_c(x_s \mid x_r)\right)\right]}, \quad (1)$$

$\delta(s)$ 是定义在像素位置 $S = \{(i, j) \mid 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M\}$ 二维随机场上的领域系统的集合; x_s 表示在随机场空间区域的随机变量, $r \in \delta(s)$ 为 S 的邻点; $c \subset S$ 的一个势团, C 表示势团 c 的集合; L 为状态空间, 即随机场的相空间, 表示将图像分割为不同区域的数目, 相空间也直接关系到能否准确划分图像区域的关键; $-\left(\sum V_c(x_s \mid x_r)\right)$ 为能量函数。

在图像处理中基于统计学概率模型的图像分割问题可以转化为图像的标记问题, 从而图像分割要解决的问题就是求出满足最大后验概率准则对每个像素的分类标号, 称为标号场, 记为 X 。对于图像, 可知标号场是用来对图像的像素进行跟踪标记, 特征场是拟合原始的观测数据, 图像数据的像素值就是观测数据, 使图像分割的结果中能够保留更多的细节信息, 尽可能准确地反映每一个像素位置的特征信息。根据贝叶斯估计准则和最大后验概率准则, 将后验概率转换为先验概率与似然函数的乘积, 似然函数是一个高斯分布, 而先验概率通过 MRF 转换为 Gibbs 分布得到, 最后更新标号场使得成绩最大, 得到最佳分割^[10]。根据贝叶斯准则, 最佳分割准则为:

$$X = \underset{X}{\operatorname{argmax}} p(X \mid Y) = \underset{X}{\operatorname{argmax}} \frac{p(Y \mid X)p(X)}{p(Y)}, \quad (2)$$

其中: Y 为图像的灰度值; 因此 $p(Y)$ 为常数; X 由 MRF 通过能量函数确定的条件概率, 从而使其在全局上具有一致性, 通过单个像素及其领域的简单的局部交互, 通过计算局部的 Gibbs 分布得到全局的统计结果, 可以获得 MRF 模型复杂的全局行为。考虑到计算效率, 采用条件迭代模式(ICM)方法来实现 MRF 在图像分割上的应用。

2.2 中国餐厅过程的 Dirichlet 过程混合模型

中国餐厅过程是 Dirichlet 过程的一种无限混合模型表示方法, 这种方法是一种无监督分类, 可以提前估计聚类个数, 根据数据的大小自动调整聚类数目, 最终会趋向一个有限的固定值^[11]。在进行数据分析分类时, 能够快速找到潜在聚类数目。中国餐厅过程是关于 n 个顾客在同一个餐厅座位问题的一个随机过程。假设一家中国餐馆的餐桌数量不限, 第一位顾客抵达后坐在第一

张桌子上, 第二位顾客可以选择以一定概率坐在第一张桌子上或者选择坐在一张新的桌子上, 第三位顾客以一定概率可以选择坐在第一、二张桌子, 也可以选择新开一张桌子, 具体的概率分布^[12]如下:

$$P(Z_n = k \mid Z^-) = \begin{cases} \frac{n_k}{n-1+\alpha}, & \text{坐在已有顾客餐桌} \\ \frac{\alpha}{n-1+\alpha}, & \text{新开一张桌子} \end{cases}, \quad (3)$$

其中: Z_n 表示第 n 个顾客所选的桌子, n_k 表示 k 个桌子上已有顾客数, α 为先验参数是一个正常数, 中国餐厅过程好处是“客人就坐越多的桌子, 新客人就会更有可能就坐”所以桌子的最终数量会趋向一个有限的固定值。根据图像中的像素信息, 顾客代表像素, 把桌子数看成被划分的分割数目, 因此桌子的个数等于被分割像素的区域数, 当图像中相似或者相同的像素点就会被分到同一个桌子, 直到像素被分完, 最后统计桌子数对应就是聚类数目。

