

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013 5
Vol.18 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013 年 5 月 第 18 卷 第 5 期(总第 205 期)

目 次

综述

- 中国图像工程:2012 章毓晋(483)
动态场景下的交通标识检测与识别研究进展 刘华平, 李建民, 胡晓林, 孙富春(493)

图像处理与编码

- 基于 PCA 硬阈值收缩的平滑投影 Landweber 图像压缩感知重构 李然, 干宗良, 朱秀昌(504)

图像分析和识别

- 利用视觉显著性和粒子滤波的运动目标跟踪 张巧荣, 冯新扬(515)
融合边缘测度的自然场景彩色图像区域分割 代沁伶, 王雷光, 洪亮(523)
场景语义树图像标注方法 刘咏梅, 杨帆, 于林森(529)
基于视锥细胞色适应生理机制的颜色恒常性计算 袁兴生, 王正志, 项凤涛(537)

医学图像处理

- 改进 FCM 和 LFP 相结合的白细胞图像分类 庞春颖, 刘记奎, 韩立喜(545)
局部高斯分布拟合的脑 MR 图像分割及有偏场校正 崔文超, 王毅, 樊养余, 冯燕, 郝重阳(552)

遥感图像处理

- 局部投影可分离的高光谱图像异常检测 刘明, 杜小平, 夏鲁瑞(558)
基于结构特征的遥感影像匹配 寇媛, 徐景中(565)

“第 9 届中国计算机图形学大会”专栏

- 结合浅景深与构图的图像质量评价 顾婷婷, 郭延文, 殷昆燕(574)
结合精确大气散射图计算的图像快速去雾 甘佳佳, 肖春霞(583)
多特征综合的视频拷贝检测 林莹, 杨扬, 凌康, 肖金伟, 武港山(591)
真实感雨线绘制 江隆盛, 吴恩华(600)
误差云映射的深度融合 3 维重建 陈亚当, 蔡仲谋, 吴恩华(607)

- “第八届中国系统建模与仿真技术高层论坛”征文通知 封 3

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 5 May 2013

Contents

Review

- Image engineering in China: 2012 Zhang Yujin(483)
- Recent progress in detection and recognition of the traffic signs in dynamic scenes
..... Liu Huaping, Li Jianmin, Hu Xiaolin, Sun Fuchun(493)

Image Processing and Coding

- Smoothed projected Landweber image compressed sensing reconstruction using hard thresholding based on principal components analysis
..... Li Ran, Gan Zongliang, Zhu Xiuchang(504)

Image Analysis and Recognition

- Object tracking based on visual saliency and particle filter Zhang Qiaorong, Feng Xinyang(515)
- Regional segmentation of natural scene color images by integrating edge cues Dai Qinling, Wang Leiguang, Hong Liang(523)
- Automatic image annotation based on scene semantic trees Liu Yongmei, Yang Fan, Yu Linsen(529)
- Color constancy algorithm based on biological mechanism; color adaptation of cone cells
..... Yuan Xingsheng, Wang Zhengzhi, Xiang Fengtao(537)

Medical Image Processing

- White blood cells image classification based on improving the connection of FCM and LFP
..... Pang Chunying, Liu Jikui, Han Lixi(545)
- Multiphase level set method for segmentation and bias correction of brain MR images
..... Cui Wenchao, Wang Yi, Fan Yangyu, Feng Yan, Hao Chongyang(552)

Remote Sensing Image Processing

- Anomaly detection method based on separable local projection in hyperspectral imagery ... Liu Ming, Du Xiaoping, Xia Lurui(558)
- Algorithm for remote sensing images matching based on the structure characteristics Kou Yuan, Xu Jingzhong(565)

Issum of the Chinagraph '2012

- Image quality assessment combining low DoF and composition Gu Tingting, Guo Yanwen, Yin Kunyan(574)
- Fast image dehazing based on accurate scattering map Gan Jiajia, Xiao Chunxia(583)
- Video copy detection based on multiple visual features synthesizing
..... Lin Ying, Yang Yang, Ling Kang, Xiao Jinwei, Wu Gangshan(591)
- Photorealistic rendering of rain streaks Jiang Longsheng, Wu Enhua(600)
- Three dimensional reconstructions based on error clouds mapping Chen Yadang, Cai Zhongmou, Wu Enhua(607)

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)05-0552-06

论文引用格式: 崔文超, 王毅, 樊养余, 冯燕, 郝重阳. 局部高斯分布拟合的脑 MR 图像分割及有偏场校正[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(5): 552-557.

