



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2013
08
VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



北魏



隋



初唐

数字文化遗产研究 P968

综述

尺度不变特征变换算子综述

刘立, 詹茵茵, 罗扬, 刘朝晖, 彭复员 885

图像处理和编码

改进的H.264帧间模式选择算法

任克强, 张旭光, 罗会兰 893

均质雾天下摄像机动态标定的车速估计

宋洪军, 陈阳舟, 郜园园 901

基于人脸五官特征的空域差错掩盖算法

张江鑫, 谢晋, 邝万坤 913

采用圆谐-傅里叶矩的图像区域复制粘贴篡改检测

秦娟, 李峰, 向凌云, 殷蓓蓓 919

图像分析和识别

基于视频感知哈希的视频篡改检测与多粒度定位

朱映映, 文振焜, 杜以华, 邓良太 924

视觉注意模型的道路监控视频关键帧提取

刘云鹏, 张三元, 王仁芳, 张引 933

格拉斯曼流形上的半监督判别分析

姜伟, 陆瑶, 杨炳儒 944

精神疲劳实时监测中多面部特征时序分类模型

陈云华, 张灵, 丁伍洋, 严明玉 953

图像分类中的概率乘积核函数

杨赛, 赵春霞 961

轮廓整体结构约束的壁画图像相似性度量

唐大伟, 鲁东明, 杨冰, 许端清 968

应用色彩空间聚类方法实现道路建模

向宸薇, 王拓, 于舰 976

图像理解和计算机视觉

杂乱背景和摄像机移动下的时空兴趣点检测

刘长红, 陈勇, 王明文 982

形状和颜色混合不变量在图像检索中的应用

公明, 曹伟国, 李华 990

计算机图形学

结合统计分类和边缘特征的最优视图提取

潘翔, 陈敖, 章国栋 1004

医学图像处理

局部熵驱动下的脑MR图像分割与偏移场恢复耦合模型

张建伟, 杨红, 陈允杰, 方林, 詹天明 1011

改进的模糊聚类实质肺结节3维分割

李翠芳, 聂生东, 王远军, 孙希文, 郑斌 1019

遥感图像处理

高光谱海岸带区域分割的活动轮廓模型

王相海, 金弋博 1031

改进的基于非局部均值的极化SAR相干斑抑制

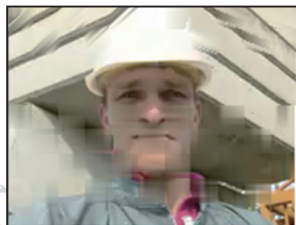
赵忠民, 赵拥军, 牛朝阳 1038

小波变换和稀疏表示相结合的遥感图像融合

刘婷, 程建 1045

《中国图象图形学报》论文摘要写作要求

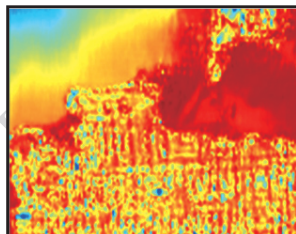
1054



基于人脸五官特征的空域差错掩盖算法 (第913页)



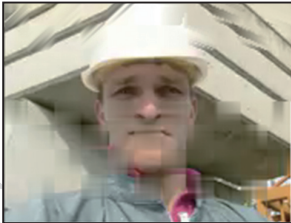
应用色彩空间聚类方法实现道路建模 (第976页)



改进的基于非局部均值的极化SAR相干斑抑制 (第1038页)

CONTENTS

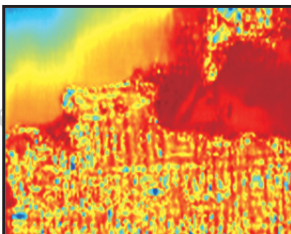
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Spatial error concealment algorithm based on the facial features (P913)



Road modeling using color spatial clustering (P976)



Improved polarimetric SAR speckle filter based on non-local means (P1038)

Review

Summarization of the scale invariant feature transform

Liu Li , Zhan Yinyin, Luo Yang, Liu Chaohui, Peng Fuyuan 885

Image Processing and Coding

Improved inter frame mode selection algorithm for H.264

Ren Keqiang, Zhang Xuguang, Luo Huilan 893

Vehicle velocity estimation based on camera calibration under homogenous fog

Song Hongjun, Chen Yangzhou, Gao Yuanyuan 901

Spatial error concealment algorithm based on the facial features

Zhang Jiangxin, Xie Jin, Kuang Wankun 913

Detection of image region copy-move forgery using radial harmonic Fourier moments

Qin Juan, Li Feng, Xiang Lingyun, Yin Changming 919

Image Analysis and Recognition

Video forgery detection and multi-granularity location based on video perceptual hashing

Zhu Yingying, Wen Zhenkun, Du Yihua, Deng Liangtai 924

Key frame extraction based on the visual attention model for lane surveillance video

Liu Yunpeng, Zhang Sanyuan, Wang Renfang, Zhang Yin 933

Semi-supervised discriminant analysis on Grassmannian manifold

Jiang Wei, Lu Yao, Yang Bingru 944

Time-series classification model based on multiple facial feature for real-time mental fatigue monitoring

