

# 自动分割图像新方法研究 \*

卢易苏<sup>1,2</sup>, 陈武凡<sup>1</sup>

(1. 南方医科大学 医学图像处理重点实验室, 广州 510515; 2. 广州大学 华软软件学院 电子系, 广州 510990)

**摘 要:** 提出一种采用非参数 Dirichlet 过程混合模型实现图像自动分割的算法。该方法在图像分割时不需要对分类数进行初始化, 具有在分割过程中自动获得图像分类数的特点。模型中使用有控制参数的随机变量来代替聚类数, 通过调整参数来指定聚类数的范围。使用该算法对具有高噪声的自然图像和临床磁共振图像进行分割实验, 并与其他分割算法进行比较。实验结果显示本算法抗噪声性能强, 且可以抑制磁共振图像分割过程中的偏场效应。准确度分析显示, 图像分割结果的 Dice 相似性系数均高于 90%, 表明提出的新算法具有很高的精确性和鲁棒性。

**关键词:** 图像分割; 非参数; Dirichlet 过程混合; 聚类

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)03-1127-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.03.089

## Research of new automatic image segmentation method

LU Yi-su<sup>1,2</sup>, CHEN Wu-fan<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory for Medical Image Processing, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China; 2. Dept. of Electronic Engineering, South China Institute of Software Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510990, China)

**Abstract:** This paper applied nonparametric Dirichlet process mixtures model algorithm to segment images automatically, which could obtain the segmentation class numbers automatically during the process without initialization. The number of clusters as an input constant was substituted by a random variable with a control parameter, which specified a level of cluster resolution by adjusting the parameter. The algorithm was used to segment noisy natural images and magnetic resonance images with biasing field. The experiment results show that the algorithm has anti-noise performance and can restrain the biasing field effect of MR images well. The Dice similarity coefficients are all above 90%, which show that the proposed method is robust and accurate.

**Key words:** image segmentation; nonparametric; Dirichlet process mixtures; clustering

## 0 引言

图像分割是指将图像划分成一系列彼此互不交叠的匀质区域。它是图像处理 (image processing, IP) 和计算机视觉 (computer vision, CV) 的基本问题之一, 是实现从图像处理到图像分析, 进而完成图像理解的关键性步骤<sup>[1]</sup>。医学图像的分割, 就是将感兴趣区从背景中分割开来, 或将具有特殊诊断意义的不同感兴趣区互不交迭地区分开来。随着医学影像在临床的成功应用, 图像分割在医学影像处理与分析中的地位愈显重要。分割后的图像有各种广泛的应用, 如组织的定量分析、计算机辅助诊断、病灶定位、解剖结构的研究、治疗规划、功能成像数据的局部体效应校正和计算机引导手术等。医学图像分割迄今仍然是国内外学者的研究热点<sup>[2]</sup>。由于噪声、偏移场效应、部分容积效应等的影响, 使获取的图像不可避免地具有模糊性和不均匀性等特点。另外, 人体解剖组织结构和形状非常复杂, 而且人与人之间有相当大的差别, 因此, 医学图像的分割是一项艰巨的任务。在医学图像分析中, 已经提出了大量的图像分割算法来实现医学图像的自动或半自动分割。

通常情况下, 图像分割算法按照分割前是否需要初始化分

割参数可以分成参数分割和非参数分割两类算法。其中, 对于一个参数分割算法而言, 图像被分割的类数作为一种重要的参数, 应该在分割前作为一个参数估计出来。而非参数法中, 分割的类数作为随机变量在分割过程中被估计出来<sup>[3]</sup>。

在当前医学图像的主流分割算法中, 图像的分类数通常是凭人的经验事先指定的。在实际应用中, 一旦指定的分类数比真实值小, 则势必会有若干区域仍混叠在一起而无法分离; 反之, 若指定的分类数较大, 则同一区域会被再细分为若干小区域。因此, 人为指定分类数, 往往导致图像分割错误。同时, 当组织发生病变时, 图像会变得非常复杂, 以致分类数无法由经验获取, 故通过理论分析来正确估计分类数尤为重要。因此, 决定图像分类数是一个经典难题, 国内很多学者作过一些有益探索<sup>[4,5]</sup>, 然而确定图像的分类数问题至今还没有很好地得到根本解决<sup>[6,7]</sup>。