局部高斯分布拟合的 脑 MR 图像分割及有偏场校正

崔文超^{1,2}, 王毅¹, 樊养余¹, 冯燕¹, 郝重阳¹

1. 西北工业大学电子信息学院, 西安 710072; 2. 三峡大学理学院, 宜昌 443002

摘要: 为实现对灰度不均匀脑核磁共振(MR)图像分割的同时进行有偏场估计并校正, 提出一种基于局部高斯分布拟合(LGDF)模型的多相水平集方法。通过分析图像有偏场模型的局部特性, 将有偏场乘性因子引入到图像局部灰度均值的表达中, 从而使有偏场乘性因子成为新的能量函数的变量。能量函数的迭代最小化既实现了目标组织分割, 又有效估计了有偏场。合成图像和仿真脑 MR 图像实验结果表明, 本文方法比现有多种方法分割性能更好, 且利用本文方法估计的有偏场校正后的图像有更好的视觉效果。

关键词: 图像分割; 多相水平集方法; 有偏场校正; 灰度不均匀; 脑 MR 图像

Multiphase level set method for segmentation and bias correction of brain MR images

Cui Wenchao^{1,2}, Wang Yi¹, Fan Yangyu¹, Feng Yan¹, Hao Chongyang¹

1. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. College of Science, China Three Gorges University, Yichang 443002, China

Abstract: In order to implement segmentation and bias correction simultaneously for brain Magnetic Resonance (MR) images with intensity inhomogeneity, a multiphase level set method based on local Gaussian distribution fitting (LGDF) model is proposed in this paper. By analyzing the local properties of the bias field model, the multiplicative factor of the bias field is induced into the local intensity means formation and thus it becomes a new variable of the energy function. Therefore, the minimization of the energy function by iteration does not only accomplish the objective tissue segmentation, but also makes an effective estimation to the bias field. Experiments on synthetic images and simulated brain MR images show the proposed method is superior to the state-of-the-art on segmentation results. Moreover, the corrected images using the bias field estimated by our method have a better visual effect.

Key words: image segmentation; multiphase level set method; bias correction; intensity inhomogeneity; brain MR image

0 引言

脑核磁共振(MR)成像由于具有分辨率高、成

像参数多、对人体无电离辐射损伤等优点, 已经广泛应用于医学临床上对脑功能、病理和解剖学的研究。例如, 利用脑 MR 图像, 通过定量分析脑组织(如脑白质、脑灰质)的体积及其区域分布, 能帮助

收稿日期: 2012-07-03; 修回日期: 2012-10-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(60903127, 61202314); 西北工业大学“翱翔之星计划”项目(11GH0315)

第一作者简介: 崔文超(1979—), 男, 讲师, 西北工业大学电子信息学院信息与通信工程博士研究生, 主要研究方向为医学图像分割。

E-mail: wenchao-cui@163.com

有效地诊断诸如老年痴呆症、多发性硬化症和精神分裂症等脑部疾病。然而,定量分析的重要前提是首先实现对这些组织的精确分割。因此,精确分割脑组织具有重要意义。

实际的脑MR图像,由于受噪声、射频场不均匀性、脑不同组织之间的差异性以及部分容积效应等诸多因素影响,所成图像灰度均匀性变差,表现为图像上同一组织的像素灰度沿空间呈缓慢、平滑的变化,即有偏场问题,这给脑MR图像的精确分割带来了很大困难。

