



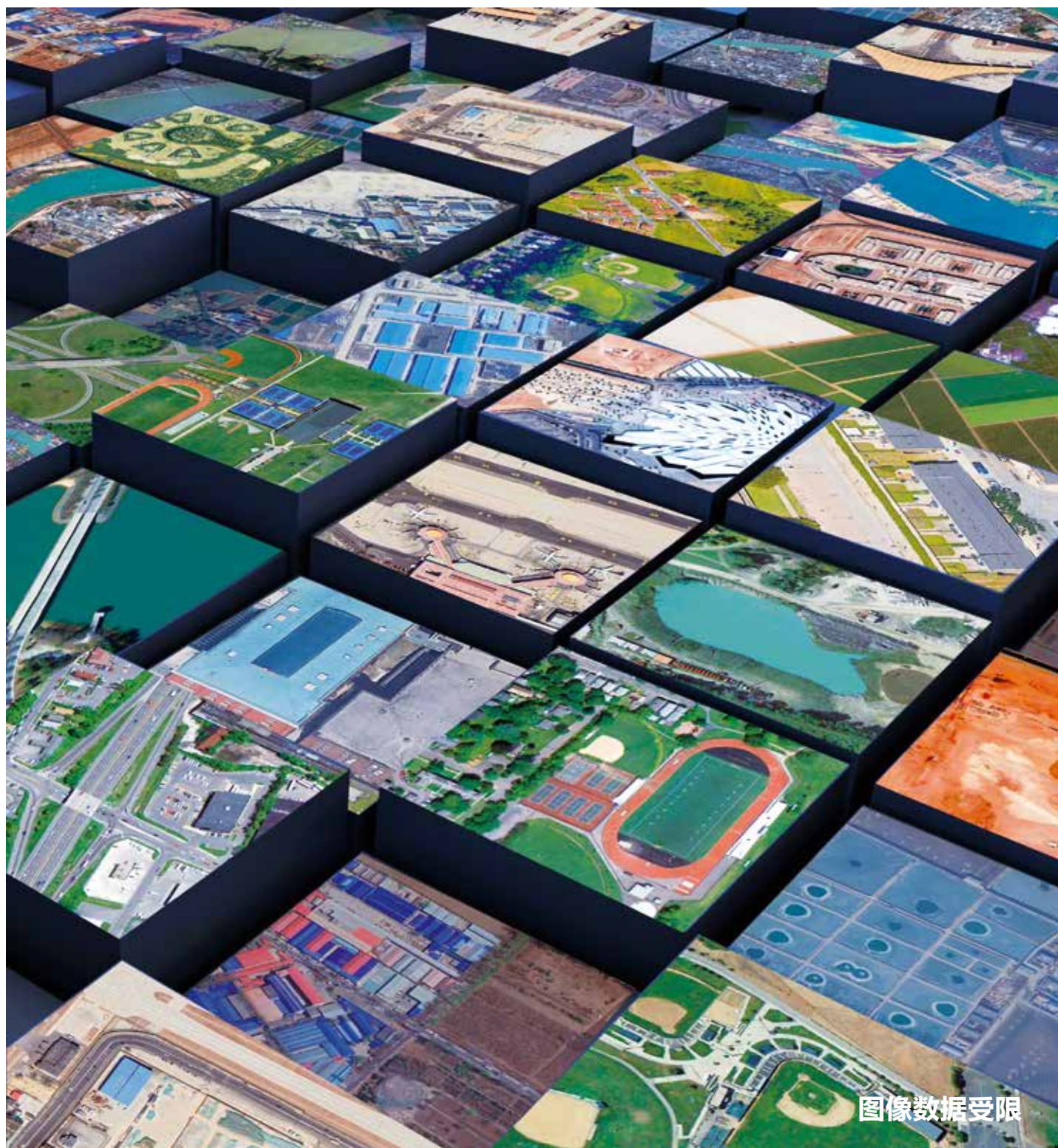
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象学报 图形学报

2022
10
VOL.27

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像数据受限



第27卷第10期（总第318期）
2022年10月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 吴一戎
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
通信地址 北京市海淀区北四环西路19号
邮 编 100190
电子信箱 jig@aircas.ac.cn
电 话 010-58887035
网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

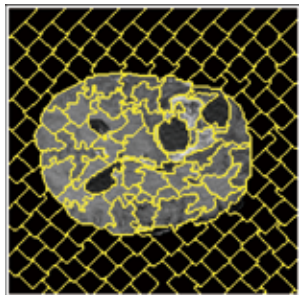
Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China
Zip code 100190
E-mail jig@aircas.ac.cn
Telephone 010-58887035
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

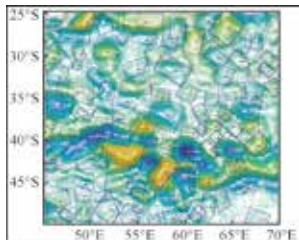
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



MRI脑肿瘤图像的超像素/体素分割及发展现状(第2897页)



融合多尺度特征与全局上下文信息的X光违禁物品检测(第3043页)



融合多尺度旋转锚机制的海洋中尺度涡自动检测(第3092页)

图像数据受限

《中国图象图形学报》图像数据受限专栏简介

刘怡光, 孙显, 赵启军, 魏秀参, 王琦, 陈秀妍 2801

数据受限条件下的多模态处理技术综述

王佩瑾, 闫志远, 容雪娥, 李俊希, 路晓男, 胡会扬, 严启炜, 孙显 2803

图像数据受限下的处理与分析

刘怡光 2835

面向跨模态行人重识别的单模态自监督信息挖掘

吴岸聪, 林城栋, 郑伟诗 2843

小样本条件下的RGB-D显著性物体检测

何静, 傅可人 2860

综述

面向目标检测的对抗样本综述

袁珑, 李秀梅, 潘振雄, 孙军梅, 肖蕾 2873

MRI脑肿瘤图像的超像素/体素分割及发展现状

方玲玲, 王欣 2897

图网络层级信息挖掘分类算法综述

魏文超, 蔺广逢, 廖开阳, 康晓兵, 赵凡 2916

个性化图像美学评价的研究进展与趋势

祝汉城, 周勇, 李雷达, 赵佳琦, 杜文亮 2937

视盘和视杯分割在计算机辅助青光眼诊断中的应用综述

方玲玲, 张丽榕 2952

图像处理和编码

多监督损失函数光滑化图像超分辨率重建

孟志青, 张晶, 邱健数 2972

轻量级注意力约束对齐网络的视频超分重建

靳雨桐, 宋慧慧, 刘青山 2984

面向图像修复的增强语义双解码器生成模型

王倩娜, 陈焱 2994

图像分析和识别

动态模态交互和特征自适应融合的RGBT跟踪

王福田, 张淑云, 李成龙, 罗斌 3010

采用Transformer网络的视频序列表情识别

陈港, 张石清, 赵小明 3022

对抗型半监督光伏面板故障检测

卢芳芳, 牛然, 杜海舟, 杨振辰, 陈菁菁 3031

融合多尺度特征与全局上下文信息的X光违禁物品检测

李晨, 张辉, 张邹铨, 车爱博, 王耀南 3043

高速公路场景的车路视觉协同行车安全预警算法

汪长春, 高尚兵, 蔡创新, 陈浩霖 3058

结合卷积神经网络与曲线拟合的人体尺寸测量

马燕, 殷志昂, 黄慧, 张玉萍 3068

医学图像处理

U-Net支气管超声弹性图像纵膈淋巴结分割

刘羽, 吴蓉蓉, 唐璐, 宋宁宁 3082

遥感图像处理

融合多尺度旋转锚机制的海洋中尺度涡自动检测

杜艳玲, 刘倩倩, 王丽丽, 徐鑫, 魏泉苗, 宋巍 3092

集成注意力机制和扩张卷积的道路提取模型

王勇, 曾祥强 3102

空域协同自编码器的高光谱异常检测

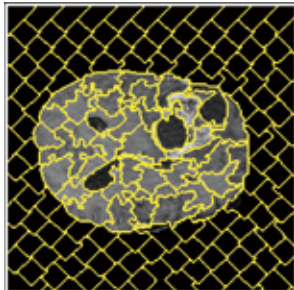
樊港辉, 马泳, 梅晓光, 黄珺, 樊凡, 李峰 3116

自适应权重金字塔和分支强相关的SAR图像舰船检测

郭伟, 申磊, 曲海成, 王雅萱, 林畅 3127

CONTENTS

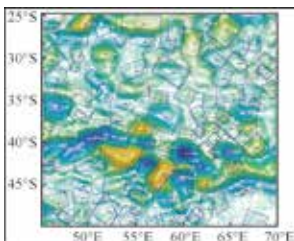
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



The review of superpixel/voxel segmentation of MRI brain tumor images(P2897)



Integrated multi-scale features and global context in x-ray detection for prohibited items(P3043)



Multi-scale rotating anchor mechanism based automatic detection of ocean mesoscale eddy(P3092)

Limited Image Data

Review of multimodal data processing techniques with limited data

Wang Peijin, Yan Zhiyuan, Rong Xuee, Li Junxi, Lu Xiaonan, Hu Huiyang, Yan Qiwei, Sun Xian ... 2803

The processing and analyzing derived of limited image data

Liu Yiguang 2835

Single-modality self-supervised information mining for cross-modality person re-identification

Wu Ancong, Lin Chengzhi, Zheng Weishi 2843

RGB-D salient object detection of using few-shot learning

He Jing, Fu Keren 2860

Review

Review of adversarial examples for object detection

Yuan Long, Li Xiumei, Pan Zhenxiong, Sun Junmei, Xiao Lei 2873

The review of superpixel/voxel segmentation on MRI brain tumor images

Fang Lingling, Wang Xin 2897

Survey of graph network hierarchical information mining for classification

Wei Wenchao, Lin Guangfeng, Liao Kaiyang, Kang Xiaobing, Zhao Fan 2916

The review of personalized image aesthetics assessment

Zhu Hancheng, Zhou Yong, Li Leida, Zhao Jiaqi, Du Wenliang 2937

The review of optic disc and optic cup segmentation applications in computer-aided glaucoma diagnosis

Fang Lingling, Zhang Lirong 2952

Image Processing and Coding

Multi-supervision loss function based smoothed super-resolution image reconstruction

Meng Zhiqing, Zhang Jing, Qiu Jianshu 2972

Super-resolution Video frame reconstruction through lightweight attention constraint alignment network

Jin Yutong, Song Huihui, Liu Qingshan 2984

Enhanced semantic dual decoder generation model for image inpainting

Wang Qianna, Chen Yi 2994

Image Analysis and Recognition

RGBT tracking based on dynamic modal interaction and adaptive feature fusion

Wang Futian, Zhang Shuyun, Li Chenglong, Luo Bin 3010

Video sequence-based human facial expression recognition using Transformer networks

Chen Gang, Zhang Shiqing, Zhao Xiaoming 3022

Generative adversarial networks based semi-supervised fault detection for photovoltaic panel

Lu Fangfang, Niu Ran, Du Haizhou, Yang Zhenchen, Chen Jingjing 3031

Integrated multi-scale features and global context in x-ray detection for prohibited items

Li Chen, Zhang Hui, Zhang Zouquan, Che Aibo, Wang Yaonan 3043

Vehicle-road visual cooperative driving safety early warning algorithm for expressway scenes

Wang Changchun, Gao Shangbing, Cai Chuangxin, Chen Haolin 3058

The convolution neural network and curve fitting based human body size measurement

Ma Yan, Yin Zhiang, Huang Hui, Zhang Yuping 3068

Medical Image Processing

U-Net-based mediastinal lymph node segmentation method in bronchial ultrasound elastic images

Liu Yu, Wu Rongrong, Tang Lu, Song Ningning 3082

Remote Sensing Image Processing

Multi-scale rotating anchor mechanism based automatic detection of ocean mesoscale eddy

Du Yanling, Liu Qianqian, Wang Lili, Xu Xin, Wei Quanmiao, Song Wei 3092

Road extraction model derived from integrated attention mechanism and dilated convolution

Wang Yong, Zeng Xiangqiang 3102

Spatial-coordinated autoencoder for hyperspectral anomaly detection

Fan Ganghui, Ma Yong, Mei Xiaoguang, Huang Jun, Fan Fan, Li Hao 3116

Ship detection in SAR images based on adaptive weight pyramid and branch strong correlation

Guo Wei, Shen Lei, Qu Haicheng, Wang Yaxuan, Lin Chang 3127

中图法分类号: TP399 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2022)10-2897-19

论文引用格式: Fang L L and Wang X. 2022. The review of superpixel / voxel segmentation on MRI brain tumor images. Journal of Image and Graphics, 27(10): 2897-2915 [方玲玲, 王欣. 2022. MRI 脑肿瘤图像的超像素/体素分割及发展现状. 中国图象图形学报, 27(10): 2897-2915] [DOI: 10.11834/jig.210293]