Chen Yunhua, Zhang Ling, Ding Wuyang, Yan Mingyu 953

Probability product kernels in image classification

Yang Sai, Zhao Chunxia 961

Similarity metrics between mural images with constraints of the overall structure of contours

Tang Dawei, Lu Dongming, Yang Bing, Xu Duanqing 968

Road modeling using color spatial clustering

Xiang Chenwei, Wang Tuo, Yu Jian 976

Image Understanding and Computer Vision

Spatio-temporal interest point detection in cluttered backgrounds with camera movements

Liu Changhong, Chen Yong, Wang Mingwen 982

Application of combined shape and color invariants to image retrieval

Gong Ming, Cao Weiguo, Li Hua 990

Computer Graphics

Best view selection based on statistical classification and edge features

Pan Xiang, Chen Ao, Zhang Guodong 1004

Medical Image Processing

Brain MR image segmentation and bias correction model based on local entropy

Zhang Jianwei, Yang Hong, Chen Yunjie, Fang Ling, Zhan Tianming 1011

Segmentation of sub-solid pulmonary nodules based on improved fuzzy

C-means clustering

Li Cuifang, Nie Shengdong, Wang Yuanjun, Sun Xiwen, Zheng Bin 1019

Remote Sensing Image Processing

The active contour model for segmentation of coastal hyperspectral remote sensing image

Wang Xianghai, Yin Yibo 1031

Improved polarimetric SAR speckle filter based on non-local means

Zhao Zhongmin, Zhao Yongjun, Niu Chaoyang 1038

Remote sensing image fusion with wavelet transform and sparse representation

Liu Ting, Cheng Jian 1045

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)08-1011-08

论文引用格式: 张建伟, 杨红, 陈允杰, 方林, 詹天明. 局部熵驱动下的脑 MR 图像分割与偏移场恢复耦合模型[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(8): 1011-1018. [DOI:10.11843/jig.20130816]

局部熵驱动下的脑 MR 图像分割与 偏移场恢复耦合模型

张建伟¹, 杨红¹, 陈允杰¹, 方林¹, 詹天明²

1. 南京信息工程大学数学与统计学院, 南京 210044; 2. 南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094

摘要: 核磁共振图像受成像机制的影响往往导致图像中含有噪声以及偏移场, 使得传统的图像分割方法很难得到较好的分割结果。为此, 提出一种基于局部熵的分割与偏移场恢复耦合模型, 首先在小邻域内构建基于模糊 C 均值(FCM)聚类模型的局部统计项并将偏移场信息耦合到模型中, 以恢复图像偏移场; 其次采用非局部信息来构建邻域正则项, 使得模型在降低噪声影响的同时能有效地保留图像结构信息; 最后在对局部能量项进行全局积分时引入局部熵信息, 使得模型具有各向异性, 从而对噪声和偏移场影响更具鲁棒性。实验结果表明, 本文方法可以得到较准确的分割和偏移场矫正结果。

关键词: 磁共振图像; 图像分割; 局部熵; 非局部信息; 偏移场

Brain MR image segmentation and bias correction model based on local entropy

Zhang Jianwei¹, Yang Hong¹, Chen Yunjie¹, Fang Ling¹, Zhan Tianming²

1. School of Math and Statistics, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;

2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

Abstract: Due to the intensity inhomogeneity and noise in brain MR images, it is difficult for the traditional models to obtain desirable segmentation results. In this paper, we first propose a local energy function based on the fuzzy C-means model (FCM), which combines segmentation with bias correction. As a result, the proposed model can handle intensity inhomogeneity. Then, the non-local method is used as a regularization term to reduce the impact of noise and to keep the image structure. Finally, the local entropy information is incorporated into the model, which makes it more robust to noise and intensity inhomogeneity. Experiments of the brain magnetic resonance images show that the proposed method can obtain better segmentation results and bias corrected results.

Key words: magnetic resonance image; image segmentation; local entropy; non-local spatial information; bias field

收稿日期: 2012-10-29; 修回日期: 2012-12-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(61173072); 国家自然科学基金青年基金项目(61003209); 江苏省自然科学基金项目(BK2011824); 江苏省高校自然科学研究项目(10KJB520012)

第一作者简介: 张建伟(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 2006 年于南京理工大学获工学博士学位, 主要研究方向为图像处理与分析、模式识别、数值分析与算法。E-mail: zhangjw@nuist.edu.cn

0 引言

脑部疾病是当前威胁人类身体健康的主要疾病之一。利用脑影像检查技术,定性和定量地分析脑功能,对有效诊断脑疾病有重要帮助。磁共振成像(MRI)以其非介入性、非损伤性、很少受目标物体运动的影响等特点,已被广泛运用于医学影像拍摄,它已经成为人们进行脑功能、病理和解剖研究的主要手段。在中高层医学影像分析中,往往需要先对脑MR图像进行精确分割,从而得到关于病灶区域的定量分析结果,为后续医疗方案的制定和修改提供依据。