为了克服MR图像灰度不均匀性的影响,国内外许多学者对其展开了大量研究。早期的方法主要是采用基于物理的方法,通过改变成像的参数来达到抑制灰度不均匀性的产生,但该方法不具有通用性,限制了其在临床上的使用^[1]。后期的方法则主要集中于成像后的图像,和设备无关,因而更具有通用价值。比如Wells等人^[2]提出基于期望最大化(EM)算法的有偏场校正自适应方法,可以自动地分割各个组织,但其需要准确地知道每个组织的具体信息,而且计算复杂度较高。文献[3-4]采用模糊C均值(FCM)模型来计算有偏场。这些基于聚类的方法往往需要对初始值进行合理有效的估计,否则很难找到较精确的结果。2007年,Li等人^[5]提出了基于局部二值拟合(LBF)能量的活动轮廓模型来解决灰度不均匀图像的分割问题,该模型通过核函数选定局部区域,以常数来描述局部区域灰度分布,构造了基于局部均值拟合的能量来驱动活动轮廓演化到目标边界,从而完成分割。因经典LBF模型只能将图像分成2类,不能将其直接应用到脑图像的分割中,因此文献[6-10]将经典LBF模型运用不同方法进行多相扩展,以用于灰度不均匀MRI脑部图像的分割,文献[8-10]在完成分割的同时,能够有效估计有偏场,以实现原始图像的有偏场校正。这些基于LBF模型的方法,虽然能在一定程度上克服灰度不均匀性,但因为仅考虑局部区域灰度分布为常数,并不能很好地描述局部区域灰度变化,比如对灰度均值相同,但方差不同的目标进行分割,这些方法均无能为力。为此,2009年Wang等人^[11]提出了基于局部高斯分布拟合(LGDF)能量的活动轮廓模型,该模型用高斯分布来拟合局部区域灰度分布,即以均值和方差两个量来描述局部区域灰度变化,因此获得了更好的适应性;随后,Wang等人在文献[12]中对该模型进行了多相扩展以用于MRI脑部

图像分割,但没能实现有偏场估计。

为此,提出一种新的基于多相LGDF模型的改进算法用于脑MR图像分割,该算法能在精确分割脑组织的同时实现有偏场估计,以便于校正原始有偏图像,为进一步开展相关医学研究和分析提供条件。

1 LGDF模型

Wang等人^[11]提出的LGDF模型,首先考虑待分割图像任一像素点的局部区域的最优分割,构造该像素点的能量最小化函数,然后在整个图像域对单点能量函数积分,即获得整幅图像的能量最小化函数。具体描述如下:

对图像 $I: \Omega \rightarrow R$ 中的每一点 $y \in \Omega$,其邻域为 $O_y = \{x \mid |x - y| \leq r\}$, r 为邻域半径。若图像可分为 N 类,则有 $\Omega = \bigcup_{i=1}^N \Omega_i$, $\Omega_i \cap \Omega_j = \emptyset (i \neq j)$, $\Omega_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 为分割出的目标或背景区域。这样,对邻域 O_y 也相应可分为 N 个子邻域 $\Omega_i \cap O_y$,即有 $O_y = \{\Omega_i \cap O_y\}_{i=1}^N$ 。

利用最大后验概率准则,对邻域 O_y 的最优分割等价于最小化如下能量函数

$$E_y^{\text{LGDF}} = \sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i \cap O_y} -\log p_{i,y}(I(x)) dx \quad (1)$$

式中, $p_{i,y}(I(x))$ 为子邻域 $\Omega_i \cap O_y$ 的图像灰度概率密度函数。

引入高斯截断窗函数

$$w(d) = \begin{cases} \frac{1}{a} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) & |d| \leq r \\ 0 & |d| > r \end{cases} \quad (2)$$

式中, σ 为标准差, a 的取值使 $\int w(d) = 1$ 。则式(1)变为

$$E_y^{\text{LGDF}} = \sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} -w(x-y) \log(p_{i,y}(I(x))) dx \quad (3)$$

式(3)在整个图像域上积分的能量函数为

$$E^{\text{LGDF}} = \int_{\Omega} E_y^{\text{LGDF}} dy = \int_{\Omega} \left(\sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} -w(x-y) \log(p_{i,y}(I(x))) dx \right) dy \quad (4)$$