中国餐厅过程是一个狄利克雷过程的一种描述性形式, 整个过程运用的是狄利克雷过程混合模型, 中国餐厅过程在狄利克雷混合过程模型中扮演数据的先验分布, 假设存在观察数据 $\{y_1, \dots, y_n\}$, 建立如下分布:

$$y_i \mid \theta_i \sim F(\theta_i), \quad (4)$$

那么每张桌子也有一个分布来描述, 记为 $F(\theta)$, 这里说的分布即为用中国餐馆过程构造参数 θ 的分布, 因此图像数据集服从参数为 $\theta \sim F(\theta)$ 分布, 求解这种非解析表达式的概率问题, 一般没有具体的解析式来计算, 都是一个迭代收敛或者极限过程, 所以运用 MCMC 方法的吉布斯算法把图像的像素值聚类到不同的分量分布上, 实现数据的聚类, 聚类数目的最大值就是分割区域 w 的数目, 当图像中相似或者相同的像素点就会被分到同一个桌子, 直到像素被分完, 最后统计桌子号的 W 就是聚类数目。

2.3 实现细胞图像自动分割

从上面描述可知要进行图像分割首先要对位置、相空间以及有多少个位置和相空间进行描述, 通过公式(1)我们可以知参数 L 表示图像分割为不同区域的数目, 这个分割区域的数目如何给定, 在给定初始参数 L 的准确性直接影响分割图像

效果, MRF 图像分割中采用人工设置初始参数 L , 通过上文 2.2 了解到中国餐馆模型是一种无监督分类, 可以提前估计聚类个数, 根据细胞图像染色不均匀, 图像中细胞的大小不均, 以及处理大量

图像等问题^[13], 本文通过中国餐厅过程可对数据的大小自动调整聚类数目解决以上问题, 因此通过 2.2 中得到的 W 参数数目代入公式(1)中得到:

$$p(x_s | x_r, r \in \delta(s)) = \frac{\exp[-(\sum_{c \in C} V_c(x_s | x_r))]}{\sum_{x_s=1}^W \exp[-(\sum_{c \in C} V_c(x_s | x_r))]}, \quad (5)$$

此方法无需人为给定初始分割区域, 可自动生成区域数目, 有效的解决人为误分割问题, 节省时间, 根据传统 MRF 细胞图像分割需设定区域数目相比效果明显。

3 结果与讨论

3.1 实验过程

本文以人类口腔粘膜细胞为研究对象, 通过对细胞进行提取染色得到的细胞图像, 分辨率为 $1\,600 \times 1\,200$ 像素, 对其 200 个细胞图像进行实验。算法用 Matlab 7.0 实现, 实验平台为 8 内存, 处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-3317U, Windows7 操作系统。本次实验的算法基本流程如图 1 所示。

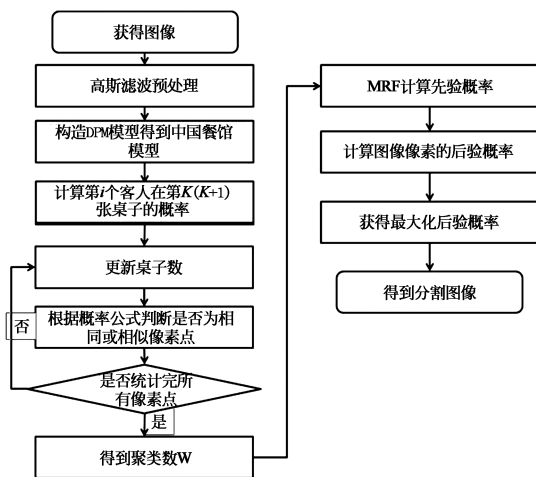


图 1 算法流程图

Fig.1 Flowchart of algorithm

3.2 实验效果对比图

针对细胞图像分割的区域分割方法进行主观评价^[14], 通过传统的 MRF 算法与本文算法效果对比图 2、图 3 中可以看到本文算法自动生成

的聚类数后分割的效果明显高于其他聚类数, 通过本文算法与传统的 MRF 做比较, 结果发现本文算法自动生成的聚类数通过 MRF 图像分割效果明显比传统的需要手动输入其它聚类数更加准确。传统的 MRF 算法的图像分割存在人为主观因素, 相比较本文算法自动生成的聚类数的 MRF 细胞图像分割降低了人为主观因素, 效果显著, 在进行大量图片处理时的优势也较为明显。