由于脑图像内部组织间边界的模糊性和MR图像成像过程中所造成的图像内在的不确定性,使得模糊聚类技术广泛地应用于MR图像分割^[1-3]。目前应用最为广泛的模糊聚类技术是模糊C均值(FCM)聚类算法^[1],该算法具有无监督、实现简单、运算速度快等特点,能够准确分割对比度比较明显的图像,但同时也存在一些不足:对噪声敏感且无法分割灰度不均匀图像。在实际应用中,由于受RF(radio frequency)线圈、MR设备、脑不同组织之间的差异性和脑组织的容积效应等影响,使得脑MR图像变得灰度不均匀。文献[4]指出偏移场的影响已经成为制约生物医学图像分析的至关因素。

在图像信号中,偏移场具体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,因此可以将其看成是MR图像的一个乘性附加场。设观察得到的图像为 I ,真实图像为 I_0 ,偏移场为 B ,噪声为 N ,则

$$I = I_0 \times B + N \quad (1)$$

对于给定的 I ,如何准确地得到 I_0 是研究的重点。为此,专家学者提出了很多矫正偏移场的方法^[5-7]。其中,将图像分割与偏移场矫正相耦合的方法是这几年研究的热点。Wells等人^[6]将偏移场估计引入到高斯混合模型中,利用EM(estimation-maximization)算法计算出偏移场和分类结果,但传统的Wells算法应用于图像分割时仅考虑了图像的灰度信息,而忽略像素间的空间位置关系,因此对噪声敏感,同时该方法需要额外地通过低通滤波器来保证偏移场的光滑。Leemput等人进一步提出了参数化的EM(estimation-maximization)算法^[7],该方法用一组多项式基函数的线性组合来拟合偏移场,以此

来保证偏移场的光滑性。Pham等人^[2]将偏移场的估计引入到FCM分割模型中,通过添加正则项来保证偏移场的平滑性,该方法在去除偏移场的同时能够得到较准确的分割结果,然而随着不同机器的改变以及病人的变化,使得不同的图像常含有不同偏移场,从而导致方法中参数较难确定。Li等人提出的CLIC(coherent local intensity clustering)模型^[3]先在小邻域内应用FCM得出分割结果,再将其推广到整个图像。CLIC模型隐含了偏移场的光滑性,从而不需额外添加正则项来保证它的光滑。但该模型仅考虑小邻域内的灰度分布信息,因此对噪声敏感,同时采用高斯核函数作为空间邻域的权重,该权重仅与当前目标像素点的空间距离有关,没有考虑图像结构信息,这样容易得到错误分类。

针对上述问题,构建一种基于图像局部信息的能量项,该项包含的局部邻域项和非局部正则项同时考虑了图像的邻域信息和结构信息,因此在降低噪声影响的同时能有效地保留图像的细长拓扑结构。在进行全局积分时引入局部熵信息作为局部能量项的权重,使得该权重在图像灰度均匀(不均匀)区域时较大(小),具有各向异性,因而对噪声和偏移场均具鲁棒性。

1 传统FCM模型

模糊聚类^[8]首先由Dunn提出,并由Bezdek推广为一般的模糊C均值聚类算法^[9]。该算法通过最小化一个二次目标函数,将数据样本集划分为若干类。对于图像分割,数据样本集对应 n 个像素,通过FCM算法将这 n 个像素分成 c 个类,其目标函数定义为

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m d^2(x_k, v_i) \quad (2)$$

约束条件为

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 1 \leq k \leq n \quad (3)$$

式中, $U = (u_{ik})_{c \times n}$, u_{ik} 表示第 k 个像素对于第 i 个类的隶属度函数值,满足 $u_{ik} \in [0, 1]$, $1 \leq k \leq n$, $1 \leq i \leq c$; $V = (v_1, v_2, \dots, v_c)$, v_i 是每个聚类的中心值; n 为样本数目; c 为预设的类别数目; m 是控制分类模糊程度的权重指数,通常取2; $d^2(x_k, v_i)$ 一般取欧氏距离; x_k , $k = 1, 2, \dots, n$ 表示图像的像素灰度值。

利用拉格朗日乘数法得到隶属度和聚类中心的

更新公式为

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \forall i, k \quad (4)$$

$$v_i = \left(\frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \right), \forall i \quad (5)$$

通过迭代式(4)隶属度和式(5)聚类中心实现 FCM 对图像的分割。

FCM 是一种无监督的聚类算法,能够准确分割对比度比较明显的图像。但同时也存在一些不足:首先模型对图像噪声敏感,这主要是因为 FCM 算法仅考虑了图像各个像素点灰度之间的差别,而没有将图像的其他信息考虑进去,如空间邻域信息等。其次,未考虑偏移场的影响,因此对灰度不均匀图像得不到良好的分割结果。

2 基于局部熵的分割与偏移场耦合模型

2.1 局部能量

由于人体解剖结构的复杂性、软组织的不规则性,以及成像质量容易受到多种因素的影响,使得医学图像中往往含有较多噪声和偏移场。而传统 FCM 模型仅考虑单个像素的灰度信息,因此对此类医学图像得不到正确的分割结果。为此本文在充分考虑邻域像素信息对分类影响的基础上,根据图像的局部结构信息构建统计能量项,该项由局部耦合项和非局部正则项两项组成,其能量泛函定义为

$$\mathcal{E}_x(U, c, b) = \mathcal{E}_x^{\text{loc}}(U, c, b) + \mathcal{E}_x^{\text{non-loc}}(U, c, b) \quad (6)$$