考虑子邻域 $\Omega_i \cap O_y$ 的图像灰度概率密度函数

$p_{i,y}(I(x))$ 为高斯分布, 即

$$p_{i,y}(I(x)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i(y)} \exp\left(-\frac{(I(x) - u_i(y))^2}{2\sigma_i^2(y)}\right) \quad (5)$$

式中, $u_i(y)$ 和 $\sigma_i^2(y)$ 分别为子邻域 $\Omega_i \cap O_y$ 的图像灰度均值与方差。

将式(5)代入式(4), 忽略常数项, 可得 LGDF 模型的能量函数

$$E^{\text{LGDF}} = \int_{\Omega} \left(\sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} w(x-y) \left[\log(\sigma_i(y)) + \frac{(I(x) - u_i(y))^2}{2\sigma_i^2(y)} \right] dx \right) dy \quad (6)$$

2 本文方法

2.1 能量函数

基于 LGDF 模型, 在分割的同时估计有偏场, 采用的有偏场模型为

$$I = bJ + n \quad (7)$$

式中, I 为待分割图像, b 为有偏场乘性因子, 也称有偏场, J 为真实图像, n 为零均值加性噪声。

对有偏场 b 和真实图像 J , 假定满足以下两条特性^[9]:

1) 有偏场 b 在整个图像区域 Ω 是随空间缓慢变化的。这样, 对任一点 $y \in \Omega$, 其邻域 O_y (定义见第 1 节) 内的 b 值可近似为常数, 即有

$$b(x) \approx b(y) \quad x \in O_y \quad (8)$$

2) 真实图像 J 同样满足 $\Omega = \bigcup_{i=1}^N \Omega_i, \Omega_i \cap \Omega_j = \emptyset$ ($i \neq j$), 并且每个区域 Ω_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 的图像灰度可近似为常数 c_i ($i = 1, 2, \dots, N$)。即有

$$b(x)J(x) \approx b(y)c_i \quad x \in \Omega_i \cap O_y \quad (9)$$

基于以上特性, 对式(5)定义的高斯分布的均值 $u_i(y)$, 即子邻域 $\Omega_i \cap O_y$ 对应的图像灰度均值可替换为

$$u_i(y) = \text{mean}_{x \in \Omega_i \cap O_y} I(x) = \text{mean}_{x \in \Omega_i \cap O_y} b(x)J(x) = b(y)c_i \quad (10)$$

式中, mean 为取平均值运算。

因此, 子邻域 $\Omega_i \cap O_y$ 的图像灰度概率密度函数 $p_{i,y}(I(x))$ 变为

$$p_{i,y}(I(x)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i(y)} \exp\left(-\frac{(I(x) - b(y)c_i)^2}{2\sigma_i^2(y)}\right) \quad (11)$$

将式(11)代入式(4)得改进后的 LGDF 模型的能量函数为

$$E_b^{\text{LGDF}} = \int_{\Omega} \left(\sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} w(x-y) \left[\log(\sigma_i(y)) + \frac{(I(x) - b(y)c_i)^2}{2\sigma_i^2(y)} \right] dx \right) dy \quad (12)$$

2.2 水平集方法求解

对 MR 脑图像, 一般可分为脑白质、脑灰质、脑脊液和背景 4 类, 所以考虑 $N=4$, 因此, 需要引入两个水平集函数 φ_1, φ_2 , 4 类区域分别描述为 $\Omega_1 = \{\varphi_1 > 0, \varphi_2 > 0\}$, $\Omega_2 = \{\varphi_1 > 0, \varphi_2 < 0\}$, $\Omega_3 = \{\varphi_1 < 0, \varphi_2 > 0\}$ 和 $\Omega_4 = \{\varphi_1 < 0, \varphi_2 < 0\}$, 利用光滑 Heaviside 函数 $H_\varepsilon(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right) \right]$, 式(12)的能量函数变为

$$E_b^{\text{LGDF}}(\Phi, b, C, \Theta) = \sum_{i=1}^4 \lambda_i \iint_{\Omega} w(x-y) \left[\log(\sigma_i(y)) + \frac{(I(x) - b(y)c_i)^2}{2\sigma_i^2(y)} \right] \times M_i(\Phi(x)) dx dy \quad (13)$$