本文在探索前人算法的基础上, 对非参数图像分割算法进行了深入研究。本文研究的算法是基于 Dirichlet 混合过程 (MDP) 模型<sup>[8,9]</sup>的非参数贝叶斯方法。MDP (Dirichlet process mixtures) 模型提出一种未知聚类数的贝叶斯框架聚类问题。这种方法支持分类数在一个范围内进行选择, 不同的结果模型

收稿日期: 2011-08-22; 修回日期: 2011-09-29      基金项目: 国家“973”重点基础研究发展计划资助项目 (2010CB732505); 国家自然科学基金重点资助项目 (30730036)

作者简介: 卢易苏 (1975-), 女, 江苏高邮人, 博士研究生, 主要研究方向为医学图像处理 (yisu\_lu@126.com); 陈武凡 (1949-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为医学图像分析、模式识别。

根据观察数据的似然取得结果。模型中使用有控制参数的随机变量来代替聚类数。不同于指定一个聚类常数,用户可以通过调整参数来指定聚类数的范围。

这类模型已经应用于各种问题,如统计学和语言处理<sup>[9]</sup>。但据笔者所知,这种方法应用于图像分割还未被广泛研究。因此本文研究 MDP 模型方法来实现自动分割图像乃至医学图像的分割都是十分有意义的。

## 1 MDP 模型

### 1.1 Dirichlet 分布

Dirichlet 分布是 Beta 分布的多元推广,这种分布是一种定义在分布上的分布。Dirichlet 采样的结果是离散概率空间上的一个分布。假设  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$  是离散空间,Dirichlet 分布定义为<sup>[10]</sup>

$$P(\Theta | \alpha, M) = \frac{\Gamma(\alpha)}{\prod_{i=1}^n \Gamma(\alpha m_i)} \prod_{i=1}^n \theta_i^{\alpha m_i - 1} \quad (1)$$

式中:  $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$  是定义在空间  $X$  上的基,其值为  $\Theta$  的均值;  $\alpha$  为分布逼近  $M$  中心的程度。

将  $\Theta(X_i)$  代替  $\theta_i$ ,  $M(X_i)$  代替  $m_i$ , 则 Dirichlet 分布可以表示为

$$\Theta(X_1), \Theta(X_2), \dots, \Theta(X_n) \sim \text{Dir}(\Theta, \alpha, M) \quad (2)$$

式中:  $\text{Dir}(\cdot)$  表示 Dirichlet 密度函数。

### 1.2 Dirichlet 过程

Dirichlet 过程也是分布上的分布,是 Dirichlet 分布在连续空间上的扩展。Dirichlet 过程可以表示为

$$G \sim \text{DP}(\alpha G_0) \quad (3)$$

式中:  $G_0$  是基分布;  $\alpha_0$  是一个正数,表示  $G$  逼近分布  $G_0$  的程度。

假设随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n$  服从分布  $G$ , 而分布函数自身也是来自一个随机 Dirichlet 过程,可以表示成式(4)和(5)的形式:

$$X_1, X_2, \dots, X_n \sim G \quad (4)$$

$$G \sim \text{DP}(\alpha G_0) \quad (5)$$

假设所有的随机变量是以特定顺序出现的,则所有已知变量的经验分布为

$$G(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{X_i}(X) \quad (6)$$

式中:  $\delta_{X_i}$  是以  $X_i$  为中心的 Dirac 函数,则随机分布函数  $G$  的条件后验概率也是一个 Dirichlet 过程<sup>[11]</sup>:

$$G | X_1, X_2, \dots, X_n \sim (\alpha G_0 + nG) \quad (7)$$

如果变量序列  $X_1, X_2, \dots, X_n$  来自随机分布  $G \sim \text{DP}(\alpha G_0)$ , 则<sup>[12]</sup>:

$$X_1 \sim G_0 \quad (8)$$

$$X_{n+1} | X_1, X_2, \dots, X_n \sim \frac{n}{\alpha + n} G(X_{n+1}) + \frac{\alpha}{\alpha + n} G_0(X_{n+1}) \quad (9)$$