式中, c 为聚类中心值, b 为偏移场。 $\mathcal{E}_x^{\text{loc}}(U, c, b)$ 考察图像中以像素点 x 为中心的邻域信息, $\mathcal{E}_x^{\text{non-loc}}(U, c, b)$ 则有效地保留图像的结构信息。

2.1.1 局部耦合项

通过马尔可夫随机场理论,可以认为图像中的点不是一个孤立的点,在其邻域内有与之相似的点,因此一般通过考查其邻域信息来降低噪声影响。参考文献[3]提出的 CLIC 模型,该模型本质上为 FCM 模型的局部化,在充分考察邻域像素对分类结果影响的同时引入核函数来控制其大小,使得当像素 y 距离邻域中心 x 越远(近)时,其灰度值 $I(y)$ 对分类结果的影响越小(大),能量泛函定义为

$$\mathcal{E}_x^{\text{loc}}(U, c, b) =$$

$$\sum_{i=1}^N \int u_i^q(y) K(x-y) |I(y) - b(x)c_i|^2 dy \quad (7)$$

式中, N 为类别数, $u_i(y)$ 为像素 y 属于第 i 类的隶属度, $I(y)$ 为像素 y 的灰度值, $b(x)$ 为偏移场, c_i 为第 i 类的聚类中心值, $K(x-y)$ 是高斯核函数。

式(7)能量项首先考虑局部小邻域内的灰度分布信息,将图像不再视做由一个个孤立的点构成,而是由具有局部相似性的小邻域构成。其次采用高斯核函数来控制邻域像素对当前像素的分类贡献。此外,将偏移场作为乘性附加场耦合到模型中,有效地降低偏移场的影响。

2.1.2 非局部正则项

由于 2.1.1 节中局部耦合项采用高斯核函数作为邻域信息的权重,其值仅与像素间的空间距离有关,故对噪声仍然敏感且遇到细长拓扑结构时容易模糊边界。为此同时构建非局部正则项,该项采用非局部信息作为空间邻域的权重,不仅考虑图像的邻域信息,还有效地保留图像的结构信息,其能量泛函定义为

$$\mathcal{E}_x^{\text{non-loc}}(U, c, b) =$$

$$\sum_{i=1}^N \int \beta(y) u_i^q(y) K(x-y) |\bar{I}(y) - b(x)c_i|^2 dy \quad (8)$$

式中, $\beta(y) = \max_{z \in w_y^f} (w_{yz})$, 其目的是用以平衡局部耦合项和非局部正则项,这里采用非局部权重的最大值作为邻域正则项系数,可以有效地避免 FCM_S (FCM spatial) 模型需要根据具体图像选取不同参数的不足,具有自适应性; $\bar{I}(y)$ 为非局部加权值,其表达式为

$$\bar{I}(y) = \sum_{z \in w_y^f} w_{yz} I(z)$$

式中, w_{yz} 为非局部权重^[10], 用来刻画以像素 y 和像素 z 为中心的 patch 相似程度,相似程度越高,权重越大。具体表示为

$$w_{yz} = \frac{1}{s_z} \exp(-\|P(N_y) - P(N_z)\|_2^2/h) \quad (9)$$

式中, $s_z = \sum_{z \in w_y^f} \exp(-\|P(N_y) - P(N_z)\|_2^2/h)$ 。邻域相似程度刻画为

$$\|P(N_y) - P(N_z)\|_2^2 = \sum_{q=1}^{(2s+1)^2} (P^{(q)}(N_y) - P^{(q)}(N_z))^2$$

局部耦合项考察小邻域的灰度信息,并通过引入核函数来控制邻域内每一像素灰度值对分类结果的影

响。非局部正则项在计算邻域像素的分类贡献时考虑了一个子块而非单一像素的相似性,因此较好地保留图像的结构信息。将这两项结合共同作为局部能量项,不仅考虑图像的邻域信息,而且采用非局部信息作为空间权重能更好地刻画邻域信息对分类的贡献。

2.2 基于局部熵的总能量泛函

2.1 节中局部能量项 ε_x 是定义在图像中的每一个点 x 上,为了分割整幅图像,需要在整个图像空间 Ω 上作积分。为了更好地反映邻域像素的灰度变化,本文将局部熵信息^[11]作为局部能量项的权重添加到模型中,其能量泛函表达式为

$$J(U, c, b) = \int_{\Omega} E_r(x) \varepsilon_x(U, c, b) dx \quad (10)$$

式中, $E_r(x)$ 为局部熵,定义在以 x 为中心, r 为半径圆形区域内,即

$$\Omega_x = \{y: |x - y| \leq r, r > 0\}$$

其表达式为

$$E_r(x) = - \int_{\Omega_x} p(y, \Omega_x) \ln p(y, \Omega_x) dy$$

式中, $p(y, \Omega_x) = I(y) / \int_{\Omega_x} I(z) dz, y \in \Omega_x$ 。

由局部熵的定义可知,当 x 位于灰度均匀(不均匀)区域时, $E_r(x)$ 较大(小),从而 $\varepsilon_x(U, c, b)$ 对分类贡献较大(小)。因此本文采用局部熵信息作为局部能量项的权重可以较好地衡量该项对分类的贡献大小,使得模型对噪声和偏移场都具有良好的鲁棒性。