对 FCM 算法、K-means 算法分割、文献[15]与本文算法作对比实验, 部分细胞图像分割实验结果如图 4、5、6 所示, 对同一幅细胞图像进行定量分析, 通过 3 种基于区域分割方法与本文分割方法进行对比。(a1)、(b1)、(c1)为原始的口腔粘膜细胞灰度图像, (a2)、(b2)、(c2)为无监督式聚类分割 FCM。FCM 聚类分割算法是基于模糊目标函数优化的数据聚类方法, 主要目的在于将向量空间的样本点按照某种距离度量划分成几个子空间, 聚类的结果特征是一个数据对聚类中心的隶属程度。本次实验中, 能够准确找到细胞进而分割, 但是难以确认细胞中的细胞核。(a3)、(b3)、(c3)为 k-means 聚类分割法, 这里我们选取 $k=3$ 为聚类中心个数(通过实验证明在 $k=3$ 时会比同等 K-means 聚类其它聚类中心个数效果明显), 精确度较差一些。(a4)、(b4)、(c4)为文献[15]分割方法, 通过对遗传算子的改进优化二维最大熵的阈值分割, 能够找到细胞和细胞中的细胞核部分, 但是稳定性较差一些。(a5)、(b5)、(c5)为本文算法, 利用中国餐厅餐馆过程聚类自动划分得到聚类数作为 MRF 分割算法的区域参数, 使用 ICM 迭代通过每个元素的最大条件概率来更新像素值得到本文算法。

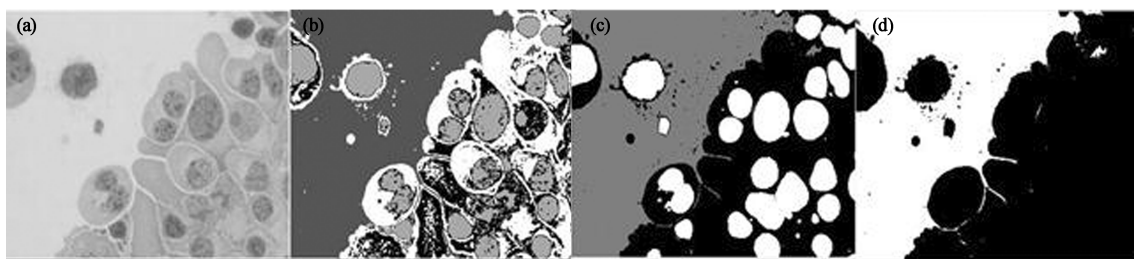


图2 不同聚类数效果对比图。(a)原图;(b)传统算法聚类数=2;(c)本文得到聚类数=3;(d)传统算法聚类数=4。

Fig.2 Comparison of different clustering number renderings of original. (a) Original picture; (b) Number of traditional algorithm clusters = 2; (c) Number of clusters obtained by this thesis = 3; (d) Number of traditional algorithm clusters = 4.