式中, $\Phi = (\varphi_1, \varphi_2)$, $C = (c_1, c_2, c_3, c_4)$, $\Theta = (\sigma_1^2, \sigma_2^2, \sigma_3^2, \sigma_4^2)$, $M_1(\Phi) = H_\varepsilon(\varphi_1)H_\varepsilon(\varphi_2)$, $M_2(\Phi) = H_\varepsilon(\varphi_1)(1 - H_\varepsilon(\varphi_2))$, $M_3(\Phi) = (1 - H_\varepsilon(\varphi_1)) \times H_\varepsilon(\varphi_2)$, $M_4(\Phi) = (1 - H_\varepsilon(\varphi_1))(1 - H_\varepsilon(\varphi_2))$, λ_i ($i = 1, 2, 3, 4$) 为调节系数。

为保证轮廓光滑, 引入轮廓长度项

$$L(\varphi) = \int |\nabla H_\varepsilon(\varphi)| dx \quad (14)$$

为避免水平集函数重新初始化过程, 引入水平集函数正则化项^[13]

$$R(\varphi) = \int \frac{1}{2} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx \quad (15)$$

因此, 提出的总的能量泛函为

$$E(\Phi, b, C, \Theta) = E_b^{\text{LGDF}}(\Phi, b, C, \Theta) + \nu(L(\varphi_1) + L(\varphi_2)) + \mu(R(\varphi_1) + R(\varphi_2)) \quad (16)$$

式中, ν, μ 为调节系数。

为了获得式(16)的最小值, 利用标准梯度下降算法求解。由变分原理, 可得水平集函数 φ_1, φ_2 演化方程为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi_1}{\partial t} = & -\delta_\varepsilon(\varphi_1) [(e_1 - e_3)H_\varepsilon(\varphi_2) + \\ & (e_2 - e_4)(1 - H_\varepsilon(\varphi_2))] + \\ & \nu \delta_\varepsilon(\varphi_1) \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi_1}{|\nabla \varphi_1|} \right) + \end{aligned}$$

$$\mu \left(\nabla^2 \varphi_1 - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi_1}{|\nabla \varphi_1|} \right) \right) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi_2}{\partial t} = & -\delta_\varepsilon(\varphi_2) [(e_1 - e_2) H_\varepsilon(\varphi_1) + \\ & (e_3 - e_4) (1 - H_\varepsilon(\varphi_1))] + \\ & \nu \delta_\varepsilon(\varphi_2) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi_2}{|\nabla \varphi_2|} \right) + \\ & \mu \left(\nabla^2 \varphi_2 - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi_2}{|\nabla \varphi_2|} \right) \right) \end{aligned} \quad (18)$$

式中, ∇^2 为拉普拉斯算子, $\operatorname{div}(\cdot)$ 为散度算子,

$$\delta_\varepsilon(x) = H'_\varepsilon(x) = \frac{1}{\pi \varepsilon^2 + x^2} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} e_i(x) = & \int w(x-y) \times \\ & \left[\log(\sigma_i(y)) + \frac{[I(x) - b(y)c_i]^2}{2\sigma_i^2(y)} \right] dy \quad (20) \\ & i = 1, 2, 3, 4 \end{aligned}$$

假定 φ_1, φ_2, b 已知, 可得 c_1, c_2, c_3, c_4 的迭代更新表达式为

$$c_i = \frac{\int \left(w * \frac{b}{\sigma_i^2} \right) I(x) M_i(\Phi(x)) dx}{\int \left(w * \frac{b}{\sigma_i^2} \right) M_i(\Phi(x)) dx} \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (21)$$

同理可得 $b(y), \sigma_i^2(y) (i = 1, 2, 3, 4)$ 的迭代更新表达式为

$$b(y) = \frac{\sum_{i=1}^4 \int w(x-y) \frac{c_i}{\sigma_i^2(y)} I(x) M_i(\Phi(x)) dx}{\sum_{i=1}^4 \int w(x-y) \frac{c_i}{\sigma_i^2(y)} M_i(\Phi(x)) dx} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \sigma_i^2(y) = & \frac{\int w(x-y) [I(x) - b(y)c_i]^2 M_i(\Phi(x)) dx}{\int w(x-y) M_i(\Phi(x)) dx} \end{aligned} \quad (23)$$

