

基于改进 MRF 的凝胶图像分割算法

张彦清 侯伟 李玲 辛化梅

(山东师范大学 物理与电子科学学院, 山东 济南 250014)

摘要:为了得到更好的凝胶图像分割效果,文章提出了一种基于马尔科夫随机场(MRF)模型分割算法的改进算法,首先用非局部均值(NL-means)对图像进行滤波,然后通过模糊c均值算法(FCM)实现了图像的初始聚类分割,进一步通过二阶逻辑模型(MLL)模糊聚类作为先验知识获取其先验概率并因此得到后验概率,在此过程中引入了灰度点密度权值来实现聚类均值方差的更新,最终实现凝胶图像的最优化分割。

关键词:马尔科夫随机场;分割;灰度点密度;凝胶图像

引言

图像分割就是把一幅图像分成若干个特定的区域并提出感兴趣目标的技术和过程,也是从图像处理进入图像分析的关键步骤,属于基本计算机视觉技术范畴。只有在图像分割成功的基础上才有可能实现对目标特征的提取和参数的测量,才能使更高层图像的分析理解和理解成为可能。

20世纪70年代中期,二维凝胶电泳这个概念由O'Farrell与Klose等人建立^[1],但那时并未有蛋白质组学这个概念,随着二维凝胶技术的逐渐成熟发展,蛋白质组学的发展也突飞猛进,直至今天的辉煌成就。

二维凝胶图像^[2]可以被看作是一幅数字图像,在这幅图像上,蛋白质点被扫描成不同形状、不同大小和不同灰度的点,分割是其分析的关键步骤之一,它的有效将目标蛋白质点从凝胶图像中分割出来。基于马尔科夫随机场的分割方法是一种利用图像中像素间的空间相关性进行分割的方法,能够准确地描述每个像素所属类别与周围像素类别之间的重要依赖关系。国内外的研究者已对MRF的图像分割方法进行了深入研究,其最早是由S. German和D. German^[3]提出的有关随机场概念的问题开始的,而后在1994年,Bouman等再次^[4]提出了具有因果特性的马尔科夫先验模型,文献^[5]利用马尔科夫随机场的MLL模型来描述像素标号场的先验概率,文献^[6]提出的HMMF-FCM图像分割算法实现了用均值场来逼近马尔科夫随机场,但是他的算法复杂度较高,计算效率较低。

本文在综合分析已有文献算法的基础上,结合凝胶图像的特点,提出了一种改进的MRF凝胶图像分割方法。改进算法首先利用非局部均值算法对图像进行预处理,根据像素点之间的相似度进行去噪,使其在结构和细节保护上具有一定优势,同时对各类灰度均值点密度聚类采用归一化加权方式引入权重 ω ,使其后验概率的确定更加准确从而实现凝胶图像的分割。

1 算法介绍

1.1 马尔科夫随机场

马尔科夫随机场方法^[7]是建立在MRF模型与贝叶斯(Bayes)理论的基础上,提供了先验知识与不确定性描述联系的纽带,并根据观测图像的特点,利用估计理论和统计决策中某些最优准则确定分割问题的目标函数,以此来求解满足这些条件的最大可能分布,从而将分割问题转化为最优化问题。基于MRF的分割方法是一种利用图像像素的空间相关性进行分割的方法,它先将图像的灰度信息进行分类,并且能够准确的描述每个像素所属分类与周围像素类别之间的相互依赖关系。

1.2 基于改进 MRF 的凝胶图像分割问题实现

在马尔科夫随机场中,常用两个随机场来描述带分割的图像,假设X和Y是二维平面上的随机场,则令X是像素的标号场,一般用先验分布描述标号场的局部相关性;令Y为观测图像场,常以标号场为条件用分布函数来描述观测数据的分布。然后根据贝叶斯定理^[8-12]实现图像的分割,但是若依据传统公式进行计算,计算量很大,很难得到理想效果,所以我们假设观测场Y=y每一个成分是相对独立于给定标记场X=x的,并且标记场中共有C个标记,这样的话,凝胶图像的分割问题可表示为:

$$P(X=x|Y=y) = \frac{\prod_{c=1}^C [P(y^c|X=x)P(X=x)]}{P(Y=y)} \quad (1)$$

其中 $P(X=x|Y=y)$ 是标记场 $X=x$ 在已知观测数据 $Y=y$ 条件下的

后验概率, $P(y^c|X=x)$ 指的是在 $X=x$ 的条件下观测场成分 y^c 的概率分布, $P(Y=y)$ 则是已知观测数据 $Y=y$ 的概率,在这里由于观测场 $Y=y$ 指的是观测图像,是作为一个已知量存在的,因此在分析图像分割的最大后验概率过程可以忽略, $P(Y=y)$ 的影响。 $P(X=x)$ 是 $X=x$ 的先验概率,本文通过基于MRF分割模型MLL来获取标记场的先验概率,这里仅考虑二阶MLL模型,定义其能量函数如下:

$$E(X) = \sum_{i \in N} \left[\beta_i \sum_{j \in N_i} V(x_i, x_j) \right] \quad (2)$$