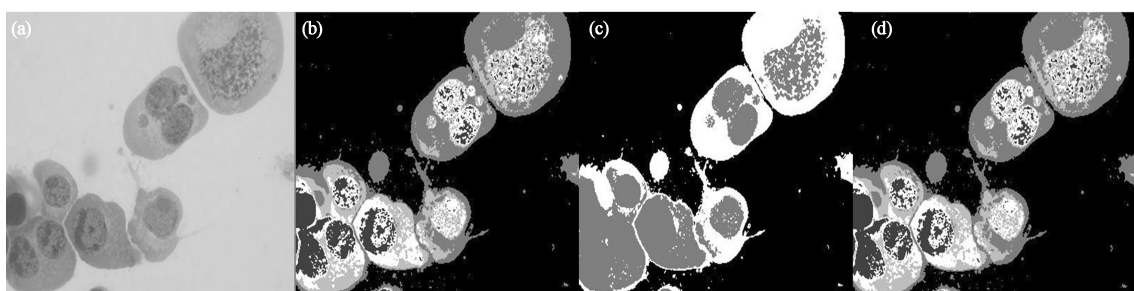


图3 不同聚类数效果对比图。(a)原图;(b)传统算法聚类数=3;(c)传统算法聚类数=5;(d)本文得到聚类数=4。

Fig.3 Comparison of different clustering number renderings of original. (a) Original picture; (b) Number of traditional algorithm clusters = 3; (c) Number of traditional algorithm clusters = 5; (d) Number of clusters obtained by this thesis = 4.

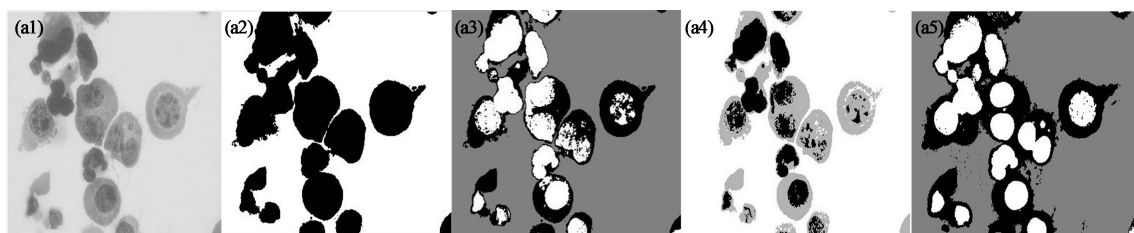


图4 对原图 a1 的4种算法比较。(a1)原图;(a2)FCM;(a3)K-means;(a4)文献[15];(a5)本文算法

Fig.4 Comparing the four algorithms of the original image a1. (a1) Original picture; (a2) FCM; (a3) K-means; (a4) Literature [15]; (a5) Algorithm of this thesis.

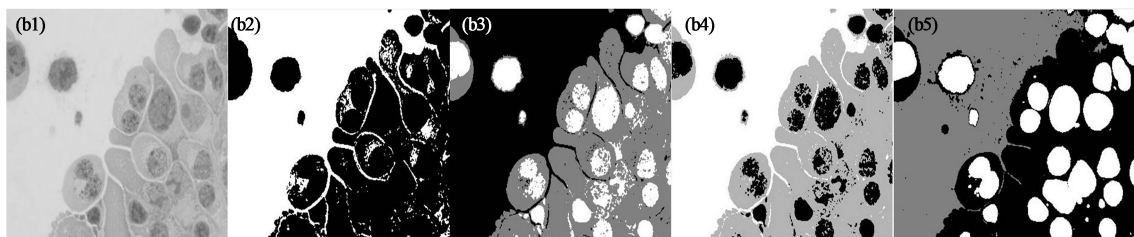


图5 对原图 b1 4种算法的比较。(b1)原图;(b2)FCM;(b3)K-means;(b4)文献[15];(b5)本文算法。

Fig.5 Comparing the four algorithms of the original image b1. (b1) Original picture; (b2) FCM; (b3) K-means; (b4) Literature [15]; (b5) Algorithm of this thesis.