类似地,给出已知  $X_{-i}$  (表示  $X_1, X_2, \dots, X_n$  除去  $X_i$  的所有变量),产生随机变量  $X_i$  的条件分布:

$$X_i | X_{-i} \sim \frac{1}{\alpha + n - 1} \sum_{j=1, j \neq i}^n \delta_{X_j}(X_i) + \frac{\alpha}{\alpha + n - 1} G_0(X_i) \quad (10)$$

### 1.3 Dirichlet 过程混合模型

假设混合模型  $X_i \sim \sum_k \pi_k F(X(\theta_k))$ , 各个混合分量具有相同的分布函数形式  $F$ , 但是具有不同的参数,假设所有的参数

$\theta_i$  来自同一分布  $G_0$ , 则混合模型表示为

$$X_i | \theta_i, c_i \sim F_{\theta_i, c_i}(X) \quad (11)$$

$$\theta_i \sim G_0(\theta) \quad (12)$$

$$\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_k \sim \text{Dir}(\alpha, M) \quad (13)$$

当混合模型的数目  $k \rightarrow \infty$  时, Dirichlet 分布转换为 Dirichlet 过程。Dirichlet 过程混合模型可以表示为

$$X_i \sim F(\cdot | \theta_i) \quad (14)$$

$$\theta_i \sim G \quad (15)$$

$$G \sim \text{DP}(\alpha G_0) \quad (16)$$

### 1.4 数据聚类与 Dirichlet 过程混合模型

假设已知一组数据  $X_1, X_2, \dots, X_n$  来自不同的类别,总的类数表示为  $C$ , 数据  $X_i$  的类别标志为  $c_i, c_i \in \{1, 2, \dots, C\}$ , 对于给定  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ , 根据 Dirichlet 过程的定义为

$$p(\theta_{n+1} | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n) = \frac{1}{\alpha + n} \sum_{i=1}^n \delta_{\theta_i}(\theta_i) + \frac{\alpha}{\alpha + n} G_0(\theta_{n+1}) \quad (17)$$

根据 Dirichlet 过程聚类性质,  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$  将会聚集成具有  $C \leq n$  个不同值的一组数据,对于所有的类  $k \in \{1, 2, \dots, C\}$ , 可以用相应的参数  $\theta_k^*$  表示:

$$\sum_{i=1}^n \delta_{\theta_i}(\theta_{n+1}) = \sum_{k=1}^C n_k \delta_{\theta_k^*}(\theta_{n+1}) p(\theta_{n+1} | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n) = \sum_{k=1}^C \frac{n_k}{k + n + \alpha} \delta_{\theta_k^*}(\theta_{n+1}) + \frac{\alpha}{\alpha + n} G_0(\theta_{n+1}) \quad (18)$$

$$p(\theta_i | \theta_{-i}) = \sum_{k=1}^C \frac{n_k}{k + n - 1 + \alpha} \delta_{\theta_k^*}(\theta_i) + \frac{\alpha}{\alpha - 1 + n} G_0(\theta_i) \quad (19)$$

### 1.5 本文算法描述

a) 初始化: 对所有数据点单独聚类, 其参数为

$$\theta_1^*, \theta_1^* \sim G_0(\theta_1^*) \prod_{i=1}^n F(X_i | \theta_1^*) \quad (20)$$

b) 随机打乱所有数据点的顺序;

c) 从  $i = 1, 2, \dots, n$ :

(a) 如果  $X_i$  是某个类的唯一一个样本数据, 删除该聚类;