将式(6)一(8)代入到式(10),得到总的能量泛函为

$$\begin{aligned} J(U, c, b) = & \int \left(E_r(x) \sum_{i=1}^N \int u_i^q(y) K(x-y) \times \right. \\ & \left. |I(y) - b(x)c_i|^2 \right) dy dx + \\ & \int \left(E_r(x) \sum_{i=1}^N \int u_i^q(y) K(x-y) \beta(y) \times \right. \\ & \left. |\bar{C}(y) - b(x)c_i|^2 \right) dy dx \end{aligned} \quad (11)$$

可简写为

$$J(U, c, b) = \int \sum_{i=1}^N u_i^q(y) d_i(I(y)) dy \quad (12)$$

式中, $d_i(I(y)) = \int E_r(x) K(x-y) (|I(y) - b(x)c_i|^2 + \beta(y) |\bar{C}(y) - b(x)c_i|^2) dx$ 。

应用拉格朗日乘数法分别对式(12)中的每个变量求偏导,可以分别得出隶属度更新函数、聚类中心更新函数和偏移场更新函数,即

$$u_i(y) = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \left(\frac{d_i(I(y))}{d_k(I(y))} \right)^{\frac{1}{q-1}}} \quad (13)$$

$$c_i(x) = \frac{\int [(b \cdot E_r) K] (I + \beta \bar{I}) u_i^q dx}{\int [(b^2 \cdot E_r) K] u_i^q (1 + \beta) dx} \quad (14)$$

$$b = \frac{[(I + \beta \bar{I}) J^{(1)}] K}{[(1 + \beta) J^{(2)}] K} \quad (15)$$

式中, $J^{(1)} = \sum_{i=1}^N c_i u_i^q, J^{(2)} = \sum_{i=1}^N c_i^2 u_i^q$ 。

本文算法的流程如下:

- 1) 给定类别数 N , 模糊加权指数 q , 并设定迭代停止阈值 $\varepsilon > 0$ (和最大迭代次数 T), 置迭代次数 $t = 1$, 初始聚类中心 V , 隶属度 U , 并置偏移场 $b = 1$;
- 2) 通过式(13)得到新的隶属度函数 $U_{ij}^{(t+1)}$;
- 3) 通过式(14)得到新的聚类中心 $c_i^{(t+1)}$;
- 4) 通过式(15)得到偏移场 $b^{(t)}$;
- 5) 若 $\|c^{(t+1)} - c^{(t)}\| < \varepsilon$ 和迭代次数 $t > T$, 输出结果, 否则返回步骤2), 且 $t = t + 1$ 。

3 实验结果及分析

实验结果是在 Dell 2.02 GHz, 1 GB 内存的计算机上用 MatlabR2010b 软件运行得到的。在实验中, 局部偏移窗口半径 $r = 4$ 。

3.1 合成图像分割结果

图1是不同噪声, 不同偏移场的合成图像分割比较结果。选用 McGill 大学 Montreal 神经学研究所大脑成像中心的 Brain Web 仿真脑部 MR 图像数据库 (<http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>), 该数据库提供真实的分割结果。图1(a)为原图, 左图是含3%噪声和40%偏移场的合成图, 中间是含3%噪声和80%偏移场的合成图, 右图是含5%噪声和80%偏移场的合成图。从图1中可以看出, 由于 FCM 模型仅考虑单个图像像素的灰度信息, 并且忽略偏移场的影响, 因此出现错误分类, 将部分白质错误地归类于灰质。CLIC 模型仅仅采用高斯滤波来降低噪声的影响, 而高斯核是各项同性的, 这对于较大噪声和细长拓扑结

构的保持无能为力。相对而言,本文模型采用非局部信息构建邻域正则项,有效地降低噪声的影响,保持图像的结构信息。同时引入局部熵信息,可以有效地反映邻域的灰度变化,因此对于不同程度的偏移场都能得到较准确的矫正结果,从而较为准确地分出脑白质、脑灰质和脑脊液。