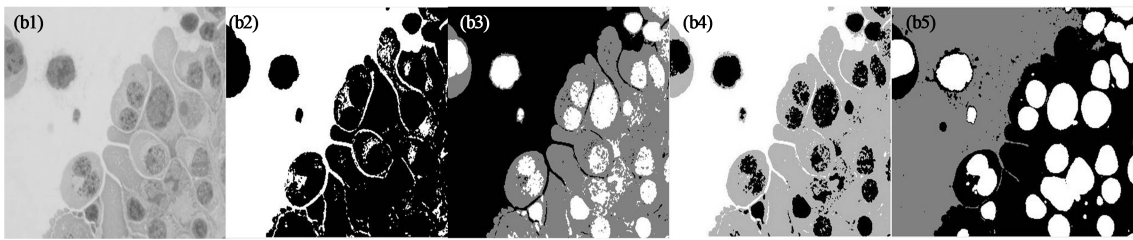


图 6 对原图 c1 4 种算法的比较。(c1) 原图;(c2)FCM;(c3)K-means;(c4) 文献[15];(c5)本文算法。
Fig.6 Comparing the four algorithms of the original image c1.(c1) Original picture; (c2) FCM; (c3) K-means; (c4) Literature [15]; (c5) Algorithm of this thesis.

3.3 实验效果差异评估

为了进一步说明本文的算法对处理细胞图像的效果,使用 Precision、Dice、MSE 3 个指标进行评估,表 1 给出了对上面 3 组口腔黏膜细胞图像分割评价结果,图 7 给出 3 种算法在不同定量评价中的效果图。

表 1 各算法对比结果

Tab.1 Comparison results of algorithms

	Precision	Dice	MSE
FCM(a2)	0.898 5	0.946 6	0.095 6
k-means(a3)	0.913 6	0.920 1	0.105 5
文献(15)(a4)	0.959 0	0.983 9	0.142 6
本文算法(a5)	0.989 9	0.994 9	0.016 7
FCM(b2)	0.802 4	0.704 2	0.406 4

续 表

	Precision	Dice	MSE
k-means(b3)	0.959 4	0.792 0	0.307 3
文献(15)(b4)	0.876 7	0.683 2	0.256 3
本文算法(b5)	0.998 9	0.864 7	0.172 6
FCM(c2)	0.798 1	0.712 7	0.392 5
k-means(c3)	0.857 6	0.674 1	0.404 2
文献(15)(c4)	0.966 5	0.721 4	0.287 4
本文算法(c5)	0.999 4	0.849 3	0.228 0

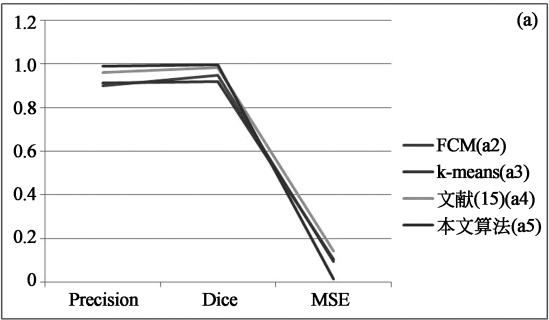
先手动标记被分割口腔黏膜细胞图像作为金标准,通过本文算法、K-means 算法、FCM 算法与金标准对比,其中 Precision 表示为:

$$\text{precision} = \frac{|\{\text{relevant documents}\} \cap \{\text{retrieved documents}\}|}{|\{\text{retrieved documents}\}|}, \quad (6)$$

式(6)中 Precision 表示正确结果的像素值除以所有返回结果的像素值,Precision 越大证明精确度越高,分割效果越好。

Dice^[16]表示为:

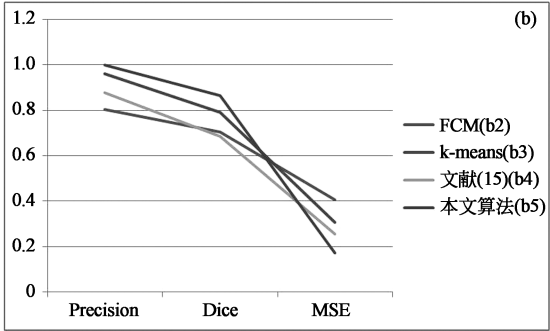
$$M^k = \frac{2V_{ae}^k}{(V_a^k + V_e^k)}, \quad (7)$$