MRI 脑肿瘤图像的超像素/体素分割及发展现状

方玲玲*, 王欣

辽宁师范大学计算机与信息技术学院, 大连 116000

摘要: 超像素/体素分割算法把具有相同结构信息的点划分至同一子区域, 获得可准确描述图像局部特征且符合功能子结构的平滑边缘信息, 在医学磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 分割领域广泛应用。本文比较了不同超像素算法分割脑肿瘤医学图像的性能。归纳并总结了多种最新超像素/体素算法的研究成果及应用, 为进一步比较算法性能, 选取了多模态脑肿瘤分割挑战赛 (Multimodal Brain Tumor Segmentation Challenge, BraTS) 2018 数据集中的部分脑肿瘤图像进行超像素分割。同时, 通过边缘召回率、欠分割错误率、紧密度评测和可达分割准确率 4 项指标分析算法性能, 并阐述算法的未来发展趋势和可行性空间。通过上述算法分析可得: 基于图论的 (graph-based)、标准化分割 (normalized cut)、随机游走算法 (lazy random walk) 可获得精准的核心肿瘤信息, 但对增强肿瘤的准确率稍显不足, 不利于后续特征区域提取。基于密度的聚类算法 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) 和线性谱聚类 (linear spectral clustering, LSC) 算法可较好保留肿瘤边界信息, 具有较好的局部病灶信息特征, 但不能实现邻域信息表达, 且没有解决质量跨度较大的问题。拓扑保持正则、Turbopixels 和简单线性迭代聚类分割算法 (simple linear iterative clustering algorithm, SLIC) 的超像素形状结构上更加完整紧凑, 对病灶边界的特征描述较为平滑柔和, 以此弥补算法对边界描述的不足之处。通过评价指标、国内外最新发展动态和实验对比分析, 可看出超像素/体素分割算法具有较高的分割性能, 研究领域具有良好的发展前景。

关键词: 图像处理; 磁共振成像 (MRI); 超像素/体素; 脑肿瘤分割; 评价指标

The review of superpixel/voxel segmentation on MRI brain tumor images

Fang Lingling*, Wang Xin

College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116000, China

Abstract: To obtain smooth edge information that can accurately describe the local features and conform to the functional sub structure, the superpixel/voxel segmentation algorithm divides the points with the similar structure information into the same sub region. It is widely used in the field of magnetic resonance imaging (MRI) segmentation. We carry out the comparative performance analysis of different algorithms in brain tumor medical image segmentation. Our algorithms are used to set the number of superpixel seed points directly in the contexts of graph-based, normalized cut, entropy rate, topology preserving regularization, lazy random walk, Turbopixels, density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN), linear spectral clustering (LSC), and simple linear iterative clustering algorithm (SLIC), respectively. Due to the watershed and the superpixel lattice algorithms cannot achieve accurate manipulations of the number of superpixels, it

收稿日期: 2021-04-26; 修回日期: 2021-09-29; 预印本日期: 2021-10-06

* 通信作者: 方玲玲 fanglingling@lnnu.edu.cn

基金项目: 辽宁省自然科学基金项目 (2021-MS-272); 辽宁省教育厅青年项目 (LJKQZ2021088)

Supported by: Natural Science Foundation of Liaoning Province, China (2021-MS-272)

is required to achieve the superpixel segmentation of the brain tumor images in BraTS 2018 dataset. The graph-based algorithm can segment the core tumor region accurately and identify the brain tumor region with vascular filling effectively. However, it is insufficient for the segmentation accuracy of the completed and enhanced tumor regions of slightly. The performance of the normalized cut algorithm can obtain the brain tumor boundary derived of strong dependence information and retain the characteristic information of the tumor boundary. However, the algorithm divides the lesion region, the gray matter, and the white matter into the same superpixel. The whole tumor region can be divided into the multiple regions, which cannot represent the functional substructure of human brains effectively. The superpixel lattice algorithm can obtain the core tumor location better, but the segmented superpixel boundary does not have the strong attachment. The boundary information of the enhanced tumor can be obtained based on the entropy rate algorithm accurately, which has the obvious density difference between the tumor region and the surrounding tumor. Yet, the generated shape of superpixel boundary is irregular, which cannot express the clear neighborhood information. The topology preserving regularization algorithm can describe the focus accurately, but it cannot clarify the large mass span issue. The lazy random walk algorithm can generate more regular core tumor superpixel boundary, but it can not obtain enhanced tumor boundary information and cannot retain the characteristics of tumor boundary information. The watershed algorithm can obtain the weak boundary information of peripheral edema and intratumoral hemorrhage caused by brain tumor with obvious space occupying effect or lateral ventricular extrusion. However, the obtained superpixel does not conform to the structure of brain functional, which tends to different superpixel from the division of the same functional blocks. The Turbopixels algorithm overcomes the problem that the number of superpixels is different in the initial setting, which leads to the difference of the accuracy of the segmentation results and enhances the robustness of the algorithm. However, the algorithm has little contrast to the whole gray level and the accuracy of segmentation is greatly reduced with the presence of adhesion between the brain tumor location and the surrounding tissues. The DBSCAN algorithm can obtain the core tumor information and identify the necrotic region and the liquefied region in accordance with the image density, which can provide tumor information for complications. However, the algorithm is more sensitive to the noise points and is not robust to the boundary information. The LSC algorithm can release boundary blur and fuzziness of medical imaging equipment. But, the superpixel boundary divides the brain regions with the same features and functional substructures into the multiple blocks, which cannot reflect the shape, size, appearance, other forms of brain tumors, and the pull with the surrounding meninges or blood vessels. The SLIC algorithm has a strong compact and complete retention of feature continuity, which can extract brain tumor features. However, there is a lot of redundancy in the algorithm calculation process, which is challenged to large-scale object segmentation operation, the SLICO algorithm is improved through the SLIC algorithm, which has the high efficient segmentation with low computational complexity. In conclusion, such algorithms can preserve tumor boundary information and have local focal information better in related to graph-based, the normalized cut, the lazy random walk, the DBSCAN, and the LSC. The four algorithms keep the shape structure of the superpixel more complete and compact in regular like topology preserving regularization, Turbopixels, SLIC, and SLICO. Furthermore, the feature description of the lesion boundary is smooth and soft to make up the boundary deficiency. We summarize the current results and applications of various superpixel/voxel algorithms. The performance of the algorithm is analyzed by four indexes like boundary recall, under-segmentation error, compactness measure, and achievable segmentation accuracy. The superpixel/voxel algorithm can improve the efficiency of medical image processing with large object efficiency, which is beneficial to the expression of local information of the brain structure. Some future challenging issues are predicted as mentioned below: 1) to divide the brain function and regions without brain structure into the same sub region; 2) to resolve over-fitting or insufficient segmentation caused by abnormal points and noise points near the boundary; 3) to integrate multi-modal lesion information via machine learning.

Key words: image processing; magnetic resonance imaging (MRI); superpixel/voxel; brain tumor segmentation; evaluation indicators

0 引言

颅内脑肿瘤分为原发性肿瘤和继发性肿瘤(单翔等,2018;赖小波等,2019)。原发性肿瘤是一种由大脑异常增生而引起的神经性疾病,经常出现在脑组织、脑神经和脑膜位置。由身体其他部位(如肝脏、肺部等)的恶性肿瘤转移至脑部而形成的称之为继发性脑肿瘤。据统计,颅内肿瘤的患病率高达0.0032%。多数情况下,脑肿瘤易发生于脑部幕上的额叶、颞叶等,通常由病毒感染或化学诱因等高危因素造成,其患病比例约为75%。具体来说,幕下脑肿瘤发病概率略低于幕上肿瘤,一般在小脑半球、桥脑和侧脑室等位置发病率较高,常见的肿瘤为星形细胞瘤、髓母细胞瘤等。其中,最常见的脑部疾病为脑胶质细胞瘤,其患病比例接近50%(葛婷等,2017;Bagherimofidi等,2019)。磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)具有对肿瘤位置和软组织结构反应灵敏的特点,可在对人体损害最小的情况下获得多角度、多模态成像,良好反映人体结构和功能信息(Galvão等,2020;Leblond和Kauffmann,2016)。医师通过观测MRI脑部医学图像中肿瘤的位置及大小,进而判断其良恶性状况,实现对病灶区域进行精确检测。但是,由于医学设备引起的场偏移和患者自身的活动导致所获得的MRI脑部医学图像中存在点灰度不均、信噪比差异等问题,需要一种普适算法辅助医师对脑肿瘤进行精确分割。超像素的概念最早由Ren和Malik(2003)提出,该算法一经提出便普遍应用于图像分割领域。经过十余年的发展在医学图像分割方面使用得愈加广泛,具体包括辅助诊疗(李孟歆等,2020;姜涛等,2020;刘静和黄玉清,2018)、图像配准(刘晨等,2019;Ji等,2014;Vupputuri等,2020)、多器官分割(Bechar等,2018;Khosravanian等,2021)、3维重建(吴连耀和万旺根,2020;张志忠和李晓明,2017;Zhao等,2017)、软组织提取(王海鸥等,2019)和病灶良恶性判断(Angulakshmi和Lakshmi Priya,2019;Soltaninejad等,2018)等。

基于脑部MRI医学图像的超像素/体素分割算法(Huang等,2018;Randrianasoa等,2018;祁琪,2018;Saha等,2018)通过设定权值或初始种子点的个数和位置,将2维图像或3维图像的点按照颜色、

纹理和频谱等特征,划分成可表示图像局部特征或功能子结构的区域块。要求得到的超像素/体素能紧凑整齐地获得具有较强依附性,且最大程度保留肿瘤特征的边界信息。同时,需要保证算法对图像中的噪声具有更强的鲁棒性,有效减少计算冗余和大规模对象的运行时间,从而生成形状规则、边界精准且具有较低计算复杂度的图像分割算法。

由于超像素/体素分割算法可平滑准确地描述图像边缘信息,将具有相同结构的点划分至同一子区域,从而大幅度减少数据信息的规模计算,可得到脑肿瘤解剖区域内部结构或功能信息,其反映出肿瘤与周围组织间的动态关系,辅助医师获得肿瘤的位置与大小等信息,有效提高医师疾病诊断和确定后续治疗方案的效率。

本文使用超像素/体素的最新研究算法对MRI脑肿瘤医学图像进行分割,通过边缘召回率、欠分割错误率、紧密度评测和可达分割准确率4项指标分析各算法性能。此外,针对超像素/体素算法在医学图像分割领域中的应用现状来阐述其未来发展趋势和局限性,具有一定的应用价值。

1 MRI医学图像特征

MRI图像(Kong等,2019;Irving等,2016)利用氢原子核在外加磁场中不同的组织结构对能量的吸收状况不同这一特性,生成具有较高空间分辨率和时间分辨率的全方位成像。MRI图像最大的优点是在不损伤患者身体健康的情况下,获得反映不同结构信息的多模态图像,因此常常应用于脑疾病检测。下面针对MRI脑部医学图像的不同特性进行分析。

1.1 MRI脑部医学图像的多角度特性

MRI脑部医学图像可以多平面成像,主要通过水平面、矢状面和冠状面3个角度进行观测,分别将人体横断为上下两面、纵切为左右两部以及纵断为前后两部,如图1所示。图1(a)(b)分别展示水平序列为128和133的脑肿瘤多角度解剖图像(来自开放存取系列影像研究数据集(Open Access Series of Imaging Studies, OASIS)中序号为OAS2_0099_MR2的多角度成像)。

水平面角度可直观反映脑肿瘤大小和占位效应,且根据密度可获得脑肿瘤的水肿区域或瘤转移

导致的钙化区域。矢状面和冠状面角度进一步直观反映脑肿瘤的位置以及由于脑瘤转移导致压迫神经或组织器官的情况,有效辅助医师判断肿瘤的良好状况并确定后续治疗方案。

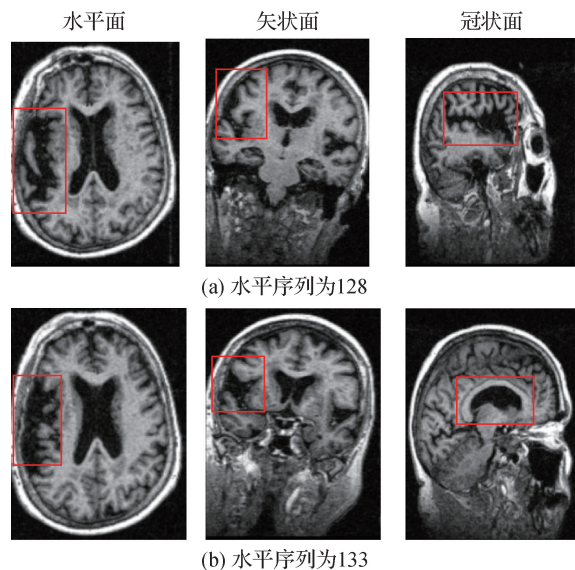


图1 多角度下的MRI脑肿瘤医学图像

Fig. 1 The multi-angle MRI medical images of brain tumors ((a) horizontal sequence is 128; (b) horizontal sequence is 133)

1.2 MRI 脑部医学图像的多模态特性

多模态MRI脑部医学图像具体表现为T1加权图像(T1 weighted)、T2加权图像(T2 weighted)、T1c图像(T1 contrast,在T1加权图像中使用造影剂)和流体衰减反转恢复图像(fluid attenuated inversion recovery, FLAIR)。不同模态的MRI图像对颅内肿