(b) 从  $j = 1, 2, \dots, C$ , 计算概率:

$$q_j \propto n_j^{-i} F(X_i | \theta_j^*) \quad (21)$$

$$q_0 \propto \alpha \int F(X_i | \theta) G_0(\theta) d\theta \quad (22)$$

(c) 以概率  $(q_0, q_1, \dots, q_C)$  产生类别标签  $k$ , 如果  $k \in \{1, 2, \dots, C\}$ , 则  $X_i$  标记为类别  $k$ , 如果  $k = 0$ , 则为  $X_i$  产生一个新类;

d) 从  $j = 1, 2, \dots, C$ , 更新所有类参数  $\theta_j^*$ :

$$\theta_j^* \sim G_0(\theta_j^*) \prod_{i | c_i = j} F(X_i | \theta_j^*) \quad (23)$$

e) 重复步骤 b) d), 完成基于 Gibbs 采样算法的 Dirichlet 过程混合模型求解。

## 2 Dirichlet 过程混合模型的图像分割实验

本文实验的计算机环境为: 处理器为 Intel Core2 2.53 GHz, 内存 2 GB, 硬盘 500 GB, 操作系统为 Windows XP, 编程语言为 MATLAB (R2009a)。

### 2.1 采用 MDP 算法进行图像分割

图 1(a) 为一幅自然图像, 分辨率为  $481 \times 321$ , 图中前景为太阳、灌木丛, 背景为天空。图 1(b) (d) 为分别设置参数  $\alpha = 10^{-16}$ 、 $\alpha = 10^{-10}$  和  $\alpha = 10^{-8}$  进行 MDP 算法分割的结果。通过分别设置不同的  $\alpha$  值, 研究该参数对分割类数以及分类结果的影响。从各个分割结果分析, 其中图 1(c) 中, 参数  $\alpha = 10^{-10}$ , 图像分成五类, 太阳和光晕正确地分割开; 图 1(b) 中, 参数  $\alpha = 10^{-16}$ , 图像分成三类, 太阳的光晕和太阳合成一类, 太

阳边界错误地扩大了,说明类数过少;图 1(d)中,参数  $\alpha = 10^{-8}$ ,图像分成六类,灌木丛的边缘被错误分割,说明类数过多,分割效果不好。

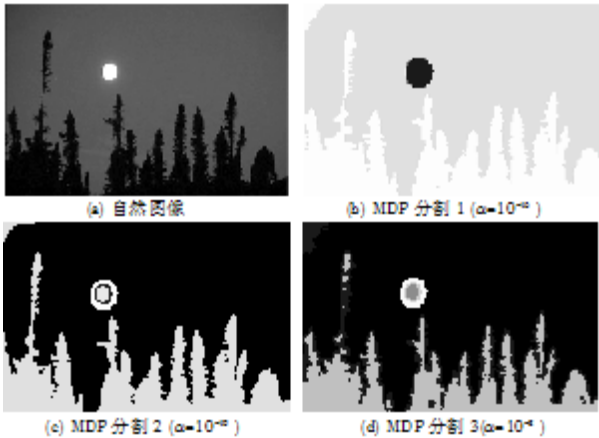


图 1 MDP 算法分割自然图像

通过该实验可以分析出 MDP 算法的图像分类数和  $\alpha$  值密切相关。参数  $\alpha$  的设置决定最后图像分割的结果类数,并且分割类数随着参数  $\alpha$  的增加而单调增加。

2.2 MDP 方法对加噪图像分割

图 2 研究 MDP 方法对加噪图像进行分割。(a)为原始自然图像;(b)为对(a)被加性高斯噪声污染后的图像,本文对该加噪图像分别采用 MDP 方法和经典 MRF (Markov random field) 方法进行分割,并作比较;MDP 算法自动将图像分割为四类,分割结果见(c);对应地,MRF 算法的分类数也初始化为四类,分割结果见(d)。