2.3 算法步骤

总结算法步骤如下:

- 1) 初始化水平集函数 φ_1, φ_2 和有偏场 b 。
- 2) 由式(21)更新 c_1, c_2, c_3, c_4 。
- 3) 由式(23)更新 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \sigma_3^2, \sigma_4^2$ 。
- 4) 由式(17)(18)分别更新水平集函数 φ_1, φ_2 , 由式(22)更新 b 。
- 5) 判断水平集函数演化是否收敛。若收敛, 则

演化停止, 当前零水平集即为分割目标组织轮廓, 当前的 b 即为估计的有偏场; 否则, 转入步骤2)。

3 实验及结果分析

选取了合成图像和仿真脑MR图像对本文方法与现有多种方法进行了对比实验。本文方法实验参数除长度项参数 ν 需要根据不同图像作调整外, 其他参数均取固定值, 即 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \lambda_4 = 255, \mu = 1.0, \varepsilon = 1.0, \sigma = 5.0, r = 21$ 及时间步长 $\Delta t = 0.1$ 。

3.1 合成图像实验

图1是本文方法($\nu = 0.005 \times 255^2$)与实现有偏场校正的分割方法, 即Chen方法^[8]和Li方法^[9]的实验结果对比, Chen方法与Li方法(二相分割Matlab源代码见 <http://www.engr.uconn.edu/~cmli/>)所用参数均参照对应文献多次调整取最佳结果。其中, 图1(a)第1列为无偏图像, 可以看做3个矩形叠加形成的3个不同区域, 由里向外依次当作目标1、目标2与背景, 图像大小为 128×128 , 目标和背景区域灰度均值相同, 但方差不同, 相关的真实有偏场和合成有偏图像分别为第2列和第3列所示。图1(b)—(d)分别为Chen方法、Li方法和本文方法的实验结果, 其中, 第1列显示了分割结果, 第2列为估计的有偏场, 最后一列为利用估计有偏场校正后的图像。可以看到, Chen方法和Li方法由于仅考虑局部灰度均值而忽略方差信息, 而合成图像中目标及背景均值相同但方差不同, 所以两种方法均分割失败; 同时估计的有偏场也与真实有偏场相差较大。而本文方法既能成功地分割目标, 同时对有偏场的估计也接近真实结果。为了量化3种方法对有偏场的估计精度以及对有偏图像的校正精度, 选用均方误差作为衡量指标, 表1是3种方法的精度对比, 可以看到, 本文方法比Chen方法和Li方法在估计精度和校正精度上都有较大的优势。

3.2 仿真脑MR图像实验

选用McGill大学Montreal神经学研究所大脑成像中心的Brain Web仿真脑MR图像库(<http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb>)图像进行实验。图2是本文方法($\nu = 0.001 \times 255^2$)与两种未实现有偏场校正的分割方法, 即多相分段常数(PC)模型^[14]和多相LBF模型^[6]的实验结果对比, 多相PC模型与多相LBF模型参数选择均参照对应文献取最佳结果, 并且实验结果为多次实验取平均值。其