瘤显示的侧重点也有所不同,如在T1加权图像中,脑组织间的对比度较明显,可有效分离脑部结构和水肿区域,鉴别有明显水肿占位效应的高级别胶质瘤和转移瘤等疾病。T2加权图像可有效分离人脑健康组织和显著水肿区域,可有效鉴定由于细胞毒性扩散或大面积水肿导致的中枢神经系统原发性淋巴瘤等疾病。T1c图像可有效划分脑部结构的囊变区域和肿瘤区域,针对脑肿瘤中心坏死部分弥散或肿瘤内血管充盈情况进行脑出血情况判断。FLAIR图像对蛛网膜下腔和脑实质内的病灶较为敏感,当靠近脑脊液与健康脑组织的边界处发生病变时,FLAIR图像中的弛豫时间会随之发生改变,病灶区域将会显现为高信号。因此,FLAIR成像可体现脑肿瘤区域与大脑其他组织之间的明显差异,有效分离脑部灰质、白质和脑脊液等结构。

图2显示了多模态下的MRI脑肿瘤医学图像(来自多模态脑肿瘤分割挑战赛(Multimodal Brain Tumor Segmentation Challenge, BraTS) 2018数据集序号为TCIA08_469_1和TCIA08_218_1的多模态图像),真实数据图像(ground truth)中黄色区域表示整个脑肿瘤的占位面积,红色区域表示肿瘤的核心位置,绿色区域表示增强肿瘤结构。通过ground truth给定的肿瘤结构划分结果可判断脑部坏死状况和出血占位情况,且由于病灶在不同模态下的密度信号不同,通过多模态信息整合和对比可有效获取高性能的分割结果。

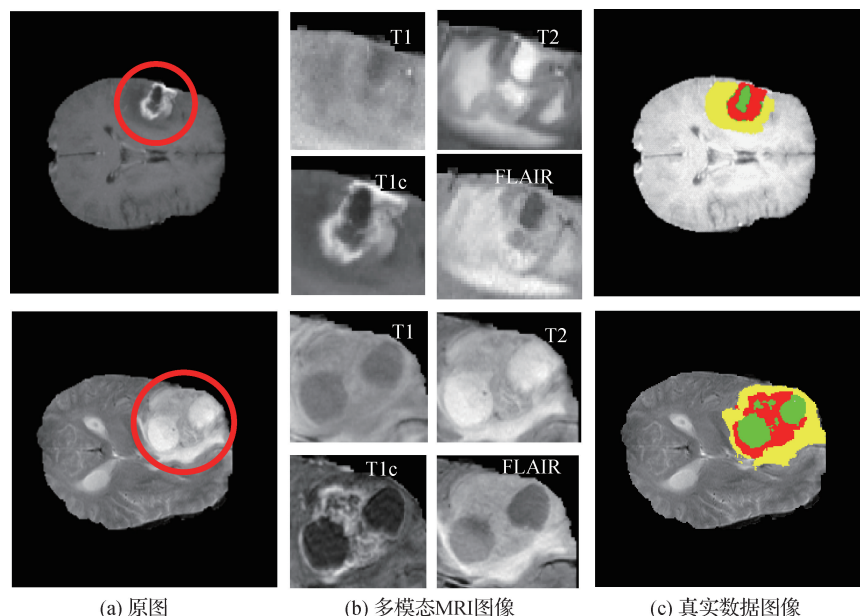


图2 多模态下的MRI脑肿瘤医学图像

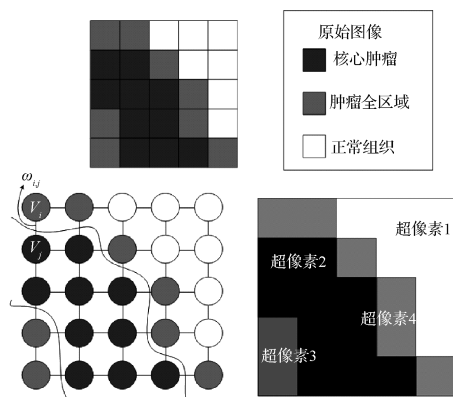
Fig. 2 The multi-modal MRI medical images of brain tumors ((a) origin images; (b) multi-model MRI images; (c) ground truth)

2 超像素/体素分割算法

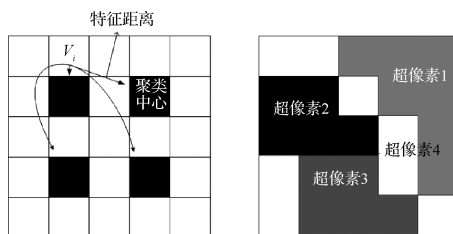
由于超像素/体素分割算法能够有效提取图像的中层特征,可大幅度降低算法对噪声点的敏感度,具有较强的鲁棒性。使用超像素/体素分割图像可有效增强对象规模较大和后续处理复杂的医学图像计算效率,降低计算复杂度。且随着图像尺寸和维度增加,该算法能将结构一致且表示相似局部信息的点划分至同一区域,有效表达局部特征信息和功能子结构。因此越来越多的超像素/体素分割算法应用到图像的预处理步骤。

根据算法原理,将超像素/体素分割算法分为两类,一是基于图论的分割算法,二是基于梯度上升的分割算法,具体可参考附表1。

基于图论的分割算法通过图论知识,将图像以 $G = \langle V, E \rangle$ 的形式表示成一张带有权值 ω_{ij} 的无向图 (V 表示顶点, E 表示边),该值表示连接顶点 V_i 和 V_j 的边 E_{ij} 在特定特征上的差别。通过不同的准则将分割任务转换为求取能量方程最小值的代价问题,从而获得超像素/体素图像分割结果,如图3(a)所示。



(a) 基于图论的算法



(b) 基于梯度上升的算法

图3 超像素分割算法

Fig. 3 The superpixel segmentation algorithm

((a) based on graph theory; (b) based on gradient rising)

其经典算法包括:基于图论 (graph-based) 的算法 (Felzenszwalb 和 Huttenlocher, 2004; 张明慧 等, 2016)、标准化分割 (normalized cut) (Ghosh 等, 2018; Dutta 等, 2019; Wang 等, 2019; 王春瑶 等, 2014) 和基于熵率 (Liu 等, 2014) 的算法 (entropy rate superpixel, ERS) 等。基于梯度上升的分割算法通过设定初始种子点个数和位置的方式,迭代遍历点之间的差异性以及特征的相似程度,从而将具有相同特征的像素点/体素点划分至同一子区域,如图3(b)所示。其经典算法有:Watershed 算法 (Vincent 和 Soille, 1991)、基于水平集理论的 Turbopixels 算法 (Levinshtein 等, 2009; Xing 等, 2020) 和简单线性迭代聚类算法 (simple linear iterative clustering algorithm, SLIC) (Achanta 等, 2012) 等。

2.1 基于图论的分割算法

王亚杰等人 (2014) 提出了一种基于熵率法的超像素分割算法,其主要思想为通过计算像素点之间的熵对区域块整体紧凑均匀的作用,进而获得每个区域的空间频率,获得较为平滑的图像边界信息,划分出的超像素符合图像的功能信息和结构信息。但是该算法对处于边缘附近的噪声点灵敏,导致其分割准确性稍显不足。在王亚杰等人 (2014) 方法的基础上, Gao 等人 (2017) 将图像表示成以超像素或连接组件作为节点的加权图,用梯度和空间距离线索对每个节点进行排序,从而得到超像素和基于连通分量的图像线索。该算法可有效克服王亚杰等人 (2014) 方法中的图像噪声和血管伪影等问题,具有较强的鲁棒性。但该算法在处理与周围组织器官存在黏连现象的具有较强依附性的医学图像时,不能较好地获得病灶位置和分割信息。

Zhang 等人 (2017) 提出了一种基于图论的图像分割算法,其主要思想是从预分割核开始定义核的粗略中心和大小,通过笛卡儿坐标系中的椭圆状边界映射到极坐标系中的线,并利用动态规划和确保最佳闭合轮廓的迭代方法来识别所构建图中的全局最佳路径,具有良好的图搜索性能。但是该算法生成的超像素边界极不规则,像素块在区域密度大的地方分布较密,区域密度小的地方分布较稀疏。该算法同样具有 Gao 等人 (2017) 方法中对有明显占位效应的脑肿瘤、受侧脑室挤压导致肿瘤周围水肿和瘤内出血的弱边界分割准确率略有不足的问题。为有效克服算法对弱边界信息提取不足的情

况,崔强(2018)提出了一种基于图切(graph cut)和随机游走(random walk)的交互式超体素分割算法,该算法的主要思想是通过处理代表体素点所处位置的权值图谱,表示该点行至另一体素点的概率。并通过相邻已知 MRI 切片图像的形状特征初始化未知图像的权值和图谱概率,从而划分超体素区域。该算法有效克服了传统算法需要大量人工标记的分割图谱导致时间成本过高的问题,解决了 Zhang 等人(2017)和 Gao 等人(2017)方法中存在的与血管黏连的病灶弱边界分割准确率不高的问题,有效提高超体素分割算法的准确性。但是该算法忽略了切片之间的空间特征,仅从 2 维角度预测脑肿瘤生长规律,不能准确地描述实际脑肿瘤的生长趋势。且使用已知切片作为未知切片的初始量导致误差迭代,不具有较强的鲁棒性。

Ghosh 等人(2018)提出了一种在迭代 k-means 聚类框架中结合 normalized cut 超像素的分割算法,其主要思想是通过谱聚类将 normalized cut 算法与 k-means 聚类框架结合,通过迭代简单的 k-means 聚类算法来优化归一化割的代价函数,可有效测量像素之间的相似性,且由于算法的计算复杂度是线性的,可减少迭代计算量,提高算法效率。该算法可生成整齐平整的超像素边界,但是分割的准确率较低,且得到的像素块大小基本相同,导致无法获得细小边界信息。

2.2 基于梯度上升的分割算法

Xiang 等人(2010)提出了基于 Turbopixels 的涡轮像素分割算法,该算法对于每个局部窗口中的像素都引入线性变换,将颜色向量映射为聚类指示向量。该算法通过将线性变换下的估计误差相加以获得目标函数,并从该目标函数中获得全局最优分割结果。该方法效率较高,但对于纹理图像而言,生成的超像素中会包含不同的对象,使得病灶的弱边界分割效果较差。Li 和 Chen(2015)在 Xiang 等人(2010)方法的基础上进行改进,提出了一种线性谱聚类(linear spectral clustering, LSC)的超像素分割算法,该算法的主要思想是通过核函数将像素点的位置与大小信息映射到高维的特征空间中,从而得到像素点的相似程度,获得超像素边界。克服 Xiang 等人(2010)方法对纹理图像提取特征略有不足的问题,可得到较为规整,且分割像素块大小基本一致的超像素边界。但该算法只

有在像素较为平坦的区域才能获得光滑整齐的超像素,在边界区域(非均匀区域)获得的超像素边界较为杂乱。

为实现图像弱边界的准确分割,Shen 等人(2016)提出了一种基于密度的聚类算法。该算法克服了经典基于密度的聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)中计算种子点到每个像素点距离导致运行速度过慢的问题。其主要思想是通过计算邻近距离项和种子距离项判断像素点的相似特征来决定点归属情况,获得初始的超像素分割结果。然后,计算颜色特征和空间特征将小簇的像素块进行合并,从而得到具有较高边界粘附性的超像素边界。但是,该算法为每个像素块设置一个最大区域值,若达到该值,即使像素点与该块具有相同特征也不进行合并。然后通过计算特征距离进行合并操作,从而造成计算的冗余,导致算法运行时间较长。且生成的超像素边界较为杂乱,无法按照图像的结构子功能进行划分。在 Shen 等人(2016)方法的基础上,Wu 等人(2017)提出了一种基于超像素和分水岭的多光子显微图像分割方法,其主要思想是用超像素代替像素来分析多光子显微图像,将空间、CIE Lab 颜色空间和相位一致性特征的超像素结合,从而将图像分割成保持边界细节的小块。接着,利用标记控制分水岭从重建图像中得到细胞边缘信息,使算法可有效获得弱边界信息。该算法的分割准确率较高,可有效克服 Xiang 等人(2010)方法中弱边界分割结果略有不足的问题。但该算法无法有效克服噪声,当噪声点位于图像边界附近时,将对最终的超像素分割结果产生极大影响,不具备较强的鲁棒性。

Amami 等人(2019)克服了 Wu 等人(2017)方法中为得到弱边界准确信息导致超像素形状不规则的问题,提出了一种基于 SLIC 的医学图像自适应超体素算法 AdaSLIC。该算法主要通过求得子区域种子点到最近图像轮廓的距离得到体素点的数值大小,进而得到图像的边界信息。与 Shen 等人(2016)算法相比,该算法具有更强的紧凑型和自适应性,可得到较好的分割结果。但在计算过程中,其未将感兴趣区域与不感兴趣区域区分开,导致计算过程中出现大量冗余现象,致使计算效率较低。同年,Singh 等人(2020)提出了一种基于 SLIC 超像素的图像算法,该算法将简单线性迭代聚类思想与自

动可调的基于高斯径向基函数核的模糊 c 均值算法相结合。该算法可用于图像分割以及深度学习网络使用,具有较强的鲁棒性,且提高了算法的运行效率。但是该算法不能较好地获得图像的弱边界信息,导致分割效率有所欠缺。