金标准手动分割结果重合像素的个数与利用算法分割结果与手动分割结果相比,式(7)中 M 值越大表示分割精度越好。

MSE 表示为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{abserved}_i - \text{predicted}_i)^2, \quad (8)$$



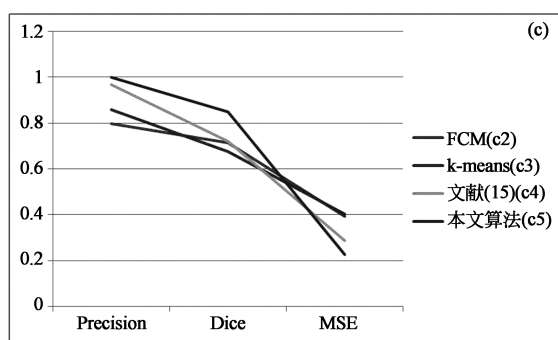


图7 算法对比结果图。(a)对(a2)、(a3)、(a4)、(a5)的比较;(b)对(b2)、(b3)、(b4)、(b5)的比较;(c)对(c2)、(c3)、(c4)、(c5)的比较。

Fig.7 Algorithm comparison results. (a) Comparison of (a2), (a3), (a4), (a5); (b) Comparison of (b2), (b3), (b4), (b5); (c) Comparison of (c2), (c3), (c4), (c5).

式(8)中,MSE是参数估计值(abstracted)与参数真值(predicted)之差的平方期望差,MSE值越小,证明分割效果越好^[17]。

参 考 文 献:

- [1] LIU F J, XING F Y, ZHANG Z Z, *et al.* Robust muscle cell quantification using structured edge detection and hierarchical segmentation [C]// *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI* 2015. Cham: Springer, 2015.
- [2] 王娅.血液红细胞图像自适应标记分水岭分割算法[J].中国图象图形学报,2017,22(12):1779-1787.
WANG Y. Adaptive marked watershed segmentation algorithm for red blood cell images [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(12): 1779-1787. (in Chinese)
- [3] 陈恺,陈芳,戴敏,等.基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割[J].光学精密工程,2014,22(2):517-523.
CHEN K, CHEN F, DAI M, *et al.* Fast image segmentation with multilevel threshold of two-dimensional entropy based on firefly algorithm[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(2): 517-523. (in Chinese)
- [4] LI C M, XU C Y, GUI C F, *et al.* Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [5] SCAMAN M E, ECONOMIKOS L. Computer vision for automatic inspection of complex metal patterns on multi-chip modules (MCM-D) [J]. *IEEE Transactions on Components, Packaging, and Manufacturing Technology: Part B*, 1995, 18(4): 675-684.
- [6] 尹诗白,王一斌,邓巍.基于快速递推模糊2-划分熵图割的红外图像分割[J].光学精密工程,2016,24(3):668-680.
YI S B, WANG Y B, DENG Z. Infrared image segmentation based on graph cut of fast recursive fuzzy 2-partition entropy [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(3): 668-680. (in Chinese)
- [7] 吴秋红,吴谨,朱磊,等.基于图论和FCM的图像分割算法[J].液晶与显示,2016,31(1):112-116.
WU Q H, WU J, ZHU L, *et al.* Image segmentation algorithm based on graph theory and FCM [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(1): 112-116. (in Chinese)
- [8] LI Y, ZHU R, MI L, *et al.* Segmentation of white blood cell from acute lymphoblastic leukemia images using dual-threshold method [J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2016, 2016: 9514707.
- [9] 徐胜军,韩九强,刘光辉.基于马尔可夫随机场的图像分割方法综述[J].计算机应用研究,2013,30(9):2576-2582.