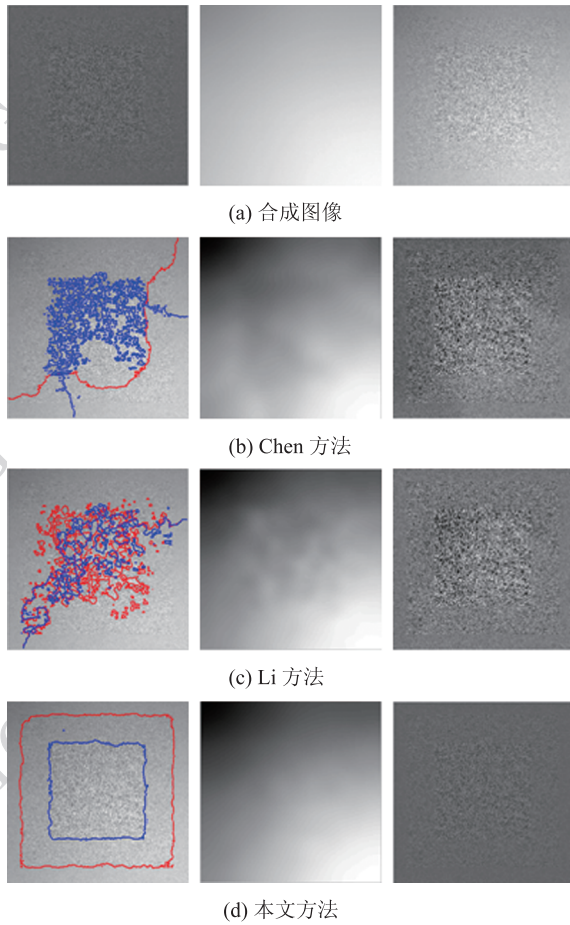


图 1 本文方法与实现有偏场校正的分割方法对比

Fig. 1 The comparison of the two methods with bias correction and the proposed algorithm for synthetic image

表 1 本文方法与实现有偏场校正的分割方法精度对比
Table 1 Accuracy comparison of the two methods with bias correction and the proposed algorithm for synthetic image

	Chen 方法	Li 方法	本文方法
分割结果	失败	失败	成功
估计精度	94. 694 3	7. 133 5	6. 714 7
校正精度	19. 063 6	4. 070 2	0. 899 6

中,图 2(a)为含 3% 噪声和 40% 灰度不均匀性的 1 mm 层厚的 T1 仿真脑 MR 图像。由图 2(b)一(d)可以看到,多相 PC 模型在灰度不均匀性影响下,将大部分的灰质分割成白质,多相 LBF 模型虽然好于多相 PC 模型,但和图像库提供的真实分割结果(图 2(e))对比,仍然有多处的灰质及脑脊液部分产生错误分割。而相比之下,本文方法分割结果最接近真实分割结果。

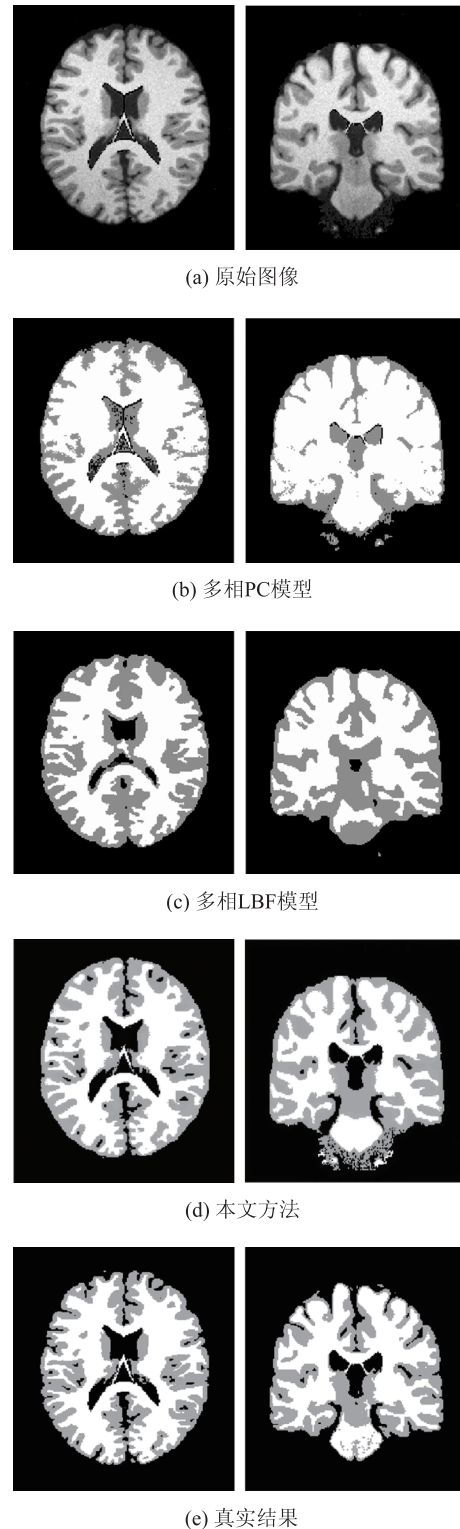


图 2 本文方法与未实现有偏场校正的分割方法对比

Fig. 2 The comparison of the two methods without bias correction and the proposed algorithm for simulated MR brain image