为有效增强算法的鲁棒性和自适应性,张志龙等人(2020)提出了一种基于密度、图论和聚类思想的采用密度峰值进行聚类的超像素分割算法。该算法的主要思想是利用初始设置的圆形模板来获取局部图像的密度,利用处于边缘的像素点局部密度较小的特性,将求得的局部密度最大点设置为种子点。然后用一个多叉的归属关系树表示所计算的每个像素点之间的距离大小和所属关系,从而求得超像素的分割结果。该算法的优点是不需要进行迭代优化,计算效率较高,且获得的超体素分割结果在初始设置不同大小的圆形模板或设置不同数目种子点的情况下,都能获得具有较强依附性且贴近图像边缘的超像素分割边界。但该算法获得的超像素分割边界不具有规则平滑的形状,无法清晰地表达邻域区域的信息内容,不利于后续的特征提取操作。

2.3 超像素/体素分割算法评价指标

基于 MRI 脑肿瘤医学图像的超像素/体素分割算法评价指标(Stutz 等,2018; Wang 等,2017)主要关注:算法求得的病灶边界信息与 ground truth 是否具有较高的边界贴合度;另外,算法是否最大程度地保留脑肿瘤核心区域、增强区域和明显水肿占位区域的边界信息。现有的评价指标(罗学刚 等,2019; 宋熙煜 等,2015)包括边缘召回率(boundary recall, BR)、欠分割错误率(under-segmentation error, UE)、紧密度评测(compactness measure, CM)、可达分割准确率(achievable segmentation accuracy, ASA)以及其他标准,如图4所示。其中,黑色实线表示超像素/体素算法分割的脑肿瘤边界,黑色虚线表示对应 ground truth 的病灶边缘。

2.3.1 边缘召回率

BR 是超像素/体素算法分割 MRI 脑肿瘤边界结果与 ground truth 相重叠的比率,用来计算位于病灶边界周围 γ (一般取 1 或 2,本文设置为 2 个单位点内超像素/体素分割结果与对应 ground truth 中点的个数比值,计算为(Liu 等,2011)

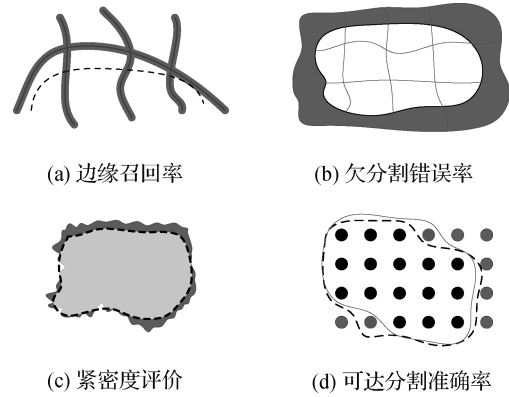


图4 超像素/体素算法评价标准示意图

Fig.4 Schematic diagram of superpixel/voxel algorithm evaluation standard((a) BR;(b) UE;(c) CM;(d) ASA)

$$BR(\mathbf{R} \rightarrow \mathbf{G}) = \frac{\sum_{p \in \delta \mathbf{G}} f(\min_{q \in \delta \mathbf{R}} \|p - q\| < \gamma)}{\|\delta \mathbf{G}\|} \quad (1)$$

式中, p 和 q 分别代表 ground truth 和超像素/体素病灶分割结果中的目标区域点, $\delta \mathbf{G}$ 表示 ground truth 分割结果 $\mathbf{G}$ 中位于病灶边缘 γ 范围内所有像素/体素点的集合, $\delta \mathbf{R}$ 表示超像素/体素分割结果 $\mathbf{R}$ 中超像素/体素边缘上所有点的集合, $f(t)$ 用来判别图像上两点间的欧氏距离是否小于 γ , 具体为

$$f(t) = \begin{cases} 1 & \text{距离} \leq \gamma \\ 0 & \text{距离} > \gamma \end{cases}$$

BR 判断分割结果好坏如图4(a)所示,灰色区域表示病灶边界允许存在 γ 范围内的误差点,优秀的超像素/体素分割算法虚线和实线基本覆盖甚至完全覆盖,表示超像素/体素分割的脑肿瘤边缘与 ground truth 病灶的边界贴合度高。

2.3.2 欠分割错误率

UE 用于计算超像素/体素脑肿瘤划分区域超出 ground truth 对应病灶的面积和比值,计算为(Buyssens 等,2014)

$$UE(\mathbf{S} \rightarrow \mathbf{G}) = \frac{\sum_i \sum_{k: S_k \cap g_i \neq \emptyset} |S_k - g_i|}{\sum_i |g_i|} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{S}$ 表示超像素/体素脑肿瘤分割结果, $\mathbf{G}$ 表示 ground truth 的病灶真值, g_i 表示 $\mathbf{G}$ 中的第 i 个病灶划分区域, S_k 表示 $\mathbf{S}$ 中第 k 个超像素/体素块, $|S_k - g_i|$ 表示符合真实病灶划分范围内的超像素/体素中点的个数。Achanta 等人(2012)克服

了式(2)没有考虑超像素/体素间可能存在独立像素点的问题,对 UE 计算式进行改进,计算为

$$UE(S \rightarrow G) = \frac{1}{N} \left[\sum_{k=1}^M \left(\sum_{S_k | S_k \cap g_i > B} |S_k| \right) - N \right] \quad (3)$$

式中, N 表示 MRI 医学图像中点的个数, $S_k | S_k \cap g_i$ 表示超像素/体素分割第 k 个超像素/体素与第 i 个 ground truth 病灶区域中不重合点的个数, B 表示容错率,该实验将其设置为 5%。UE 判断分割结果好坏如图 4(b) 所示,灰色区域表示 UE 面积,UE 区域越小,表示超像素/体素算法求得的脑肿瘤边界越精准,脑肿瘤边缘与病灶边界的贴合度越高。

2.3.3 紧密度评价

CM 用于评价超像素/体素的形状、大小的紧凑规则程度(Schick 等,2013),Fu 等人(2014)定义了 CM 的计算式为

$$CM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \frac{4\pi \times Area(S_k)}{Len^2(S_k)} \quad (4)$$

式中, $Len(S_k)$ 和 $Area(S_k)$ 分别表示第 k 个超像素/体素的周长和面积大小, n 表示超像素/体素的分辨率, N 表示 MRI 脑部医学图像中点的总数。CM 值一定程度上取决于超像素/体素分辨率大小,其判断分割结果好坏如图 4(c) 所示,CM 值越大,表明超像素/体素算法求得的脑肿瘤边缘形状越规则,越接近 ground truth 病灶边界。

2.3.4 可达分割准确率

ASA 通过将超像素/体素脑肿瘤分割结果与 ground truth 病灶分割结果中所有区域进行对比,为每一个超像素/体素匹配一个与之最相近的 ground truth 病灶区域块,通过计算所有区域内分配标签正确点的个数和 MRI 脑部医学图像点总数 N 的比值,计算为

$$ASA(S \rightarrow G) = \frac{\sum_k \max_i |S_k \cap g_i|}{\sum_i |g_i|} \quad (5)$$

ASA 判断算法分割结果好坏如图 4(d) 所示,黑点表示正确分割点(即黑色实线内正确划分至黑色虚线内的点),白点表示错分割点,灰点表示孤立点。优秀的超像素/体素分割算法保证黑点与白点和灰点的比值最大,从而获得更高准确率的分割结果。

3 对比实验与分析

磁共振成像设备对脑肿瘤分割效果较好,为了便于脑肿瘤分割算法的研究,国际医学图像计算和计算机辅助干预会议(Medical Image Computing and Computer Assisted Interventions Conference, MICCAI)每年举办多模态脑肿瘤分割挑战赛,期间提供了大量测试集(test set)和训练集(training set),用以标记脑肿瘤的位置与脑内水肿、坏死和出血区域,ground truth 划分完整肿瘤(whole tumor)、增强肿瘤(enhance tumor)和肿瘤核心(tumor core)区域(附录介绍了部分公开的 MRI 脑肿瘤医学图像数据集)。本文实验使用 BraTS 2018 数据集,包含 285 个颅内肿瘤病例,每个病例包含 T1 加权图像、T2 加权图像、T1c 图像、FLAIR 图像和对应的 ground truth,图像大小为 $240 \times 240 \times 155$ 。图 5 显示了图像中种子点个数设置为 200 的超像素算法分割表皮囊肿的结果(来自 BraTS18 数据集序号为 TCIA08_469_1 的图像)。本文若无特殊说明,默认实验设置超像素个数为 200(分割代码可参考 <https://pan.baidu.com/s/1wWEL72Tt0Ky18Wg3myuVzg>)。

为进一步比较不同超像素算法分割脑肿瘤医学图像的性能,将 graph-based 算法(Abate 等,2016)、normalized cut 算法(Van Den Heuvel 等,2008;王春瑶等,2014;Cour 等,2005)、基于熵率算法(Liu 等,2011)、拓扑保持正则算法(Fu 等,2014;Tang 等,2012)、lazy random walk 算法(Shen 等,2014)、turbopixels 算法(Levinshtein 等,2009)、DBSCAN 算法(Shen 等,2016)、LSC 算法(Li 和 Chen,2015)、SLIC 算法(Angulakshmi 等,2019;Saha 等,2018)和 SLICO(simple linear iterative cluster zero)算法等 10 种可直接对超像素种子点个数进行设置的算法进行性能对比。此外,分水岭算法(Vincent 和 Soille,1991;Wu 等,2017)和 superpixel lattice 算法(Moore 等,2008)无法实现超像素数目的精准控制,因此本文对这两种算法不进行性能评测。实验对 BraTS 2018 数据集中 15 幅 3 维脑肿瘤图像进行超像素分割。BraTS 2018 数据集提供将脑肿瘤划分成完整肿瘤、核心肿瘤和增强肿瘤 3 个区域的 ground truth,如图 6(a) 所示(来自 BraTS 2018 数据集序号为 TCIA08_218_1 的图像)。

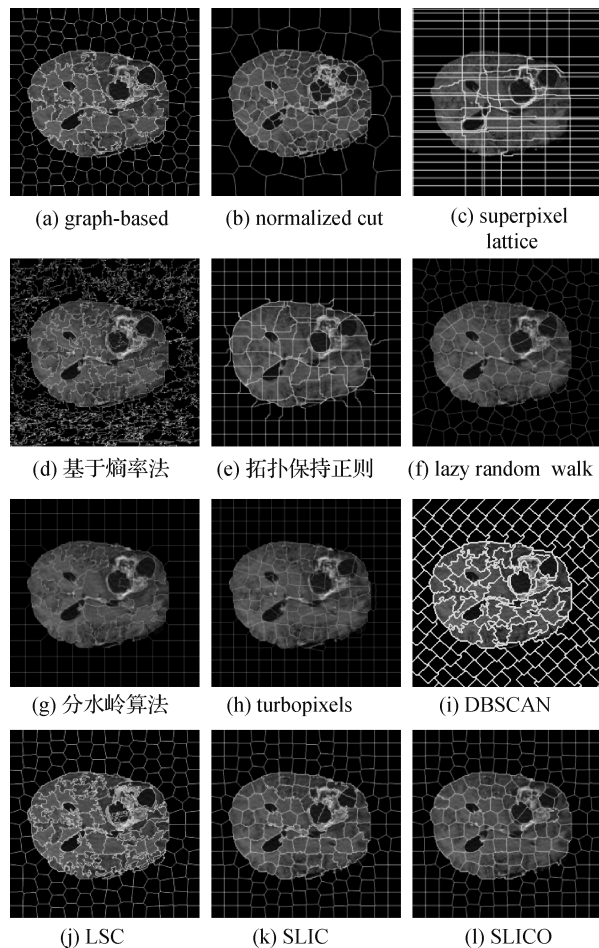


图5 12种超像素分割MRI脑部医学图像的分割结果

Fig. 5 Segmentation results of 12 kinds of superpixel segmentation MRI brain medical images((a) graph-based; (b) normalized cut; (c) superpixel lattice; (d) based on entropy rate method; (e) topology preserving regularization; (f) lazy random walk; (g) watershed; (h) turbopixels; (i) DBSCAN; (j) LSC; (k) SLIC; (l) SLICO)

图6(b)显示了图5中12种超像素分割算法对应的肿瘤结果图像(灰色、黑色和白色分别代表增强肿瘤区域、核心肿瘤区域和完整肿瘤区域)。白线为相应算法获得的超像素边界,若交界处没有白线,则证明该算法不能有效划分功能不同的区域边界。由于医学图像分割更侧重于对病灶的形状、大小和位置等进行测量和判断,因此本文只对完整脑肿瘤区域进行算法测评,图7—图10分别展示BR、UE、CM和ASA等4个评价指标在超像素个数为200、400、600、800和1000下分割完整脑肿瘤区域的定量分析曲线。其中,BR和UE指标用来评测超像素分割算法得到的脑肿瘤边界与ground truth中实际病灶的边界依附性和最大程度保留脑部图像中