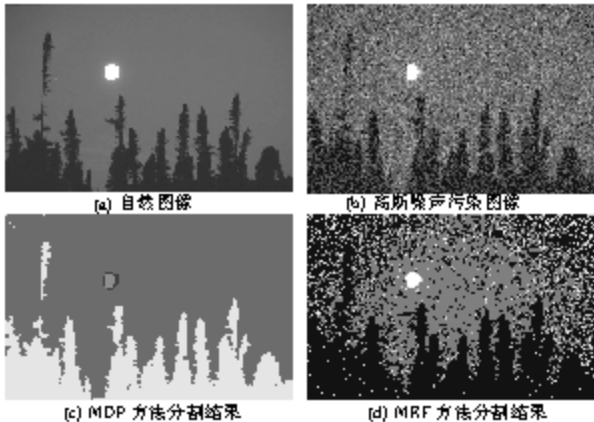


图 2 对加噪图像进行分割

从实验结果可以观察到,采用非参数 MDP 模型分割方法可以很好地消除噪声的干扰,正确地分割出太阳、光晕、灌木丛和背景区域,而 MRF 方法分割结果则受噪声影响较大,分割结果不理想。本实验说明,使用 MDP 模型分割算法在分割前不需要去噪等预处理过程,可以直接对加噪图像进行图像分割,分割效果好。

2.3 MDP 算法对磁共振图像分割

由于磁共振(magnetic resonance, MR)图像一般都存在偏场效应,即在 MR 图像采集过程中因射频场的不均匀性引起的图像灰度不均匀,并严重影响 MR 图像分割结果的准确性<sup>[13]</sup>。一般情况下,在对 MR 图像进行分割之前都必须先对 MR 图像进行偏场估计和校正等预处理过程,因此算法较为复杂。

图 3(a)是一幅腹部 MR 图像,图像分辨率 512 × 512。为比较分割效果,分别采用三种算法对该幅图像进行了分割。图

3(d)是采用 MDP 模型算法进行分割的结果,该图像中腹部图像被自动分成六类,在分割结果图像中可以清晰区分出腹部外轮廓、腹部内各个器官的边界以及病灶(右肾肿瘤)区域。图 3(b)(c)分别为采用 K-means<sup>[14]</sup>和经典 MRF 算法<sup>[15]</sup>进行分割的结果,这两种算法的初始分割类数均初始化为六类。可以观察到在图 3(b)(c)中,由于没有进行偏场估计和校正,图像分割结果中腹部外轮廓线弥散不闭合,腹腔内器官及病灶区域边界模糊,分割后的效果较差。

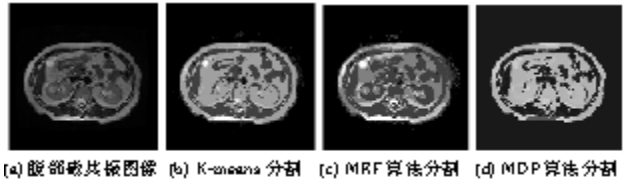


图 3 磁共振腹部图像分割

通过对以上三种算法分割的结果进行对比,可以分析出相对于其他分割算法,MDP 自动分割方法不受 MR 图像偏场效应对分割图像的影响,不需要进行偏场预估计和预校正等过程,分割中自动生成分类数,分割算法效率高,并且获得了较理想的分割效果。

2.4 MDP 分割算法准确性分析

为验证本文提出的算法对医学图像分割的有效性,本文对一个序列的腹部 MR 图像中三个断层分别采用 MDP 算法自动分割,选取腹部左肾作为感兴趣区域(见电子版)。图 4(a)~(c)显示出各个断层分割结果,图中黄色线条勾勒出手动分割区域,绿色线条勾勒出自动分割区域(见电子版)。从图 4(a)~(c)可以看出分割结果准确,几乎不需要额外的图像后处理。