其中 $V(x_i, x_j)$ 是势函数,当 $x_i = x_j$, $V(x_i, x_j) = -1$;当 $x_i \neq x_j$, $V(x_i, x_j) = 1$; N_i 是第 i 个位置的领域; β 指的是空间位置函数^[9],它的取值与隶属度函数有关,定义为 $\beta = 1 - 0.5\mu_c(x_i)$,所以当隶属度 $\mu_c(x_i)$ 值越小,说明其属于类 c 的程度越小,反之越大,也就是说在这里该点的分类很大程度上取决于它的领域状况。这样就得到了其先验概率:

$$P(X_m = c|X_{N_m}) = \sum_{j \in N_m} \beta_j \bullet V(x_i, x_j) \quad (3)$$

通过前面的推导,仅有 $P(y^c|X=x)$ 作为未知量存在,由于一个类的特征数据通常被认为是正态分布的,在此我们将做进一步假设,令图像中属于同一类的像素服从高斯分布,那么在计算高斯分布的时候引入一个灰度密度的加权系数来实现高斯分布灰度均值与方差的获取与更新,其公式如下:

$$\rho_i = \sum_{j=1}^n \frac{1}{D_{ij}} D_{ij} \leq e, 1 \leq i \leq n \quad (4)$$

D_{ij} 指的是像素之间的欧式距离,两像素值越接近 ρ_i 值将会越大。之后再进行一次归一化处理得到其加权系数,用于表示像素对于分类的影响程度: $\omega_i = \frac{\rho_i}{\sum_{j=1}^n \rho_j}, 1 \leq i \leq n$

$$\sum_{j=1}^n \rho_j \quad (5)$$

将加权系数带入广义模糊集的质心公式,用质心来替代类的均值,即:

$$m_i = \frac{\sum_{j, \mu_{ij} > 0} \omega_j \mu_{ij} y_j}{\sum_{j, \mu_{ij} > 0} \omega_j \mu_{ij}} \quad (6)$$

μ_{ij} 是初始分割模糊聚类算法中的隶属度。

$$\sigma_i^2 = \frac{\sum_{j \in n} (y_j - m_i)^2 \delta_c(y_j)}{\sum_{j \in n} \delta_c(y_j)} \quad \delta_c(x) = \begin{cases} 1 & x \in c \\ 0 & x \notin c \end{cases} \quad (7)$$

由公式(6)和(7)便得到了均值与方差,那么其高斯分布函数就表示了像素的观测场同一类型区域的分布,即:

$$P(y_m^c | X_m = c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} e^{-\frac{(y_m^c - m_c)^2}{2\sigma_c^2}} \quad (8)$$

则凝胶图像分割问题可以表示为:

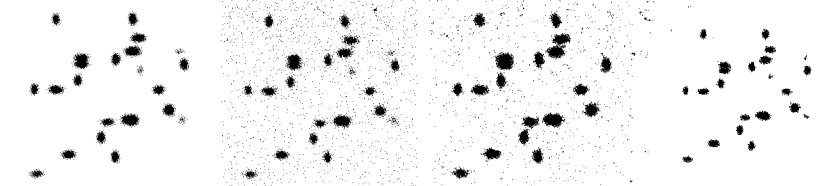
$$\hat{x}_m = \arg \max \{ P(y_m^c | X_m = c) P(X_m = c|X_{N_m}) \} \quad (9)$$

这里, $P(X_m = c|X_{N_m})$ 表示标记场的局部概率, N_m 是位置 m 的邻域位置集合。

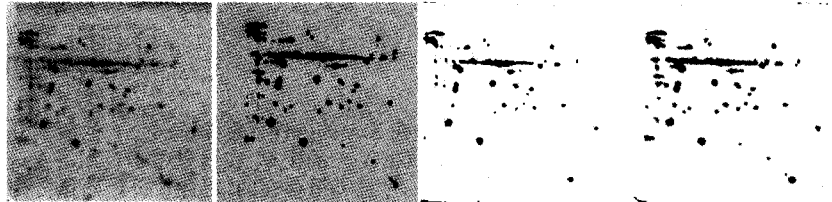
2 分割算法实现步骤与实验仿真分析

2.1 分割算法实现步骤

(1)凝胶图像的预分割:利用非局部均值算法(NL-means)对图像进行滤波并且结合模糊C均值算法实现图像的初始分割,将图像



(a)凝胶模拟图像(b)加噪凝胶模拟图像(c)原始方法分割结果(d)改进方法分割结果
图 1 凝胶模拟图像分割测试



(a)原始图像 (b)预处理图像 (c)原始方法分割结果(d)改进方法分割结果
图 2 凝胶真实图像分割测试

表 1 原始算法和改进算法分割结果的客观分析比较

图像类型	原始算法			改进算法		
	总体分割精度	Kappa 系数	time/s	总体分割精度	Kappa 系数	time/s
模拟凝胶图像	86.36%	0.7362	260.062	95.65%	0.7985	218.750
真实凝胶图像	85.09%	0.6652	255.344	94.54%	0.7190	240.375