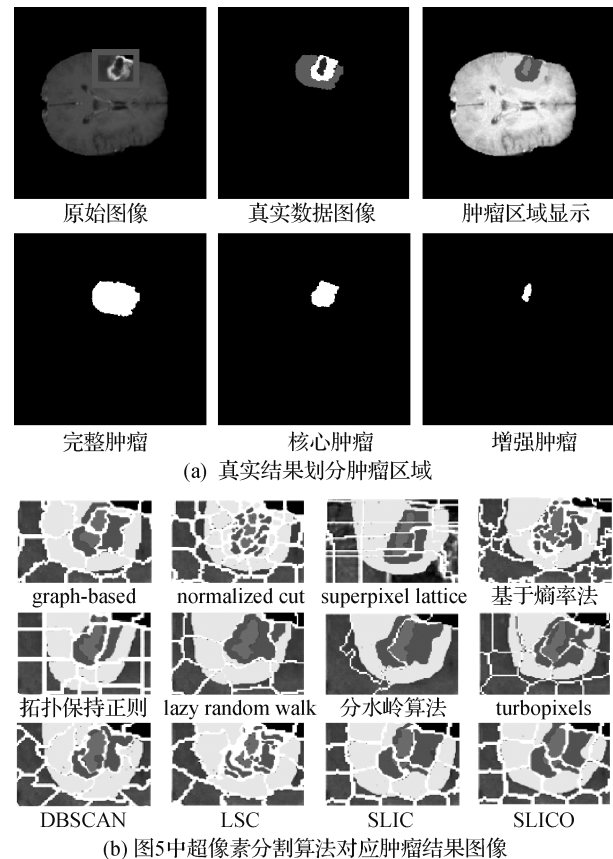


图6 肿瘤区域超像素分割图像

Fig. 6 Superpixel segmentation images of tumor region ((a) dividing tumor region by ground truth; (b) corresponding tumors of the superpixel segmentation algorithm in Fig. 5)

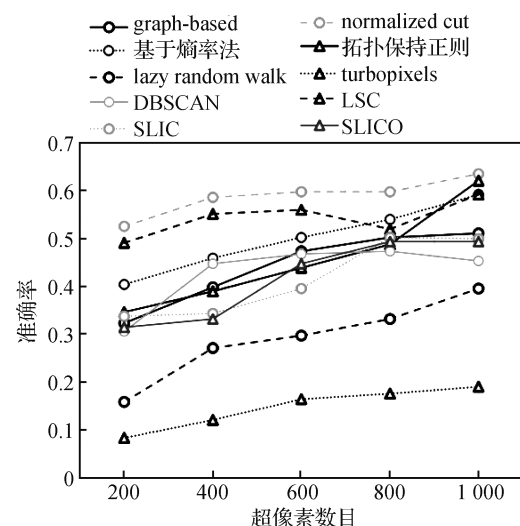


图7 BR指标变化曲线

Fig. 7 The change curve of BR index

肿瘤边界特征信息的性能。CM指标用来测评生成的超像素分割边界紧凑整齐的形状规则程度及是否表示成具有较强图像局部特征或功能子结构的区域

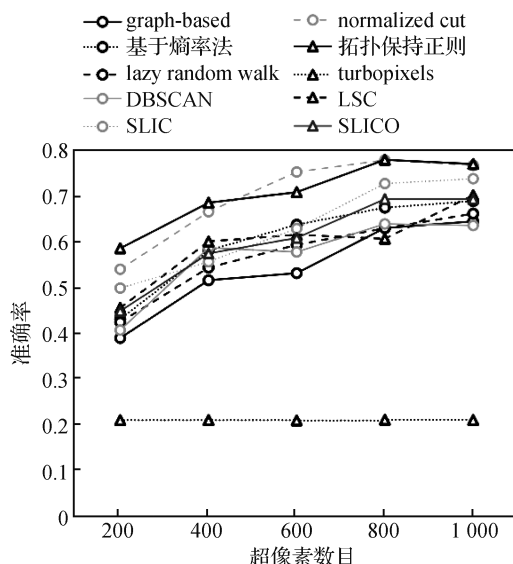


图8 UE 指标变化曲线

Fig. 8 The change curve of UE index

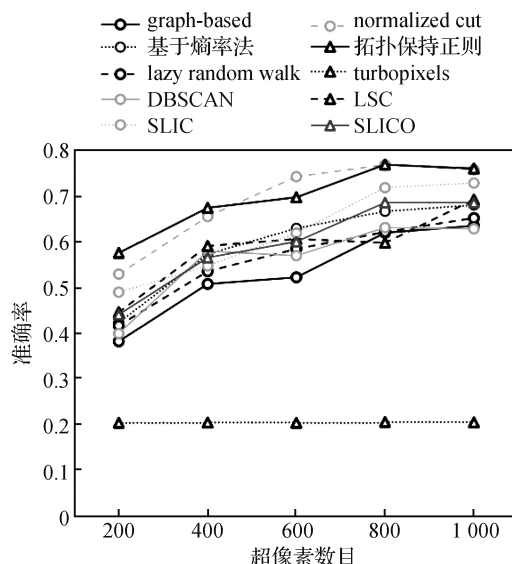


图10 ASA 指标变化曲线

Fig. 10 The change curve of ASA index

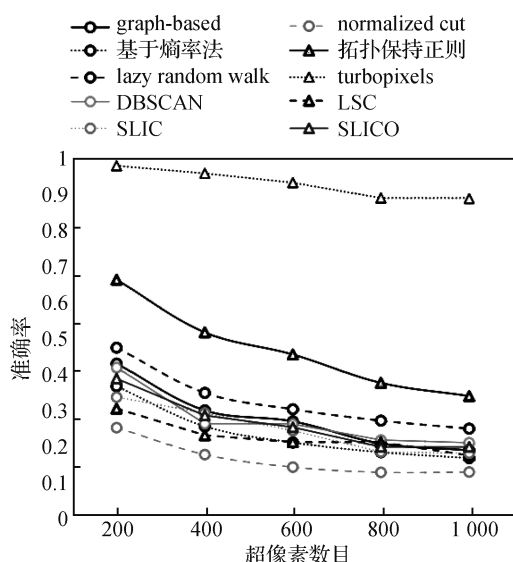


图9 CM 指标变化曲线

Fig. 9 The change curve of CM index

块。ASA 指标用来测评分割边界的精准信息及是否对噪声干扰具有较强鲁棒性。

通过图5—图10可看出 graph-based 算法可较为精准地分割核心肿瘤,有效鉴别血管充盈的脑肿瘤区域。但对完整肿瘤区域和增强肿瘤区域分割准确能力稍显不足,易出现对灰度差异不明显肿瘤的漏诊情况。normalized cut 算法在 BR、UE、CM 和 ASA 共4项指标评测中性能较为突出,可获得具有强边界依附性的脑肿瘤边界,极大程度保留肿瘤边界的特征信息。但该算法将病灶区域与大脑结构中

脑部灰质和白质划分至同一超像素内,使得完整肿瘤区域划分成多个不能有效表示脑部功能子结构的区域块,不利于后续脑肿瘤区域特征分区域提取。

superpixel lattice 算法可较好地定位核心肿瘤位置,但分割的超像素边界不具有较强的依附性,无法获取精准的肿瘤结构信息。基于熵率算法能准确获取增强肿瘤边界信息,获得脑肿瘤区域与周围脑肿瘤细胞有明显密度差异的边界信息,有效鉴别由不规则钙化和骨化引起的砂砾体型肿瘤或由于颅骨受损导致硬化的病灶。但该算法生成的超像素边界形状不规则,容易出现将具有相同结构的区域块割裂的情况,不能有效实现邻域信息表达。

拓扑保持正则算法克服了基于熵率算法无法对像素边界实现精确描述的问题,可生成紧凑整齐的超像素,在 CM 和 ASA 指标下的分割性能良好。但该算法没有解决由于初始超像素个数不同导致最终的分割结果质量跨度较大问题,不能较好地划分核心肿瘤和增强区域具有模糊线性的边界。lazy random walk 算法可生成较为规则的核心肿瘤超像素边界,较为完整地保留增强肿瘤的结构信息,有效诊断由血管增多导致的恶性肿瘤和颈内动脉供血形成的脑膜瘤等疾病。但该算法不能获得增强肿瘤边界信息,BR 和 UE 指标较低,未能最大程度保留脑部图像中肿瘤边界信息的特征。

分水岭算法可获得有明显占位效应的脑肿瘤或受侧脑室挤压导致的明显肿瘤周围水肿和瘤内出血

的弱边界分割信息,可获得较为完整的增强肿瘤边界信息。但该算法得到的超像素不符合大脑功能子单元结构,针对边界较为模糊的核心肿瘤和完整肿瘤区域,其分割准确率稍显不足,会导致具有大脑功能块与不具备脑部功能块划分至同一超像素内,在计算聚类中心到超像素范围内点距离时增加脑部特征点到无用点的计算过程,导致计算效率过低。turbopixels 算法有效克服初始设置的超像素个数不同导致分割结果准确率差异过大问题,有效增强算法鲁棒性,且可较为完整地保留增强肿瘤的结构信息。该算法在4项指标下的数值较为稳定,随着设置的种子点数目增加,获得的分割性能较为稳定。但该算法对整体灰度对比度较小,且对于脑肿瘤位置与周围组织器官存在粘黏现象的医学影像而言,其分割准确率大大降低,尤其在不同的种子点数目下的 ASA 分割性能有待提高。DBSCAN 算法可有

效获得精准的完整肿瘤、核心肿瘤和增强肿瘤区域的边界信息,根据图像密度有效鉴定肿瘤实部、坏死和液化区域,提供脑部感染等并发症的肿瘤信息,但该算法对噪声点较为敏感,对处于边缘信息的噪声点不具有较强的鲁棒性。

LSC 算法可有效克服单模态梭形纤维增生性脑肿瘤和致密的脉管结构性血管肿瘤与有丝分裂增加导致的非典型性脑肿瘤存在的边界模糊情况和医学成像设备本身存在的模糊性等问题。但该算法生成的超像素边界将具有相同特征和功能子结构的大脑区域划分成多块,无法正确反映脑肿瘤形状、大小和外观等形态和与周围脑膜或血管的牵拉情况。从图 11 看出,该算法在不同数目的种子点下分割性能相差较大,其中,CM 和 ASA 指标比相同条件下的分割算法数值偏低。SLIC 算法具有较强的紧凑性,完整保留脑部医学图像纹理结构和特征连续性,便于

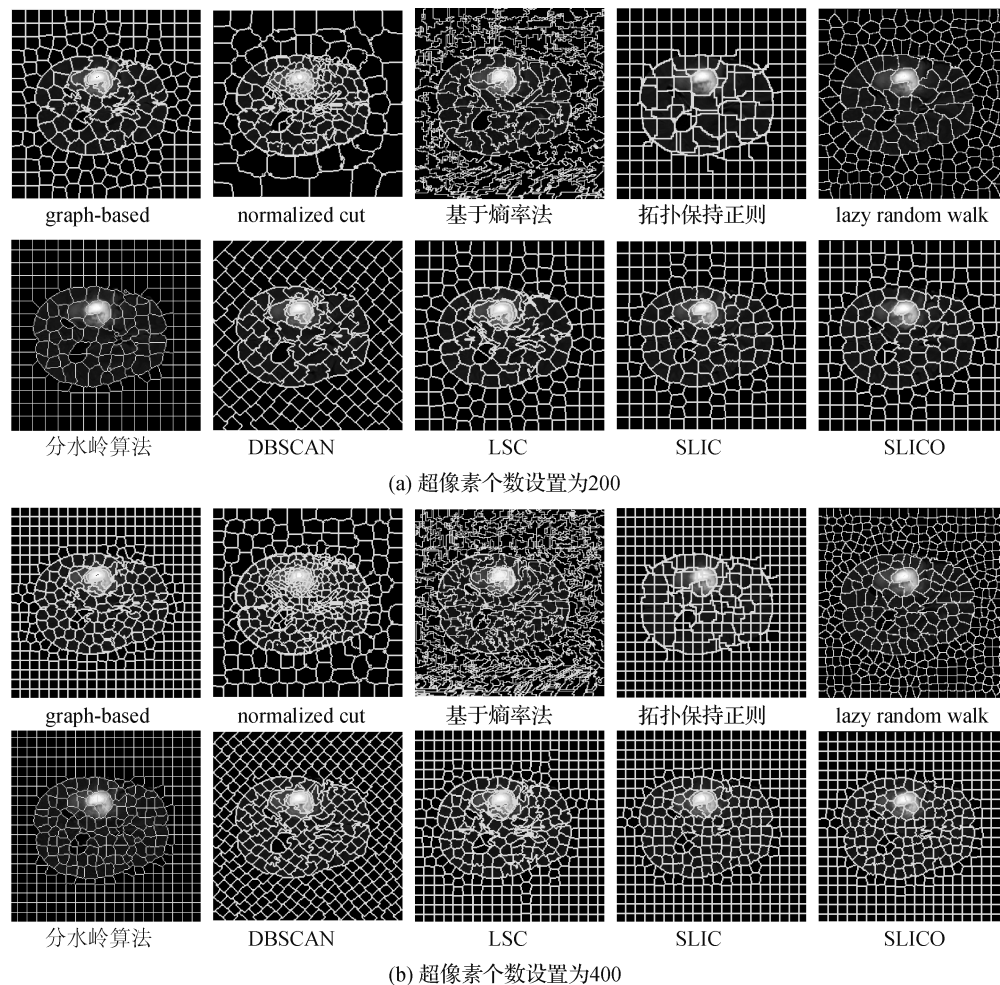


图 11 不同超像素数目对应的超像素分割结果

Fig. 11 The segmentation results of different number of superpixels

((a) the number of superpixels is set to 200; (b) the number of super pixels is set to 400)

