

## 头颈部肿瘤PET与MRI融合放疗靶区自适应区域生长勾画

刘国才<sup>1</sup>, 胡泽田<sup>1</sup>, 朱苏雨<sup>2</sup>, 袁媛<sup>2</sup>, 刘科<sup>2</sup>, 吴峥<sup>2</sup>, 赵许平<sup>1</sup>, 聂茂<sup>1</sup>, 张九堂<sup>2</sup>, 莫逸<sup>2</sup>

1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 中南大学湘雅医学院附属湖南省肿瘤医院放疗科放疗中心和PET/CT中心, 湖南 长沙 410013

**【摘要】目的:** 为了有效解决单独使用正电子发射断层扫描(PET)和核磁共振成像(MRI)影像勾画大体肿瘤靶区(GTV)存在的肿瘤、水肿及其周围正常组织区分难题。**方法:** 首先选取PET图像上包含肿瘤区域的感兴趣区域(ROI)中标准摄取值(SUV)最大的体素点作为肿瘤区域生长算法的初始种子点, 在PET和MRI影像上分别进行第一阶段自适应区域生长。然后从其勾画的肿瘤PET靶区内自动获取肿瘤的最小SUV值, 并联合肿瘤MRI靶区自适应区域生长的最佳阈值构建第二阶段肿瘤PET和MRI联合区域生长准则, 进行第二阶段区域生长, 完成PET与MRI融合靶区勾画。**结果:** 与单独使用PET和单独使用MRI影像的自适应区域生长分割结果相比, 参考两位经验丰富的临床放疗专家手工勾画的鼻咽癌MRI GTV, 本文方法勾画的融合GTV与MRI GTV具有最高相似性, 且同时具有较高灵敏性和较高特异性。**结论:** 本文方法可实现头颈部肿瘤PET与MRI融合大体肿瘤靶区自适应高精度勾画。

**【关键词】** 正电子发射断层扫描; 核磁共振成像; 图像分割; 自适应区域生长; 靶区勾画; 头颈癌

**【中图分类号】** R323.1; TP391

**【文献标识码】** A

**【文章编号】** 1005-202X(2016)03-0222-09

## Adaptive region growing method for segmenting target volumes of head and neck cancers based on PET combined with MRI

LIU Guo-cai<sup>1</sup>, HU Ze-tian<sup>1</sup>, ZHU Su-yu<sup>2</sup>, YUAN Yuan<sup>2</sup>, LIU Ke<sup>2</sup>, WU Zheng<sup>2</sup>, ZHAO Xu-ping<sup>1</sup>, NIE Mao<sup>1</sup>, ZHANG Jiu-tang<sup>2</sup>, MO Yi<sup>2</sup>

1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. Medical Physics and PET/CT Center, Department of Radiation Oncology, Hunan Cancer Hospital Affiliated to Xiangya Medical College, Central South University, Changsha 410013, China

**Abstract: Objective** To effectively distinguish tumors from edemas and the surrounding normal tissues in the positron emission computerized tomography (PET) image or magnetic resonance imaging (MRI) image for segmenting gross target volume (GTV). **Methods** In the volume of interest containing tumor region in PET image, the voxel with the maximum standard uptake value (SUV) was chosen as the initial seed of the adaptive region growing (ARG) algorithm. The first stage ARG was respectively applied on PET images and MRI images. The minimum SUV in the segmented target volume based on PET images was automatically acquired and combined with the best threshold value of the tumor ARG based on MRI to determine the growth criterion of the second stage ARG based on both PET and MRI images. The second stage ARG was carried out to complete the segmentation of combined target volume based on PET and MRI images. **Results** Compared with the segmentation results of ARG by independently using PET images or MRI images, the combined GTV segmented by the proposed method had the highest similarity with the GTV in the MRI image of nasopharyngeal carcinomas segmented by two experienced radiation oncologists, and achieved higher sensitivity and specificity. **Conclusion** The proposed method achieves adaptive high precision segmentation for the GTV of head and neck cancer based on PET combined with MRI.

**Key words:** positron emission computerized tomography; magnetic resonance imaging; image segmentation; adaptive region growing; segmentation of target volume; head and neck cancer

**【收稿日期】** 2015-05-20

**【基金项目】** 国家自然科学基金(61271382, 61301254, 61471166); 湖南省肿瘤医院科研平台建设基金

**【作者简介】** 刘国才(1963-), 男, 湖南华容人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 医学影像技术与智能医疗系统。E-mail: lgc630819@hnu.edu.cn。

## 前言

头颈癌已成为世界第6大高发癌症,据统计全球每年头颈部癌症约有645 000宗新发病例。调强放射治疗(IMRT)是针对头颈癌患者的一种有效治疗手段,IMRT能够对肿瘤精准投放高辐射剂量,同时对肿瘤周围的重要组织器官保持低剂量<sup>[1-2]</sup>。成功实施高精度放疗的关键是如何高精度地勾画恶性肿瘤放疗治疗靶区,其本质为正电子发射断层扫描(PET)/CT/核磁共振成像(MRI)图像的分割问题。