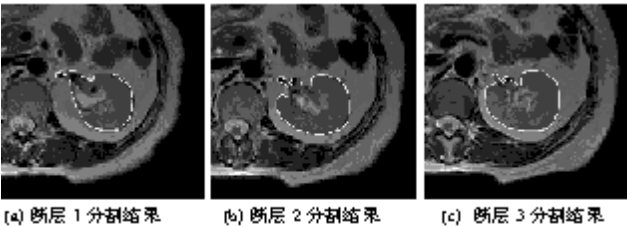


图 4 MDP 法分割各个断层结果和手动分割结果比较

表 1 中列出了各个断层中感兴趣区域的 MDP 算法分割的准确率。在表 1 中,像素重叠数指手工和自动分割结果的交集,假阴性指被自动分割方法遗漏的正确分割对象的像素数,假阳性指自动分割方法错误划分为正确分割图像的像素数,Dice 相似性系数 = 2 × 像素重叠数 / (手工分割像素数 + 自动分割像素数)<sup>[16]</sup>。

表 1 MDP 自动分割准确度分析

| MR 数据<br>序数 | 手工<br>分割 | 自动<br>分割 | 像素<br>重叠数 | 假阴性 | 假阳性 | Dice<br>系数 |
|-------------|----------|----------|-----------|-----|-----|------------|
| 1           | 4 661    | 4 643    | 4 485     | 176 | 158 | 0.964 7    |
| 2           | 5 198    | 5 143    | 5 003     | 195 | 140 | 0.967 6    |
| 3           | 6 045    | 5 605    | 5 463     | 582 | 142 | 0.937 9    |

从表 1 可以看出,各个断层自动分割后的 Dice 相似性系数都在 90% 以上,表明本算法是鲁棒的且分割准确度较高。

3 结束语

本文就 MDP 模型图像分割新方法进行了研究与应用,该算法具有可以不预先设置分类数,自动计算出分割类数的良好非监督性。本文将新算法与经典的 K-means 和 MRF 等图像分割算法的分割结果作比较,显示出本文提出的(下转第 1145 页)

图 5 列出了 Fourier 神经网络及其衍生算法的 Lena 复原图,并与 L-M 优化的 BP 神经网络及文献[2,3]的图像复原图进行比较。

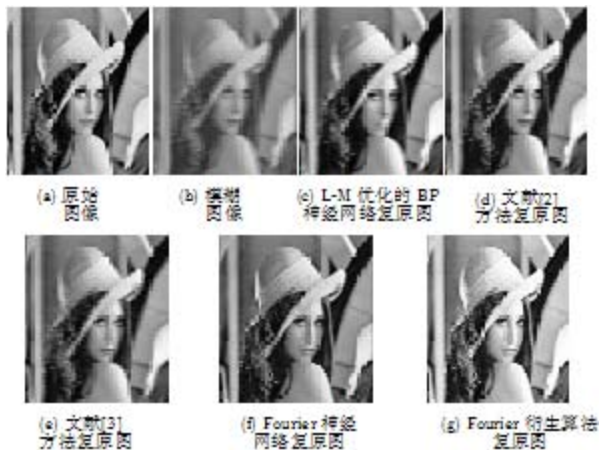


图 5 不同算法的复原图

为了更好地说明 Fourier 神经网络及其衍生算法的性能及图像复原效果,将其与 L-M 优化的 BP 算法及文献[2,3]中图像复原算法的复原效果图的 PSNR 值列于表 1。

表 1 不同算法的 PSNR 值比较

| 结果   | 图像      |         |         |         |         |         |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
|      | 图 5(b)  | 图 5(c)  | 图 5(d)  | 图 5(e)  | 图 5(f)  | 图 5(g)  |
| PSNR | 21.0846 | 31.1309 | 30.5687 | 29.6414 | 33.3619 | 33.4521 |

从表 1 中可以看出,基于 Fourier 神经网络及其衍生算法的 PSNR 值大于 L-M 优化的 BP 神经网络及文献[2,3]中算法的 PSNR 值。说明 Fourier 神经网络及其衍生算法具有较好的复原效果。

4 结束语

Fourier 神经网络隐层神经元的激励函数为一组 Fourier 正

交三角基函数,能够自适应调整模型结构,且具有良好的非线性逼近能力。本文通过实验得出了将 Fourier 神经网络及相应衍生算法的复原图像,与其他算法进行相比,其具有较好的效果。

参考文献:

[1] 杨勇杰. 运动模糊图像恢复方法[D]. 杭州:浙江大学,2010.