后续脑肿瘤特征提取和分割。但算法计算过程存在大量冗余,不利于大对象规模的分割操作。SLICO 算法在 SLIC 算法上进行改进,具有较低的计算复杂度和自适应性特点的高效率图像分割算法,可有效降低医师发生错诊和漏诊的情况,利用计算机辅助诊疗进行高效精准的病灶处理。由于高级别胶质瘤通常由具有明显核异型性的多形性星型细胞所构成,在 MRI 医学图像中表现为具有明显占位效应的组织水肿和瘤内出血导致增强肿瘤区域显现明显环形强化。且肿瘤实质整体呈现高信号,具有较强的纹理特征和颜色特征。图 11 展示了超像素个数设置为 200 和 400 分割高级胶质瘤图像的结果(来自 BraTS18 数据集序号为 TCIA06_211_1 的图像)。

由于超像素的数目与图像的细节纹理有关,为有效测试在不同超像素尺寸下的脑部医学图像分割性能,本文进行了 200、400、600、800、1 000 共 5 种不同的超像素种子点个数的对比实验。从图 7—图 11 可以看出,当设置的种子点数目较大时,算法获得的肿瘤边界信息更为精准,BR、UE 和 ASA 指标会随着超像素尺寸的减小而增加。但是,随着超像素尺寸的减小,将会导致分割结果出现过拟合现象,使得位于同一功能块的超像素划分至不同的区域,从而无法正确地描述病灶与健康脑组织之间的邻域关系。当设置的种子点数目过小时,可获得较为规则的超像素,但是获得的边界信息准确度有待提高,无法精准地描述病灶的占位效应信息,CM 分割指标会随着超像素尺寸的增加而提高。

从视觉效果来看,graph-based、normalized cut、lazy random walk、DBSCAN 和 LSC 算法可较好地保留肿瘤边界信息,具有较好的局部局灶信息特征。拓扑保持正则、turbopixels、SLIC 和 SLICO 算法分割的超像素形状结构上更加完整紧凑,对病灶边界的特征描述较为平滑柔和,以此弥补算法对边界描述的不足之处。

4 超像素/体素分割算法在医学图像上的发展前景

4.1 提高超像素/体素算法分割效率

随着 Hinton 等人(2006)基于手写数字识别的深度网络算法的提出,解决了传统机器学习中反向传播(back propagation, BP)算法随着网络层数增加

调参导致梯度爆炸或消失问题,实现将深度学习网络退化成浅层网络问题,从而开启深度学习的热潮。如今,深度学习在图像分割、语义分析和语音识别等方面应用愈加广泛。基于医学图像的超像素/体素算法尝试使用基于深度学习实现病灶精准分割,便于后续对医学图像进行处理,得到更为准确的病灶分割结果。

金兰依等人(2018)提出一种基于半监督阶梯网络的医学图像分割算法,其主要思想为构建一个内嵌多层感知机与卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的半监督机器学习架构,为减少计算冗余,克服超像素分割边界的不规则性导致信息丢失问题,算法通过构建梯形网络并实现网络层之间的横向连接加快网络调参的收敛速度,解决多层网络梯度消失的问题,且极大增强算法准确率,实现病灶的精准分割,较好地辅助医师预测并诊断病灶良恶性状况和确定后续治疗方案。

吕朝晖(2018)提出一种基于超像素的多器官医学图像分割算法,其主要思想是通过卷积神经网络解决具有高灰度相似性的超像素医学图像无法准确分割的问题,利用人工标注的真实病灶图像训练包含多个集成分类器的多器官分割机器学习模型,通过该模型可有效提高超像素特征提取的准确率,获取肿瘤生长的重要特征,实现对生长肿瘤进行准确分割,为后续肿瘤的治疗提供帮助。

超像素/体素分割算法能有效捕捉医学图像病灶局部信息,并将其与图像冗余信息分至不同超像素/体素内,将具有相似纹理和颜色等特征的点划分在一个区域块中,且该块能有效表达图像功能子结构的特征信息,因此常常用于图像分割预处理阶段,旨在获得对图像宏观特征有更佳描述的最小区域块分类。国内外研究者目前致力于通过机器学习提高超像素/体素分割算法的准确性以及特征信息的提取效率,在此基础上实现病灶分割(Ji 等,2014;孙明杰,2017)、3 维重建(胡军,2010;李媛媛,2008)等操作,以满足当今大数据处理时代要求(周友龙等,2010;曾元一,2019)。

4.2 扩展算法应用维度

随着医学设备的逐渐完善和计算机存储及计算能力的不断升级,医师诊断医学影像、阶段性诊疗报告和病历数据信息呈爆炸式增长,传统的超体素分割算法通过先分割出固定的 3 维面片,计算距离体

素点最近的种子点标签值并进行点的归属划分,进而求得图像边缘信息,该算法不能有效根据图像自身的特征信息自适应解决由于图像初始超体素个数不同导致最终的分割结果质量不同的问题,且该算法通过将3维医学图像分割成多幅2维医学图像进行超像素分割,通过合成多幅2维图像分割结果获得最终的3维病灶边界信息,导致病灶片与片之间的关系特征消失,忽略了病灶整体的空间特征,致使最终的分割效果差强人意。为增进算法准确性,刘斌(2017)将病灶片之间的特征信息考虑在超像素划分范围内,通过将上一序列图迭代求得的分割结果作为其相邻切片的初始分割轮廓,以此增加相邻病灶片之间的联系,但该算法是基于2维图像操作,并未真正实现3维图像病灶分割。肿瘤细胞的生长受到多方面的因素影响,仅从2维角度预测肿瘤生长的规律和趋势不够全面,不能准确描述实际肿瘤生长趋势。

杨雨婷(2018)提出了一种基于3维大脑磁共振成像的超体素分割算法,该算法的主要思想为通过将全卷积神经网络和超体素分割思想结合形成可有效进行并行计算提高算法效率的特征信息提取算法,通过对超体素提供的细节特征提取实现与卷积神经网络获得的整体与局部信息结合,从而实现对脑部结构中脑脊液、灰质和白质的有效分割。

基于3维的超体素算法实现对整体3维医学图像进行病灶精准分割操作,完整保留其图像纹理结构和特征连续性,避免由于将图像拆分成多幅2维图像导致图像特征向量不连贯的问题,从而解决初始设置的体素种子点数目不同导致结果分割准确性不同的状况,有效增强算法的分割精度便于后续对3维医学图像进行处理,得到更为准确的病灶分割结果(Cao和Cao,2013;Zhang等,2013)。

受计算机设备和病人阶段性病理影响,仅凭一幅单模态3维医学图像无法提供足够精准的病例信息进行诊疗,且对实现肿瘤模型重建,描述肿瘤位置、大小和特征信息显然是不充分的。由于3维医学影像分辨率较高,其包含的特征信息较为庞大,且肿瘤自身具有复杂性和多样性,可以通过有效整合多模态图像数据信息,降低数据存储和处理的成本和时间,减少计算复杂度,提高数据处理的高效性(李锵等,2020;Lee等,2014;Giraud等,2018;Vupputuri等,2018)。因此,如何针对单模态梭形纤维

增生性肿瘤和致密的脉管结构性血管肿瘤与有丝分裂增加导致的非典型性肿瘤存在的边界模糊情况和医学成像设备本身存在的模糊性等问题可通过多模态磁共振成像信息整合有效解决(刘宏等,2014)。

5 结 语

超像素/体素算法可有效提高大对象规模和后续处理复杂的医学图像处理效率,随着医学图像尺寸和维度增加,算法有利于结构局部信息的表达,通过划分特征相似的区域块,为后续能够获得正确表达病灶结构信息的目标分割奠定基础。基于医学图像的超像素/体素算法已成为当前图像分割领域热点,受到国内外学者的密切关注。通过介绍超像素/体素分割算法的评价指标、国内外最新发展动态和对比实验与分析,可看出超像素/体素分割算法具有较高的分割性能,研究领域具有良好的发展前景。但该算法在医学图像上的应用仍存在几点不足:1)如何克服算法将具有大脑功能的区域块与不具备脑部功能的区域块划分至同一子区域内,且使得初始设置的种子点可最大程度接近病灶结构以满足当今大数据和实时性要求,实现病灶结构精确分割,提高算法精确度与性能为当前研究一大难点。2)如何有效克服医学图像中存在于边界附近的异常点和噪声点造成算法过拟合分割或分割不足的情况,在实现分割区域具有强空间连通性并保证得到的分割边界不跨越遮挡影像边缘信息的条件下,实现病灶的3维重建为另一大难点。随着机器学习的兴起,如何有效实现2维至3维医学图像的转变,避免图像特征不连贯的问题,并将多模态病灶信息有效整合,降低数据存储空间和处理成本,进而高效实现病灶精准分割,较好辅助医师预测并诊断病灶良恶性状况和确定后续治疗方案是未来超像素/体素算法的重要发展方向。

参考文献 (References)

- Abate A F, Barra S, D'Aniello F and Narducci F. 2016. Two-tier image features clustering for iris recognition on mobile//Proceedings of 11th International Workshop on Fuzzy Logic and Applications. Naples, Italy: Springer; 260-269 [DOI: 10.1007/978-3-319-52962-2_23]
- Achanta R, Shaji A, Smith K, Lucchi A, Fua P and Süsstrunk S. 2012.

- SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(11): 2274-2282 [DOI: 10.1109/TPAMI.2012.120]
- Amami A, Azouz Z B and Alouane M T H. 2019. AdaSLIC: adaptive supervoxel generation for volumetric medical images. *Multimedia Tools and Applications*, 78(3): 3723-3745 [DOI: 10.1007/s11042-017-5563-3]
- Angulakshmi M and Lakshmi Priya G G. 2019. Walsh hadamard transform for simple linear iterative clustering (SLIC) superpixel based spectral clustering of multimodal MRI brain tumor segmentation. *IRBM*, 40(5): 253-262 [DOI: 10.1016/j.irbm.2019.04.005]
- Bagherimofidi S M, Yang C C, Rey-Dios R, Kanakamedala M R and Fatemi A. 2019. Evaluating the accuracy of geometrical distortion correction of magnetic resonance images for use in intracranial brain tumor radiotherapy. *Reports of Practical Oncology and Radiotherapy*, 24(6): 606-613 [DOI: 10.1016/j.rpor.2019.09.011]
- Bechar M E, Settouti N, Barra V and Chikh M A. 2018. Semi-supervised superpixel classification for medical images segmentation; application to detection of glaucoma disease. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 29(3): 979-998 [DOI: 10.1007/s11045-017-0483-y]
- Buysens P, Gardin I, Ruan S and Elmoataz A. 2014. Eikonal-based region growing for efficient clustering. *Image and Vision Computing*, 32(12): 1045-1054 [DOI: 10.1016/j.imavis.2014.10.002]
- Cao X H and Cao X J. 2013. Background aware saliency detection//*Proceedings of 2013 IEEE International Conference of IEEE Region 10 (TENCON 2013)*. Xi'an, China: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/TENCON.2013.6718951]
- Cour T, Benezit F and Shi J. 2005. Spectral segmentation with multi-scale graph decomposition//*Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005)*. San Diego, USA: IEEE: 1124-1131 [DOI: 10.1109/CVPR.2005.332]
- Cui Q. 2018. Superpixel based Random Walk Method for Efficient Liver Organ Image Segmentation and Its Application. Hangzhou: Zhejiang University (崔强. 2018. 基于超像素的随机游走肝脏图像高速分割方法及其应用. 杭州: 浙江大学)
- Dutta A, Engels J and Hahn M. 2019. Segmentation of laser point clouds in urban areas by a modified normalized cut method. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 41(12): 3034-3047 [DOI: 10.1109/TPAMI.2018.2869744]
- Felzenszwalb P F and Huttenlocher D P. 2004. Efficient graph-based image segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 59(2): 167-181 [DOI: 10.1023/B:VISI.0000022288.19776.77]
- Fu H Z, Cao X C, Tang D, Han Y H and Xu D. 2014. Regularity preserved superpixels and supervoxels. *IEEE Transactions on Multimedia*, 16(4): 1165-1175 [DOI: 10.1109/TMM.2014.2305571]
- Galvão F L, Guimarães S J F and Falcão A X. 2020. Image segmentation using dense and sparse hierarchies of superpixels. *Pattern Recognition*, 108: #107532 [DOI: 10.1016/j.patcog.2020.107532]
- Gao Z J, Bu W, Zheng Y L and Wu X Q. 2017. Automated layer segmentation of macular OCT images via graph-based SLIC superpixels and manifold ranking approach. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 55: 42-53 [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2016.07.006]
- Ge T, Mu N and Li L. 2017. A brain tumor segmentation method based on softmax regression and graph cut. *Acta Electronica Sinica*, 45(3): 644-649 (葛婷, 牟宁, 李黎. 2017. 基于 softmax 回归与图割法的脑肿瘤分割算法. 电子学报, 45(3): 644-649) [DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.03.021]
- Ghosh P, Mail K and Das S K. 2018. Use of spectral clustering combined with normalized cuts (N-Cuts) in an iterative k-means clustering framework (NKSC) for superpixel segmentation with contour adherence. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 28(3): 400-409 [DOI: 10.1134/S1054661818030161]
- Giraud R, Ta V T and Papadakis N. 2018. Robust superpixels using color and contour features along linear path. *Computer Vision and Image Understanding*, 170: 1-13 [DOI: 10.1016/j.cviu.2018.01.006]
- Hinton G E, Osindero S and the Y W. 2006. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 18(7): 1527-1554 [DOI: 10.1162/neco.2006.18.7.1527]
- Hu J. 2010. Research on Interpolation of Medical Image and Image Segmentation in 3D Reconstruction System. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics (胡军. 2010. 医学图像的层间插值和三维重建系统中图像分割的研究. 南京: 南京航空航天大学)
- Huang X H, Yang C L, Ranka S and Rangarajan A. 2018. Supervoxel-based segmentation of 3D imagery with optical flow integration for spatiotemporal processing. *IPSN Transactions on Computer Vision and Applications*, 10(1): #9 [DOI: 10.1186/s41074-018-0045-8]
- Irving B, Franklin J M, Papiez B W, Anderson E M, Sharma R A, Gleeson F V, Brady S M and Schnabel J A. 2016. Pieces-of-parts for supervoxel segmentation with global context: application to DCE-MRI tumour delineation. *Medical Image Analysis*, 32: 69-83 [DOI: 10.1016/j.media.2016.03.002]
- Ji S Y, Wei B Z, Yu Z, Yang G P and Yin Y L. 2014. A new multi-stage medical segmentation method based on superpixel and fuzzy clustering. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2014: #747549 [DOI: 10.1155/2014/747549]
- Jiang T, Lin Z Z, Wu S C, Wang X R and Lin Y P. 2020. Liver segmentation based on convolutional neural network and superpixel in CT image. *China Medical Devices*, 35(2): 72-76 (姜涛, 林仲志, 吴水才, 王笑茹, 林沅平. 2020. 基于卷积神经网络和超像素的 CT 图像肝脏分割. 中国医疗设备, 35(2): 72-76) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-1633.2020.02.018]