临床上PET/CT已经在头颈癌的早期检查诊断与分期<sup>[3]</sup>、肿瘤放疗靶区勾画与放疗计划<sup>[4-5]</sup>、治疗效果评估<sup>[6-7]</sup>等方面有着广泛的应用。近年来,由于MRI图像的软组织对比度更强、分辨率更高,且避免了CT扫描的电离辐射,PET/MRI正成为研究热点<sup>[8-10]</sup>。在临床实践中,对于解剖结构复杂的头颈部区域的成像,PET/MRI比PET/CT具有明显优势<sup>[11-13]</sup>。

<sup>18</sup>FDG PET图像反映的仅是细胞对葡萄糖的代谢活跃程度,反映不了癌细胞的增殖和凋亡情况。仅根据<sup>18</sup>FDG PET图像无法区分肿瘤边缘FDG的高摄取区是肿瘤导致的水肿炎性组织还是肿瘤侵犯,PET图像所显示的肿瘤范围与肿瘤边界有一定的差距<sup>[14]</sup>。另外PET图像空间分辨率低、部分容积效应强、肿瘤边界模糊等特点,这些因素给肿瘤PET靶区高精度勾画带来挑战。而MRI图像具有分辨率高、软组织对比度好等特点,根据各序列信号特征能够有效区分肿瘤、水肿与周围正常组织。在勾画头颈癌肿瘤临床靶区上,MRI图像更具有参考价值<sup>[14]</sup>。但是MRI图像由于偏移场效应造成的灰度不均匀现象非常显著,且噪声较强会使得分割区域变得不连续,肿瘤区域与周围正常组织区域灰度强度存在重叠情况,肿瘤MRI靶区高精度勾画也很困难。如果仅单独利用PET图像信息或单独利用MRI图像信息进行分割,往往得不到满意的分割结果。

临床上已应用多种不同模态成像技术,辅助放射肿瘤学专家进行肿瘤放疗靶区勾画。许多研究报告了多模态医学图像可以减少肿瘤靶区勾画观察者之间的差异,能更准确地勾画目标区域<sup>[15-18]</sup>。

目前,尚未有联合头颈癌PET与MRI影像进行肿瘤大体靶区勾画的研究报道。虽然已提出一些针对鼻咽癌单独PET和MRI图像分割的自动或半自动方法。Zhou等<sup>[19]</sup>利用模糊C均值聚类对鼻咽癌MRI进行初分割,再利用正常人体鼻咽部、粘膜和软腭的

对称性、连通性和数学形态学来去除初分割结果内正常组织,以优化分割结果。Zhou等<sup>[20]</sup>还提出了基于支持向量机方法(Support Vector Machine, SVM)用于鼻咽癌MRI图像分割。但是这两种方法都需要大量的医学先验知识。洪容容等<sup>[21]</sup>提出利用概率矩阵选择种子点,采用最小单值区域(Smallest Univalue Segment Assimilating Nucleus, SUSAN)作为区域生长的终止准则,以实现鼻咽癌MRI医学图像的分割。但是由于概率矩阵和SUSAN算子的参与使得分割过程繁琐,且阈值需人工设置。

本文提出了一种全自动的基于两阶段自适应区域生长的头颈癌PET与MRI图像分割方法。该方法克服了传统区域生长方法中交互式定义初始种子和需要人工手动选取阈值的不足,实现了自动选取种子点,自动获取阈值。整个过程最大限度地减少了人工干预,且能有效解决前述单独使用PET和MRI影像勾画大体肿瘤靶区存在的肿瘤、水肿及其周围正常组织区分难题,能全自动、自适应高精度地勾画PET和MRI融合大体肿瘤靶区(Gross Tumor Volume, GTV)。

## 1 传统区域生长算法

区域生长的基本思想是根据一定的生长准则将具有相同或者相似性质的像素划分为同一区域,其生长准则可以基于图像强度信息或纹理特征,其具体算法为:首先需对目标区域确定一个种子像素作为初始点;然后将种子像素和周围邻域中与种子像素有相同或相似性质的像素(即满足生长准则的像素)合并到种子像素所在的目标区域中;将这些新像素当作新的种子点重复上述过程,直到没有满足生长准则的像素可被包括进来,至此区域生长的过程停止。

## 2 方法

为了实现对肿瘤的全自动分割,必须尽量减少人机交互,减少人工干预对分割结果的影响。对于自适应区域生长方法而言,需要从初始种子点和阈值的选取两方面考虑。因此,本文提出了一种全自动的基于两阶段自适应区域生长的头颈癌PET与MRI图像分割方法。由于对比度增强T<sub>1</sub>加权MRI图像肿瘤区域信号强,与周围正常组织对比度更强,所以本文选择此模态的MRI图像。