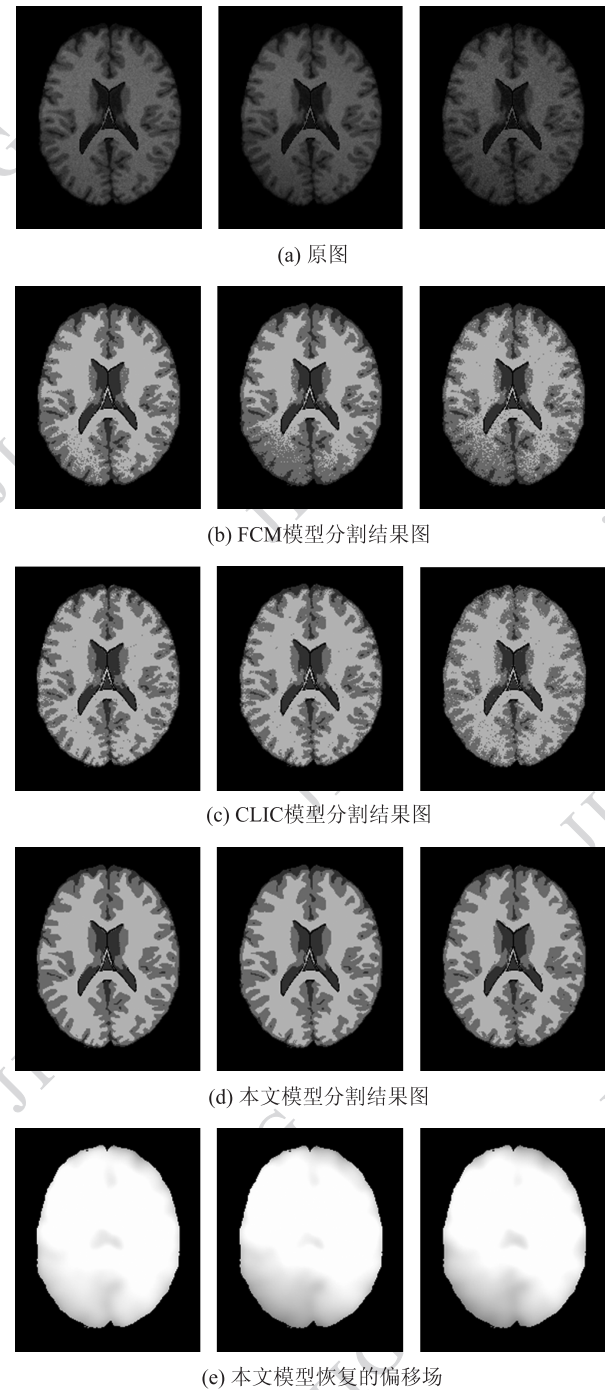


图 1 含不同噪声,不同偏移场的合成图像分割
Fig. 1 Segmentation results of the synthetic image
with different noise and bias

为了直观地看出本文方法精度的优越性,采用 JS(Jaccard similarity) 指标^[12]来判断分割精度,即

$$J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (16)$$

式中, S_1 、 S_2 分别是准确分割结果和需要判断的分割结果。该指标越高,则意味着算法的性能越好。分割精度如表 1 所示,可以清楚地看出本文方法的精度高于 FCM 和 CLIC 模型的分割精度。

表 1 分割精度比较表
Table 1 Evaluation of tissue segmentation in
terms of Jaccard Similarity Coefficient

				/%
序号	组织类型	FCM 模型	CLIC 模型	本文模型
N3F40	白质	89.05	88.68	93.04
	灰质	81.94	77.95	85
N3F80	白质	79.27	89.39	93.88
	灰质	70.45	79.58	85
N5F80	白质	75.11	85.31	92.06
	灰质	63.5	69.64	83.17

为了验证本文模型的健壮性,将本文模型与 Li 等人提出的 CLIC 模型进行比较实验,分别测试 Brain Web 中 20 组不同 INU 水平(相同噪声水平)和不同噪声水平(相同 INU 水平)的脑 MR 图像数据,得到白质和灰质的平均分割精度如图 2 所示,从图 2(a)可以看出,2 种方法对 INU 水平都有很好的鲁棒性,但相对而言,本文方法的分割精度更高;从图 2(b)可以看出,随着噪声水平的增大,CLIC 模型的分割精度下降幅度较大,而本文模型的分割精度则较为平缓,因此本文模型对噪声和 INU 水平均具有良好的鲁棒性。

3.2 真实脑图分割结果

图 3(a)为真实脑 MR 图像,图中同时含有偏移场和噪声。由图 3(e)(f)可以看出,由于 CLIC 模型仅采用高斯核函数作为空间邻域权重,因此对噪声敏感且不能很好地保持细长拓扑结构(如图 3(e)中圆形标注圈所示);由于本文在度量相似性时采用了双重权重(高斯核和局部熵),不仅考虑了空间距离,还引入局部熵的概念,有效地刻画了图像的灰度变化,因此本文模型在较为准确地分割出脑白质、脑灰质和脑脊液的同时还能较好地保持细长拓扑结构。