本文算法基本上接近金标准,通多对200张不同的细胞图像做对比,结果显示本文的算法能够找到细胞中的细胞核、双核细胞、微核细胞并准确分割,高于FCM和K-means聚类算法和文献[15]的方法。

4 结 论

针对细胞图像分割的分割不精确等问题提出一种结合中国餐厅过程的MRF细胞图像分割的方法,自动获取初始分割区域,有效的解决人工设定初始参数的不确定性和错分的区域误差,减少了认为主观因素影响,可以清晰的分割出细胞核以及细胞核中的双核细胞、微核细胞,能够准确完成初始参数估计,降低了误分割,提高了效率,可准确锁定目标区域,较传统的区域分割方法具有更光滑的分割图像。通过对实验的定性和定量分析,本文的图像分割方法的准确率可以达96%以上。

- XU S J, HAN J Q, LIU G H. Survey of image segmentation methods based on Markov random fields [J]. *Application Research of Computers*, 2013, 30(9): 2576-2582. (in Chinese)
- [10] 标本. 基于马尔科夫随机场、模糊理论、D-S 理论的医学图像融合分割方法及研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2017.
BIAO B. Segmentation method and research of medical image fusion based on Markov random field, fuzzy theory and D-S theory [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)
- [11] 李长春, 都伟冰, 马潇潇, 等. 改进马尔可夫模型的 SAR 图像分割[J]. 遥感信息, 2017, 32(6): 85-89.
LI C C, DU W B, MA X X, *et al.* SAR image segmentation based on improved MRF model[J]. *Remote Sensing Information*, 2017, 32(6): 85-89. (in Chinese)
- [12] 王婵. 基于 Dirichlet 过程混合模型的话题识别与追踪[D]. 北京: 北京邮电大学, 2013.
WANG C. Topic detection and tracking based on Dirichlet process mixture model[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2013. (in Chinese)
- [13] 李天彩, 王波, 席耀一, 等. 基于分层狄利克雷过程模型的文本分割[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(2): 408-416.
LI T C, WANG B, XI Y Y, *et al.* Text segmentation based on hierarchical Dirichlet processes [J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2017, 32(2): 408-416. (in Chinese)
- [14] 王开义, 张水发, 杨锋, 等. 基于分水岭和改进 MRF 的马铃薯丁粘连图像在线分割[J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 187-192.
WANG K Y, ZHANG S F, YANG F, *et al.* Online segmentation of clustering diced-potatoes using watershed and improved MRF algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(9): 187-192. (in Chinese)
- [15] 冯云丛. 基于信息融合的医学图像阈值分割及评价方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2017.
FENG Y C. Study of medical image thresholding segmentation and evaluation methods based on information fusion [D]. Changchun: Jilin University, 2017. (in Chinese)
- [16] 度谦. 最大熵结合遗传算法的图像阈值分割算法研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2016.
TUO Q. Research on image threshold segmentation algorithm based on maximum entropy and genetic algorithm [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2016. (in Chinese)
- [17] 刘建磊, 隋青美, 朱文兴. 结合概率密度函数和主动轮廓模型的磁共振图像分割[J]. 光学 精密工程, 2014, 22(12): 3435-3443.
LIU J L, SUI Q M, ZHU W X. MR image segmentation based on probability density function and active contour model [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(12): 3435-3443. (in Chinese)

作者简介:



于 跃(1992—), 女, 吉林长春人, 硕士研究生, 2015 年于长春师范大学获得学士学位, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理。E-mail: yu_yue2011@163.com



李东明(1979—), 男, 吉林公主岭人, 教授, 硕士生导师, 2009 年于长春工业大学获得硕士学位, 主要从事图像处理、计算机视觉、软件工程等方面的研究。E-mail: ldm0214@163.com