- Jin L Y, Guo S X, Ma S Z, Liu X M, Sun C J and Li X Y. 2018. Liver segmentation in CT image based on semi-supervised ladder network. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 36(2): 158-164 (金兰依, 郭树旭, 马树志, 刘晓鸣, 孙长建, 李雪妍. 2018. 基于半监督阶梯网络的肝脏 CT 影像分割. *吉林大学学报(信息科学版)*, 36(2): 158-164) [DOI: 10.19292/j.cnki.jdxp.2018.02.007]
- Khosravanian A, Rahmimanesh M, Keshavarzi P and Mozaffari S. 2021. Fast level set method for glioma brain tumor segmentation based on Superpixel fuzzy clustering and lattice Boltzmann method. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 198: #105809 [DOI: 10.1016/J.CMPB.2020.105809]
- Kong Y Y, Wu J S, Yang G Y, Zuo Y L, Chen Y, Shu H Z and Coatrieux J L. 2019. Iterative spatial fuzzy clustering for 3D brain magnetic resonance image supervoxel segmentation. *Journal of Neuroscience Methods*, 311: 17-27 [DOI: 10.1016/j.jneumeth.2018.10.007]
- Lai X B, Xu M S and Xu X M. 2019. Glioblastoma multiforme multi-modal MR images segmentation using multi-class CNN. *Acta Electronica Sinica*, 47(8): 1738-1747 (赖小波, 许茂盛, 徐小媚. 2019. 多分类 CNN 的胶质母细胞瘤多模态 MR 图像分割. *电子学报*, 47(8): 1738-1747) [DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.08.018]
- Leblond A and Kauffmann C. 2016. Ultrafast superpixel segmentation of large 3D medical datasets//*Proceedings Volume 9788, Medical Imaging 2016: Biomedical Applications in Molecular, Structural, and Functional Imaging*. San Diego, USA: SPIE: 97881 N [DOI: 10.1117/12.2216486]
- Lee H, Hong H and Kim J. 2014. Segmentation of anterior cruciate ligament in knee MR images using graph cuts with patient-specific shape constraints and label refinement. *Computers in Biology and Medicine*, 55: 1-10 [DOI: 10.1016/j.combiomed.2014.09.004]
- Levinstein A, Stere A, Kutulakos K N, Fleet D J, Dickinson S J and Siddiqi K. 2009. TurboPixels: fast superpixels using geometric flows. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 31(12): 2290-2297 [DOI: 10.1109/TPAMI.2009.96]
- Li M X, Xu R, Zhang T H, Chen L and Hao J L. 2020. A retinal vessel segmentation method based on super-pixel and generative adversarial networks. *Journal of Integration Technology*, 9(6): 21-28 (李孟歆, 徐睿, 张天慧, 陈莉, 郝佳丽. 2020. 一种基于超像素和生成对抗网络的视网膜血管分割方法. *集成技术*, 9(6): 21-28) [DOI: 10.12146/j.issn.2095-3135.20200707001]
- Li Q, Bai K X, Zhao L and Guan X. 2020. Progress and challenges of MRI brain tumor image segmentation. *Journal of Image and Graphics*, 25(3): 419-431 (李镔, 白柯鑫, 赵柳, 关欣. 2020. MRI 脑肿瘤图像分割研究进展及挑战. *中国图象图形学报*, 25(3): 419-431) [DOI: 10.11834/jig.190524]
- Li Y Y. 2008. Research on Image Segmentation in Medical Image Processing and 3D Reconstruction System. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China (李媛媛. 2008. 医学图像处理与三维重建系统中图像分割的研究. 成都: 电子科技大学)
- Li Z Q and Chen J S. 2015. Superpixel segmentation using linear spectral clustering//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Boston, USA: IEEE: 1356-1363 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298741]
- Liu B. 2017. Research on Image Segmentation Methods based on Superpixel. Kaifeng: Henan University (刘斌. 2017. 基于超像素的图像分割方法研究. 开封: 河南大学)
- Liu C, Zhang L B, Wang L and Lu H T. 2019. Multi-scale B-spline medical image registration based on pixel reconstruction. *Intelligent Computer and Applications*, 9(1): 24-27 (刘晨, 张龙波, 王雷, 卢海涛. 2019. 基于超像素重建的多尺度 B 样条医学图像配准. *智能计算机与应用*, 9(1): 24-27) [DOI: 10.3969/j.issn.2095-2163.2019.01.005]
- Liu H, Wang J, Song E M, Xu X Y, Qin Y Y, Li J and Tang X Y. 2014. Segmentation of specific tissue in brain MR images based on weighted similarity measurement. *Chinese Journal of Computers*, 37(6): 1241-1250 (刘宏, 王捷, 宋恩民, 许向阳, 覃媛媛, 李峻, 汤翔宇. 2014. 基于加权相似性度量的脑 MR 图像特定组织分割. *计算机学报*, 37(6): 1241-1250) [DOI: 10.3724/SP.J.1016.2014.01241]
- Liu J and Huang Y Q. 2018. Medical image segmentation research based on improvement FLICM incorporating SCoW. *Application Research of Computers*, 35(6): 1887-1890 (刘静, 黄玉清. 2018. 结合 SCoW 的改进 FLICM 医学图像分割研究. *计算机应用研究*, 35(6): 1887-1890) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2018.06.064]
- Liu M Y, Tuzel O, Ramalingam S and Chellappa R. 2011. Entropy rate superpixel segmentation//*Proceedings of CVPR 2011*. Colorado Springs, USA: IEEE: 2097-2104 [DOI: 10.1109/CVPR.2011.5995323]
- Liu M Y, Tuzel O, Ramalingam S and Chellappa R. 2014. Entropy-rate clustering: cluster analysis via maximizing a submodular function subject to a matroid constraint. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 36(1): 99-112 [DOI: 10.1109/TPAMI.2013.107]
- Luo X G, Lyu J R and Peng Z M. 2019. Recent research progress of superpixel segmentation and evaluation. *Laser and Optoelectronics Progress*, 56(9): #090005 (罗学刚, 吕俊瑞, 彭真明. 2019. 超像素分割及评价的最新研究进展. *激光与光电子学进展*, 56(9): #090005) [DOI: 10.3788/LOP56.090005]
- Lü Z H. 2018. Superpixel Based Multi-Organ Segmentation of Abdominal Images. Xi'an: Northwestern University (吕朝晖. 2018. 基于超像素的腹部图像多器官分割算法研究. 西安: 西北大学)
- Moore A P, Prince S J D, Warrell J, Mohammed U and Jones G. 2008. Superpixel lattices//*Proceedings of 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage, Alaska, USA.

- IEEE; 1-8 [DOI: 10.1109/CVPR.2008.4587471]
- Qi Q. 2018. Research of Medical Image Superpixel Segmentation Algorithm Based on std_SLIC. Changchun: Jilin University (祁琪. 2018. 基于 std_SLIC 的医学图像超像素分割算法研究. 长春: 吉林大学)
- Randrianasoa J F, Kurtz C, Desjardin é and Passat N. 2018. Binary partition tree construction from multiple features for image segmentation. *Pattern Recognition*, 84; 237-250 [DOI: 10.1016/j.patcog.2018.07.003]
- Ren X F and Malik J. 2003. Learning a classification model for segmentation//Proceedings of 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, France; IEEE; 10-17 [DOI: 10.1109/ICCV.2003.1238308]
- Saha R, Bajger M and Lee G. 2018. Segmentation of cervical nuclei using SLIC and pairwise regional contrast//Proceedings of the 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Honolulu, USA; IEEE; 3422-3425 [DOI: 10.1109/EMBC.2018.8513021]
- Schick A, Fischer M and Stiefelhagen R. 2012. Measuring and evaluating the compactness of superpixels//Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition. Tsukuba, Japan; IEEE; 930-934
- Shan X, Li B N and Xiang K. 2018. Numerical simulation of magnetic resonance elastography for brain tissue study. *Acta Electronica Sinica*, 46(5): 1207-1212 (单翔, 李炳南, 向隹. 2018. 磁共振脑组织弹性成像的数值仿真算法. *电子学报*, 46(5): 1207-1212) [DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.05.028]
- Shen J B, Du Y F, Wang W G and Li X L. 2014. Lazy random walks for superpixel segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(4): 1451-1462 [DOI: 10.1109/TIP.2014.2302892]
- Shen J B, Hao X P, Liang Z Y, Liu Y, Wang W G and Shao L. 2016. Real-time superpixel segmentation by DBSCAN clustering algorithm. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(12): 5933-5942 [DOI: 10.1109/TIP.2016.2616302]
- Singh N K, Singh N J and Kumar W K. 2020. Image classification using SLIC superpixel and FAAGKFCM image segmentation. *IET Image Processing*, 14(3): 487-494 [DOI: 10.1049/iet-ipr.2019.0255]
- Soltaninejad M, Yang G, Lambrou T, Allinson N, Jones T L, Barrick T R, Howe F A and Ye X J. 2018. Supervised learning based multimodal MRI brain tumour segmentation using texture features from supervoxels. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 157; 69-84 [DOI: 10.1016/j.cmpb.2018.01.003]
- Song X Y, Zhou L L, Li Z G, Chen J, Zeng L and Yan B. 2015. Review on superpixel methods in image segmentation. *Journal of Image and Graphics*, 20(5): 599-608 (宋熙煜, 周利莉, 李中国, 陈健, 曾磊, 闫滨. 2015. 图像分割中的超像素方法研究综述. *中国图象图形学报*, 20(5): 599-608) [DOI: 10.11834/jig.20150502]
- Stutz D, Hermans A and Leibe B. 2018. Superpixels; an evaluation of the state-of-the-art. *Computer Vision and Image Understanding*, 166; 1-27 [DOI: 10.1016/j.cviu.2017.03.007]
- Sun M J. 2017. Research on Intracranial Hemorrhage Region Segmentation based on Supervoxel. Hangzhou: Zhejiang University (孙明杰. 2017. 基于超体素的颅内出血区域分割研究. 杭州: 浙江大学)
- Tang D, Fu H Z and Cao X C. 2012. Topology preserved regular superpixel//Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Melbourne, Australia; IEEE; 765-768 [DOI: 10.1109/ICME.2012.184]
- Van Den Heuvel M, Mandl R and Pol H H. 2008. Normalized cut group clustering of resting-state fMRI data. *PLoS ONE*, 3(4): #2001 [DOI: 10.1371/journal.pone.0002001]
- Vincent L and Soille P. 1991. Watersheds in digital spaces; an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(6): 583-598 [DOI: 10.1109/34.87344]
- Vupputuri A, Ashwal S, Tsao B and Ghosh N. 2020. Ischemic stroke segmentation in multi-sequence MRI by symmetry determined superpixel based hierarchical clustering. *Computers in Biology and Medicine*, 116; #103536 [DOI: 10.1016/j.combiomed.2019.103536]
- Vupputuri A, Dighade S, Prasanth P S and Ghosh N. 2018. Symmetry determined superpixels for efficient lesion segmentation of ischemic stroke from MRI//Proceedings of the 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Honolulu, USA; IEEE; 742-745 [DOI: 10.1109/EMBC.2018.8512283]
- Wang C, Lin X L and Chen C S. 2019. Gravel image auto-segmentation based on an improved normalized cuts algorithm. *Journal of Applied Mathematics and Physics*, 7(3): 603-610 [DOI: 10.4236/jamp.2019.73044]
- Wang C Y, Chen J Z and Li W. 2014. Review on superpixel segmentation algorithms. *Application Research of Computers*, 31(1): 6-12 (王春瑶, 陈俊周, 李炜. 2014. 超像素分割算法研究综述. *计算机应用研究*, 31(1): 6-12) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.01.002]
- Wang H O, Liu H, Guo Q, Deng K and Zhang C M. 2019. Design of superpixel U-Net network for medical image segmentation. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 31(6): 1007-1017 (王海鸥, 刘慧, 郭强, 邓凯, 张彩明. 2019. 面向医学图像分割的超像素 U-Net 网络设计. *计算机辅助设计与图形学学报*, 31(6): 1007-1017) [DOI: 10.3724/SP.J.1089.2019.17389]
- Wang M R, Liu X B, Gao Y X, Ma X and Soomro N Q. 2017. Superpixel segmentation; a benchmark. *Signal Processing: Image Communication*, 56; 28-39 [DOI: 10.1016/j.image.2017.04.007]
- Wang Y J, Ye Y S and Shi X B. 2014. Multi-focus image fusion based on entropy rate superpixel segmentation. *Opto-Electronic Engineering*, 41(9): 56-62 (王亚杰, 叶永生, 石祥滨. 2014. 一种基于