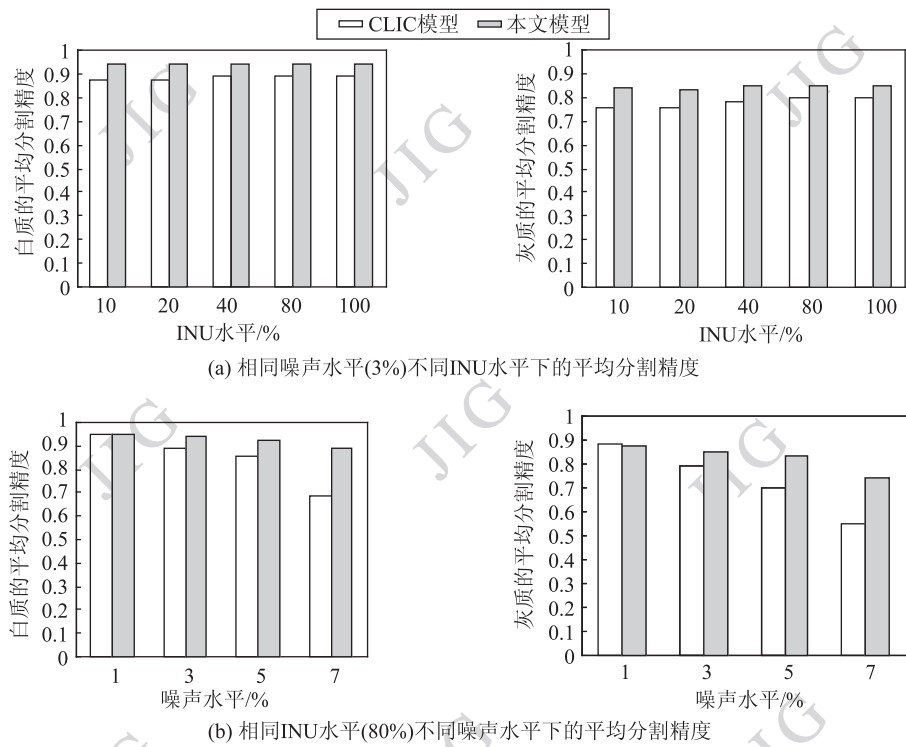


图2 对噪声水平和 INU 水平的敏感性比较
Fig. 2 Comparison of sensitivity to the noise and INU level

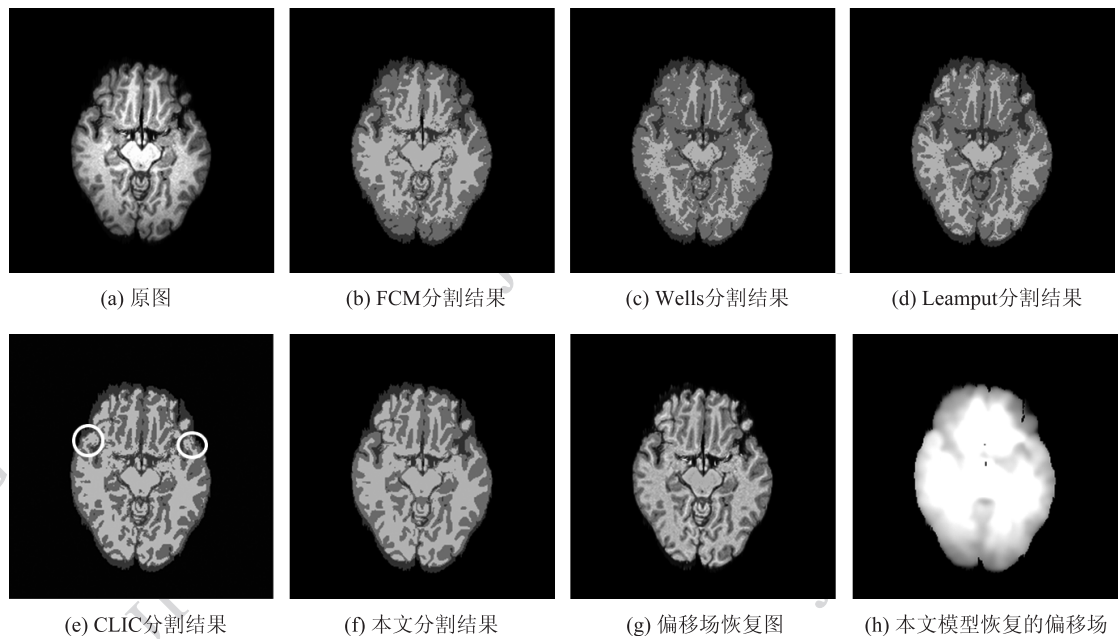


图3 真实脑图的分割结果
Fig. 3 Segmentation results of the real image

为了直观地反映本文模型的偏移场恢复效果, 采用 CV (coefficient of variation)^[13] 作为比较参数, 即

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \quad (17)$$

式中, σ 为白质 (灰质) 的标准差, μ 为白质 (灰质) 的平均值, 该值越小, 意味着数据波动性较小。表 2 为实验中偏移场恢复图的 CV 平均值, 从表 2 中可以看出, 由本文方法得出的 CV 值比其他模型要低,

这就意味着本文方法得出的偏移场恢复图要比 Wells、Leamput、CLIC 模型得出的恢复图灰度更均匀。

表 2 CV 比较表
Table 2 Evaluation of tissue segmentation in terms of CV

分类	原图	偏移场恢复			
		Wells	Leamput	CLIC	本文
白质	17.63	7.11	7.91	7.02	6.54
灰质	22.59	17.47	16.65	14.61	13.09

3.3 参数分析

3.3.1 非局部参数分析

为了衡量非局部权重中搜索窗 t 和相似窗 f 对分割结果的影响, 设定 $t = [2, 4, \dots, 10]$, $f = [1, 2, \dots, 6]$, 并分别对含 3% 噪声和 5% 噪声的一组脑部 MR 图像进行实验比较, 其结果如图 4 所示。从图 4 中可以看出, 当噪声较小时, 搜索窗 t 对分割结果没有显著影响; 随着噪声的增强, 搜索窗 t 增加时, 其分割结果的精度也相应的增加。但对每个像素而言, 计算其非局部信息的时间复杂度为 $O((2f+1)^2(2t+1)^2)$, 所以选取较大的 t 和 f 值将使计算量大大增加。因此, 对于噪声较小的图像, 选取 $f=1, t=2$ 就已经达到精度要求, 但当噪声增强时需适当地增大搜索窗的值。