[2] WU Y D, SUN Y, ZHANG H Y, et al. Variational PDE based image restoration using neural network[J]. IET Image Processing, 2007, 1(1):85-93.

[3] GAN X, LIEW A W C, YAN H. A POCS-based constrained total least squares algorithm for image restoration[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2006, 17(5):986-1003.

[4] 邹阿金, 张雨浓. 基函数神经网络及应用[M]. 广州:中山大学出版社,2009.

[5] 吴小俊, 王士同, 杨静宇. 基于正交多项式函数的神经网络及其性质研究[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(9):25-26.

[6] 张雨浓, 旷章辉, 肖秀春, 等. Fourier 三角基神经网络的权值直接确定法[J]. 计算机工程与科学, 2009, 31(5):112-115.

[7] HALAWA K. Determining the weights of a Fourier series neural network on the basis of the multidimensional discrete Fourier transform[J]. International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 2008, 18(3):369-375.

[8] ZUO Wei, ZHU Yang, CAI Li-long. Fourier-neural-network-based learning control for a class of nonlinear systems with flexible components[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2009, 20(1):139-151.

[9] TAN Hs. Fourier neural networks and generalized single hidden layer networks in aircraft engine fault diagnostics[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2006, 128(4):773-782.

[10] 张雨浓, 曾庆淡, 肖秀春, 等. 复指数 Fourier 神经网络隐神经元衍生算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(10):2504-2510.

(上接第 1129 页)MDP 模型图像分割算法对于高噪声图像和有偏场的 MR 图像的分割效果都是十分理想的。同时通过定性分析 Dice 相似性系数结果,显示本文算法是鲁棒的,并且分割结果准确性高,适合于临床应用。

参考文献:

[1] HARALICK R M, SHAPIRO L G. Image segmentation techniques[J]. Comput Vis Graph Image Proc, 1985, 29(1):100-132.

[2] LIANG Z. Tissue classification and segmentation of MR images[J]. IEEE Eng Med Biol, 1993, 12(1):81-85.

[3] MERHAV N. The estimation of the model order in exponential families[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1989, 35(5):1109-1114.

[4] PHAM D L, XU C, PRINCE J L. An adaptive fuzzy C-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities[J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 30(1):57-68.

[5] WELLS W M, GRIMSON W E L, KIKINS R, et al. Adaptive segmentation of MRI data[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1996, 15(4):429-442.

[6] LANGAN D A, MODESTINO J W, ZHANG J. Cluster validation for unsupervised stochastic model-based image segmentation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(2):180-195.

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

[8] BLEI D M. Probabilistic models for text and images[D]. Berkeley:UC Berkeley, 2004.

[9] MCAULIFFE J D, BLEI D M. Nonparametric empirical Bayes for the Dirichlet process mixture model[R]. Berkeley:UC Berkeley, 2004.

[10] ANTONIAK C E. Mixtures of Dirichlet processes with applications to Bayesian nonparametric estimation[J]. Annals of Statistics, 1974, 2(6):1152-1174.

[11] DIACONIS P, YLVISAKER D. Conjugate priors for exponential families[J]. Annals of Statistics, 1979, 7(2):269-281.

[12] FERGUSON T S. A Bayesian analysis of some nonparametric problems[J]. Annals of Statistics, 1973, 1(2):209-230.

[13] STYNER M, BRECHBUHLER C, SZCKELY G. Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2000, 19(3):153-165.

[14] HARDIE R C, BARNARD K J, ARMSTRONG E E. Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of under sampled images[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1997, 6(12):1621-1633.

[15] WANG Wen-hui, FENG Qian-jin, LIU Lei, et al. Segmentation of brain MR images through class-adaptive Gauss-Markov random field model and the EM algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(3):488-493.

[16] FENG Qian-jin, QIN An, CHEN Wu-fan. SIFT and population statistics based segmentation of CT prostate image[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(6):873-878.