分为 3 类;

(2)利用公式(3)获取图像的先验概率;

(3)依据已获得先验知识的先验概率利用公式(9)得到图像的后验概率;

(4)利用权重值来更新类的均值与方差;

(5)判断收敛与否,若不收敛,重复步骤(2)~(5),反之算法结束。

2.2 实验仿真分析

2.2.1 实验仿真

本文采用凝胶模拟图像和凝胶真实图像进行实验测试,且选取的图像大小均为 256 256。模拟图像的分割结果如图 1 所示:图(a)为凝胶模拟图像,图(b)为加入均值为零,方差为 0.02 的高斯噪声模拟图像,图(c)为原始方法对于模拟图像的分割结果,图(d)为改进算法的分割结果。真实图像的分割结果如图 2 所示:图(a)为真实凝胶图像的原始图像,图(b)为原始图像预处理结果,图(c)为原始算法对于真实图像的分割结果,图(d)为改进算法对真实图像的分割结果。

2.2.2 算法的性能描述

首先从人的主观观察上可以发现,原算法与改进算法无论对模拟图像还是真实图像均能在一定程度上实现有效分割,但是本文所提出的改进算法相对原始算法来说,明显提高了对噪声的鲁棒性,并且对微弱蛋白点的分割有一定的保障作用,增强了分割效果。

表 1 是对原始算法和改进算法分割结果的客观分析,这里通过对总体分割精度(错分率)、kappa 系数^[11]以及算法效率进行对比研究。从表 1 中我们可以看到,本文采用的改进算法不仅提高了凝胶图像的分割精度,而且还减少了计算量,提高了计算效率,除此之外,kappa 系数的值越大,说明其分割效果越好。

3 结束语

本文在综合分析已有文献算法的基础上,结合凝胶图像的特点,提出了一种改进的 MRF 凝胶图像分割方法,首先用非局部均值对图像进行滤波,为凝胶图像的有效分割提供了一个良好的基础,而后通过模糊 c 均值算法实现了图像的初始聚类分割,将图像分为 3 类,再通过 MLL 模型模糊聚类作为先验知识获取其先验概率并因此得到后验概率,在此过程中引入了灰度点密度权重值来实现聚类均值方差的更新,最终实现凝胶图像的最优化分割。仿真结果表明,本文提出的算法具有较高的分割精度和可行性,提高了对噪声的消除能力和算法计算效率。

参考文献

- [1]宋革,姜勇.二维凝胶电泳的新技术及其应用[J].中国微循环,2005,9(1):62-65.
- [2]Marc R.Wilkins, Christian Pasquali, et al. From proteins to pro-

teomes large scale protein identification by two-dimensional electrophoresis and amino acid analysis[J]. Bio/Technology, 1996, 14(1): 61-65.

[3] LEIT, SEWCHAND W. Statistical approach to X-ray CT imaging and its applications in image analysis-Part 2: A new stochastic model-based image segmentation technique for X-ray CT images [J]. IEEE Transactions on Medical Image, 1992, 11(1): 62-69.

[4] Charles. A Bouman, Michael Shapiro. A multiscale random field model for Bayesian image segmentation [J]. IEEE Transactions on image processing, 1994, 3(2): 162-177.

[5] Yanqiu Feng, Wufan Chen. Brain MR image segmentation using fuzzy clustering with spatial constraints based on markov random field theory [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004: 188-195.

[6] Sotirios P Chatzis, Theodora A Varigou. A fuzzy clustering approach toward hidden markov random field models for enhanced spatially constrained image segmentation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008, 16(5): 1351-1361.

[7] YANG Qinghai, LU Bo, YAN Ziyue, et al. Touched string segmentation algorithm based on Markov random field[J]. Computer Engineering, 2013, 39(4): 258-262.

[8] Huawu Deng?, David A. Clausi. Unsupervised image segmentation using a simple MRF model with a new implementation scheme[J]. Pattern Recognition, 2004, 2(8): 691 - 694.

[9] Yan Gang, Chen Wufan, Feng Yanqiu. Generalized fuzzy gibbs random field and research on algorithm for MR image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(9): 1082-1088.

[10] 李旭超.小波域马尔可夫随机场在图像处理中的应用 [M]. 北京:电子工业出版社.

[11]C. S. Won, H. Derin. Unsupervised segmentation of noisy and textured images using Markov random fields [J]. CVGIP: Graphical Models Image Process, 1992, 54(4): 308-328.

[12] 刘国英. 基于 Markov 随机场的小波域图像建模与分割: Matlab 环境[M]. 北京:北京出版社, 2008.

作者简介:张彦清(1988)女,山东泰安人,硕士研究生。主要研究方向为智能信号与信息处理。

侯伟,女,山东济南人,副研究员。主要研究方向为信号与信息处理。

李玲,女,山东济南人,副教授。主要研究方向为信号与信息处理。

辛化梅,女,山东青岛人,博士,副教授。主要研究方向为信号与信息处理。