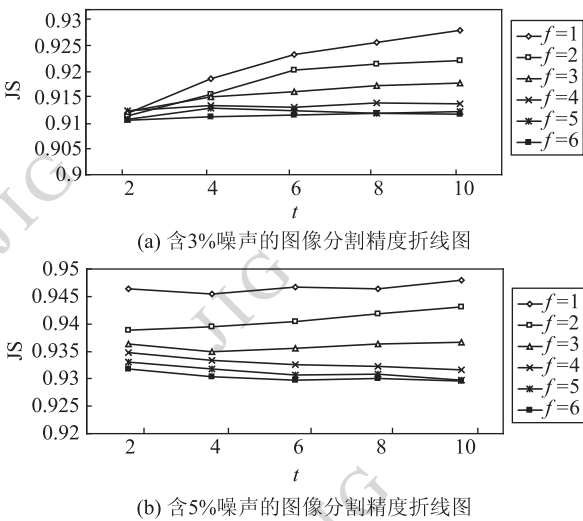


图 4 相似窗和搜索窗的选取对不同噪声图像的结果影响
Fig. 4 JS of the proposed model under different search window and square neighborhood radius

3.3.2 核参数的选取

为了衡量高斯核参数对分割结果的影响, 设定 $\delta = [3, 5, 7, 9]$, 并分别对含 3% 噪声和 5% 噪声的一组脑部 MR 图像进行实验比较。其结果如图 5 所示, 由图 5 中可以看出, 当噪声较小时, 核参数对分割结果并无显著影响; 当噪声增强时, 随着核参数的增大, 分割结果的精度也相应地增大, 在 $\delta=7$ 处, 其增幅趋缓, 几乎持平。同时核参数的增大将带来大量计算量, 因此本文选取核参数 $\delta=5$ 。

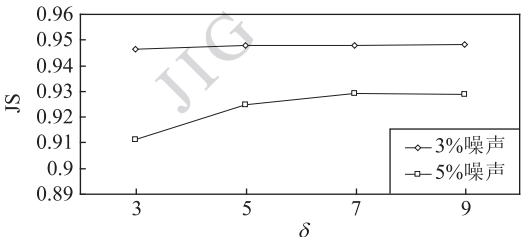


图 5 高斯核参数对分割结果的影响
Fig. 5 The effect of Gaussian kernel parameter on segmentation results

4 结 论

基于局部熵信息的脑 MR 图像分割与偏移场恢复耦合模型, 可以降低灰度不均匀的影响。为了增强模型对噪声的鲁棒性, 采用非局部信息来构造邻域正则项, 使得模型在降低噪声影响的同时能有效地保持图像的结构信息。最后在全局积分时引入图像局部熵信息作为局部能量项的权重系数来更好地反映图像的灰度变化, 从而有效地衡量邻域信息对分类的贡献。实验结果表明, 本文模型能有效地降低噪声和偏移场的影响, 从而得到较准确的分割和偏移场矫正结果。但本文模型也存在一些不足, 譬如核卷积运算带来大量的计算量, 今后将从降低计算量着手来考虑算法的效率性。

参考文献 (References)

[1] Pal N R, Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy C-means model [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1995, 3(3): 370-379. [DOI:10.1109/91.413225]
[2] 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.
[3] Li C M, Xu C Y, Anderson A W, et al. MRI tissue classification and bias field estimation based on coherent local intensity cluste-

- ring: a unified energy minimization framework [C] //Proceedings of Information Processing in Medical Imaging. Berlin: Springer, 2009: 288-299.
- [4] Sled J G, Zijdenbos A P, Evans A C. A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data [J]. IEEE Transactions on Med Imaging, 1998, 17(1): 87-97.
- [5] Cohen S M, DuBois R M, Zeineh M M. Rapid and effective correction of RF inhomogeneity for high field magnetic resonance imaging [J]. Human Brain Mapping, 2000, 10(4): 204-211.
- [6] Wells W, Grimson W, Kikinis R, et al. Adaptive segmentation of MRI data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(4): 429-442.
- [7] Van L K, Maes F, Vandermeulen D, et al. Automated model-based bias field correction of MR images of the brain [J]. IEEE Transactions of Medical Imaging, 1999, 18(10): 885-896.
- [8] Dunn J C. A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact well-separated clusters [J]. Journal of Cybernetics, 1973, 3(3): 32-57. [DOI: 10.1080/01969727308546046]
- [9] Bezdek J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981: 215-220.
- [10] Buades A, Coll B, Morel J-M. A non-local algorithm for image denoising [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2: 60-65. [DOI: 10.1109/CVPR.2005.38]
- [11] He C J, Wang Y, Chen Q. Active contours driven by weighted region-scalable fitting energy based on local entropy [J]. Signal Processing, 2012, 92(2): 587-600. [DOI: 10.1016/j.sippro.2011.09.004]
- [12] 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.
- [13] Chen Y J, Zhang J W, Macione J. An improved level set methods for brain MR image segmentation and bias correction [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33(7): 510-519. [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2009.04.009]