- 熵率超像素分割的多聚焦图像融合. 光电工程, 41(9): 56-62 [DOI: 10.3969/j.issn.1003-501X.2014.09.010]
- Wu L Y and Wan W G. 2020. Real-time monocular 3D reconstruction based on superpixel segmentation. Electronic Measurement Technology, 43(11): 96-101 (吴连耀, 万旺根. 2020. 基于超像素分割的实时单目三维重建. 电子测量技术, 43(11): 96-101) [DOI: 10.19651/j.cnki.emt.2004141]
- Wu W L, Lin J Y, Wang S, Li Y, Liu M Y, Liu G Q, Cai J Y, Chen G N and Chen R. 2017. A novel multiphoton microscopy images segmentation method based on superpixel and watershed. Journal of Biophotonics, 10(4): 532-541 [DOI: 10.1002/jbio.201600007]
- Xiang S M, Pan C H, Nie F P and Zhang C S. 2010. TurboPixel segmentation using eigen-images. IEEE Transactions on Image Processing, 19(11): 3024-3034 [DOI: 10.1109/TIP.2010.2052268]
- Xing C D, Wang M L, Dong C, Duan C W and Wang Z S. 2020. Joint sparse-collaborative representation to fuse hyperspectral and multispectral images. Signal Processing, 173: #107585 [DOI: 10.1016/j.sigpro.2020.107585]
- Yang Y T. 2018. Brain Magnetic Resonance Image Segmentation based on Supervoxel and Fully Convolution Network. Nanjing: Southeast University (杨雨婷. 2018. 基于超体素与全卷积神经网络的大脑磁共振图像分割的研究. 南京: 东南大学)
- Zeng Y Y. 2019. Research on Multispectral Image Segmentation and Vascular Detection. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology (曾元一. 2019. 多光谱图像分割与血管检测技术研究. 南京: 南京理工大学)
- Zhang L, Kong H, Liu S X, Wang T F, Chen S P and Sonka M. 2017. Graph-based segmentation of abnormal nuclei in cervical cytology. Computerized Medical Imaging and Graphics, 56: 38-48 [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2017.01.002]
- Zhang L M, Song M L, Liu Z C, Liu X, Bu J J and Chen C. 2013. Probabilistic graphlet cut: exploiting spatial structure cue for weakly supervised image segmentation//Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, USA: IEEE: 1908-1915 [DOI: 10.1109/CVPR.2013.249]
- Zhang M H, Lu Z T, Zhang J, Yang W, Chen W F and Zhang Y. 2016. Brain image segmentation based on multiple atlas active contour model. Chinese Journal of Computers, 39(7): 1490-1500 (张明慧, 卢振泰, 张娟, 阳维, 陈武凡, 张煜. 2016. 基于多图谱活动轮廓模型的脑部图像分割. 计算机学报, 39(7): 1490-1500) [DOI: 10.11897/SP.J.1016.2016.01490]
- Zhang Z L, Li A H and Li C W. 2020. Superpixel segmentation based on clustering by finding density peaks. Chinese Journal of Computers, 43(1): 1-15 (张志龙, 李爱华, 李楚为. 2020. 基于密度峰值搜索聚类的超像素分割算法. 计算机学报, 43(1): 1-15) [DOI: 10.11897/SP.J.1016.2020.00001]
- Zhang Z Z and Li X M. 2017. Study of 3D reconstruction method based on superpixels matching. Industrial Control Computer, 30(2): 107-108, 110 (张志忠, 李晓明. 2017. 基于超像素匹配的三维重建方法研究. 工业控制计算机, 30(2): 107-108, 110) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-182X.2017.02.049]
- Zhao H F, Quan H Y and Wang C B. 2017. Three-dimensional object reconstruction using patch significance correspondence. Journal of Electronic Imaging, 26(2): #023017 [DOI: 10.1117/1.JEI.26.2.023017]
- Zhou Y L, Yu Y, Shen L S and Ling Z L. 2010. Computer assisted reconstruction of three dimensional visible model of hip joint and its clinical applications. Zhejiang Journal of Traumatic Surgery, 15(6): 715-719 (周友龙, 余意, 沈龙山, 凌遵龙. 2010. 基于CT数据的计算机辅助髋关节体素三维重建与应用. 浙江创伤外科, 15(6): 715-719) [DOI: 10.3969/j.issn.1009-7147.2010.06.004]

附录 (Appendix)

MRI 脑部医学图像数据库如下:

NeuroImaging Tools & Resources Collaboratory (NITRC), 包含 1 000 个功能性连接体项目, 提供脑电图和磁共振成像用于诊断脑部阿斯伯格综合症、注意缺陷多动障碍和自闭症障碍等疾病 (http://www.nitrc.org/projects/fcon_1000/)。

静息态功能磁共振成像可以使用 Data Processing Assistant for Resting-State fMRI (DPARSF) 进行预处理操作 (<http://www.restfmri.net>), 提供静息态功能磁共振成像分析工具包 (RESTplus V1.24) 可有效对 DICOM 或 NIFTI 图像灵活设置参数, 实现图像切片、对准、归一化、过滤和去噪等操作。

BraTS 2018 数据集 (<https://www.med.upenn.edu/sbia/brats2018.html>) 和 BraTS 2020 磁共振成像扫描数据集 (<http://braintumorsegmentation.org/>) 着重关注脑肿瘤的形状、外观和组织学, 着重预测患者的生存率。

Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI) 数据集包含临床数据、基因数据、MRI 图像、PET 图像和生物样本, 建立了一个强大的阿尔茨海默氏病患者和健康对照的 MRI 数据库和临床、基因组、生物制造商数据集 (<http://adni.loni.usc.edu/data-samples/access-data/>)。为有效避免 ADNI 数据集以 Nifti 格式下载后, 经过 Statistical Parametric Mapping, Institute of Neurology (SPM) (<http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm>) 处理使得最终获得图像模糊问题, 可直接下载 Analyze 格式下的图像数据集, 然后使用 SPM 将图像进行空间标准化处理, 或者下载

附表 1 超像素/体素分割算法对比
Table 1 Comparison of the superpixel/voxel segmentation algorithm

	分割方法	监督	计算复杂度	优点	缺点
基于图论	graph-based	否	$O(n \log n)$	分割速度较快、计算量较少。	不能控制边缘分割的紧密度,生成的分割边缘形状不规整。
	基于图论的算法	否	$O(n^{\frac{3}{2}})$	算法使用最小割思想划分最小的子图间代价函数,实现代价最小化。	该方法会忽略像素块中的耦合情况,分割的结果不一定为最优结果。
	superpixel lattice	否	$O(n^{\frac{3}{2}} \log n)$	通过网格寻找最优路径,可将图像分解为较小的水平或垂直区域。	没有对预计算边界地图做出解释,导致算法运行速度较慢。
	基于熵率算法 (entropy rate superpixel)	否	$O(n^2 \log n)$	通过计算图像中的全局最优路径获得紧凑且强度恒定的分割边界。	存在区域重叠现象,导致其分割的边界结果没有贴合图像边缘。
基于密度	mean-shift	否	$O(n^2)$	通过将图像中具有相同特征的像素点收敛至同一区域,使之较好的获得图像的局部信息。	获得的边界信息较为杂乱,运行速度较慢,不能对图像划分区域的致密性加以控制。
	quick-shift	否	$O(n^2)$	利用图像中心漂移过程初始化将点划分至相同密度估计区域,可有效获得图像弱边界信息。	运行速度较慢,不能对每一个像素点进行控制。
	基于密度峰值搜索聚类算法	否	$O(n)$	算法不需要进行迭代优化,计算效率较高,能获得具有较强依附性且贴近图像边缘的超体素分割边界。	分割边界不具有规则平滑的形状,无法清晰表达邻域区域的信息内容,不利于后续的相同特征提取操作。
基于区域	分水岭算法	否	$O(n \log n)$	可以有效地获得图像的区域特征信息,避免空间分割小连续的问题。	容易出现过度分割的情况。
	turbopixels	否	$O(n)$	基于水平集的几何流选取图像种子点的位置,分割结果具有较高的致密性和均匀性。	运行速度较慢且获得的分割结果不具有良好的边界依附性。
基于梯度上升	DBSCAN 算法	否	$O(n)$	克服运行速度过慢问题,通过计算距离项判断像素点的相似特征来决定点归属情况,得到具有较高边界粘附性的超像素边界。	计算特征距离存在冗余现象,运行时间较长,且生成的边界较为杂乱,无法按照图像的结果子功能进行划分。
	superpixels extracted via energy-driven sampling (SEEDS)	否	-	算法通过计算每个像素点调整区域边缘位置,从而优化了能量函数,具有较高的运行速度。	该算法获得的边界形状不规整,无法实现对像素数目和位置的精准控制。
基于聚类	线性谱聚类算法 (LSC)	否	$O(n)$	通过核函数将点的位置与大小信息映射到高维的特征空间中,得到点的相似程度,获得较为规整的边界信息。	该算法只有在像素较为平坦的区域才能获得光滑整齐的像素块,在非均匀区域获得的超像素边界较为杂乱。
	简单线性迭代聚类算法 (SLIC)	否	$O(n)$	算法无需进行特征提取便可得到分割结果,便于提取目标的局部特征。	不能较好地分离图像的弱边界信息,导致分割效率有所欠缺。
	流形 SLIC 算法 (manifold-SLIC)	否	$O(n)$	生成超像素的紧凑度、轮廓保持方面都比较理想。	不能较好地获得含有噪声较大的图像边界信息,对像素值相差较低的医学图像分割效果不理想。
	快速 SLIC 算法 (fast-SLIC)	否	$O(n)$	可以有效地将背景和感兴趣区域相区分,避免重复数据冗余计算,提高算法效率,且获得具有较高置信度的边界信息。	计算复杂度高,计算时间消耗大。

注:“-”表示该项无法统计。

DICOM 格式的图像数据集, 将其转化为 Neuroimaging Informatics Technology Initiative (Nii) 格式, 再用 SPM 软件进行处理, 获得高分辨率医学图像。

Open Access Series of Imaging Studies (OASIS) 数据集可获得免费的自由分发神经成像 (<http://www.oasis-brains.org/>)。数据集主要分为 3 类, OASIS-1 包含年轻、中年、非痴呆和痴呆老年人的横断面磁共振成像数据; OASIS-2 包含非痴呆和痴呆老年人的纵向磁共振数据; OASIS-3 包含正常衰老和阿尔茨海默病的纵向神经影像、临床和认知数据集。

National Alliance for Medical Image Computing (NAMIC) 将计算机视觉研究 (创建医学图像分析算法) 与最先进的软件工程技术 (基于分布式、开源环境中的“极限”编程技术) 相结合, 实现对基本神经

学和神经系统疾病的计算检查, 提供了可用于医学图像数据分析和可视化的数据 (<http://insight-journal.org/midas/community/view/17>)。

MRBrains 数据集 (<https://mrbrains13.isi.uu.nl/>) 主要提供了用于分割灰质、白质和脑脊液的 T1 加权图像, T1 加权的反转恢复图像和 FLAIR 图像 3 种多模态 MRI 脑部图像。该数据集提供 5 个数据集 (带有手动分割的 MRI 扫描) 用于训练, 并提供 15 个数据集 (仅 MRI 扫描) 用于测试。

作者简介

方玲玲, 女, 副教授, 主要研究方向为医学图像处理和图像分割。E-mail: fanglingling@lnnu.edu.cn

王欣, 通信作者, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为医学图像处理 and 图像分割。E-mail: wx19980208@163.com