为量化 3 种方法分割结果与真实结果的差异,利用 Dice 相似性系数 $DSC^{[15]}$ 作为分割精度指标,即

$$DSC = \frac{2N(S_1 \cap S_2)}{N(S_1) + N(S_2)} \quad (24)$$

式中, S_1 、 S_2 分别为所得分割结果和真实分割结果, $N(\cdot)$ 表示分割结果中包含的体素个数。由式(24)可知, 当所得分割结果与真实分割结果越接近, 则指标值越大。表2列出了3种方法对脑白质和脑灰质的分割精度对比, 可以看出, 本文方法分割精度最好, 因此, 本文方法分割性能优于多相PC模型和多相LBF模型。

表2 本文方法与未实现有偏场校正的分割方法精度对比

Table 2 Accuracy comparison of the two methods without bias correction and the proposed algorithm for simulated MR brain image

实验图像	组织	多相PC模型	多相LBF模型	本文方法
图2(a)左	脑白质	0.853 7	0.927 0	0.956 6
	脑灰质	0.599 6	0.793 2	0.870 3
图2(a)右	脑白质	0.756 7	0.892 8	0.944 1
	脑灰质	0.256 5	0.743 5	0.807 9

4 结 论

提出了一种基于局部高斯分布拟合的多相水平集方法。该方法将有偏场乘性因子耦合到能量函数, 实现了对脑MR图像精确分割的同时有效估计有偏场。实验结果表明本文方法分割性能优于现有的多种方法, 包括实现有偏场校正的分割方法和未实现有偏场校正的分割方法, 同时也具有较好的有偏场校正性能。

参考文献(References)

- [1] Vovk U, Pernus F, Likar B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(3): 405-421.
- [2] Wells W M, Grimson W E L, Kikinis R, et al. Adaptive segmentation of MRI data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(4): 429-441.
- [3] Pham D L, Prince J L. An adaptive fuzzy C-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(1): 57-68.
- [4] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A modified fuzzy

C-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193-199.

- [5] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minnesota, USA: [s. n.], 2007: 1-7.
- [6] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [7] Wang L, Chen Y J, Wei Z H, et al. A novel model for brain MR images segmentation in the presence of intensity inhomogeneity [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(11): 1624-1631. [王利, 陈允杰, 韦志辉, 等. 克服灰度不均匀性的脑MR图像分割模型 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(11): 1624-1631.]
- [8] Chen Y J, Zhang J W, Macione J. An improved level set method for brain MR images segmentation and bias correction [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33(7): 510-519.
- [9] Li C M, Huang R, Ding Z H, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 2007-2016.
- [10] Wang H J, Liu M. Novel model for brain MR images segmentation and bias correction in the presence of intensity inhomogeneity [J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2011, 41(3): 36-41. [王海军, 柳明. 克服灰度不均匀性的脑MR图像分割及去偏移场模型 [J]. 山东大学学报: 工学版, 2011, 41(3): 36-41.]
- [11] Wang L, He L, Mishra A, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy [J]. Signal Processing, 2009, 89(12): 2435-2447.
- [12] Wang L, Chen Y J, Pan X H, et al. Level set segmentation of brain magnetic resonance images based on local Gaussian distribution fitting energy [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2010, 188(2): 316-325.
- [13] Li C M, Xu C Y, Gui C F, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]// Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA, USA: IEEE Computer Society, 2005: 430-436.
- [14] Vese L A, Chan T F. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah Model [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 271-293.
- [15] Wang L, Li C M, Sun Q S, et al. Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33(7): 520-531.