第一阶段,根据临床肿瘤专家的先验知识及PET图像肿瘤核心区域代谢旺盛、FDG标准摄取值(Stan-

dard Uptake Value, SUV)较高的特点,首先选取PET SUV最大值点作为整个两阶段自适应区域生长共用的初始种子点,并在PET和MRI图像上分别进行自适应区域生长分割。

第二阶段,利用在PET图像上的区域生长结果所包含肿瘤区域的最小SUV值与MRI图像上自适应区域生长最佳阈值联合确定第二阶段区域生长准则,然后联合PET与MRI信息进行第二阶段区域生长,获取最终分割结果。

提出以上二阶段区域生长方法,主要基于以下两个方面的观察:一方面,由于部分肿瘤区域与周围正常组织灰度强度接近,第一阶段的MRI图像上的自适应区域生长结果会将周围的正常组织也包括进来,而在PET图像上这些正常组织SUV与肿瘤区域显著不同。但是由于个体差异等影响,即使是同种肿瘤患者,其PET图像上肿瘤区域内的SUV分布及其大小也会有显著不同。因此,通过第一阶段在PET图像上进行自适应区域生长分割自适应地获取肿瘤生物信息,然后联合PET与MRI信息进行第二阶段区域生长,可以排除那些在MRI图像上灰度强度较高但其SUV值较低的正常组织体素点,且保证分割结果光滑连续,从而获得满意的分割结果。另一方面,有些区域在PET图像上虽然SUV值较高,但是其在MRI图像上显示并不是肿瘤区域,而是肿瘤周围水肿导致的炎性区域,其SUV也较高,联合PET和MRI进行第二阶段区域生长,可以很好地排除这些炎性水肿区域。

## 2.1 自适应区域生长

三维自适应区域生长算法的流程如下:(1)选取图像上目标区域内的一个像素点作为初始种子点,并将其加入种子点列表中;(2)搜索种子点列表中每个种子点三维6-邻域内未处理过的体素点,将它们加入邻域列表;(3)计算当前种子点列表中所有体素点的图像灰度平均值,记为 $I_{\text{mean}}(\text{CTV})$ ;(4)选取邻域列表中图像灰度强度值与 $I_{\text{mean}}(\text{CTV})$ 的差值最小的体素点作为区域生长的候选种子点;(5)如果候选种子点满足生长准则式(1),则将该候选种子点添加到种子点列表,并从邻域列表中删除它,并转到步骤(2);

$$I(x, y, z) > T * I_{\text{mean}}(\text{CTV}) \quad (1)$$

其中,  $I(x, y, z)$  表示图像上像素点  $(x, y, z)$  的灰度强度值, CTV 表示当前种子点区域 (Current Tumor Volume, CTV),  $I_{\text{mean}}(\text{CTV})$  表示当前种子点区域内所有体

素点的灰度强度均值;(6)如果候选种子点特征不满足式(1),结束生长过程。生长准则式(1)中的最优阈值  $T$  采用自适应方法获得,具体方法如下:根据之前的研究<sup>[22-23]</sup>,首先设定阈值从1至0,每次以0.1的幅度递减,获得一个突变点  $t$ ,即当阈值再减小时,满足生长准则式(1)的体素点个数急剧增加60%以上。然后继续从  $t$  至  $t-0.1$ ,每次以0.01的幅度递减,获得最佳阈值  $T$ ,如图1所示。

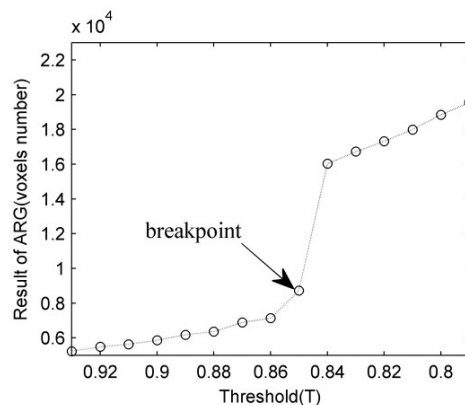


图1 阈值变化与自适应区域生长结果关系图

Fig.1 Relationship between threshold change and result of adaptive region growing (ARG)

## 2.2 两阶段自适应区域生长算法

近年来,已有许多自动种子点选择方法被陆续提出<sup>[24-27]</sup>。然而由于MRI图像的高噪声,很难在三维MRI图像中自动选择一个合适的种子点。在本文中使用PET SUV确定初始种子点。PET图像能够提供活体肿瘤代谢信息,肿瘤核心区域代谢旺盛,FDG SUV值较高。根据临床肿瘤专家的先验知识及PET图像SUV分布特点,选择肿瘤区域内具有最大SUV值的体素点作为初始种子点,这点很容易通过算法编程实现。然后采用一种两阶段自适应区域生长的策略自适应地利用PET图像的功能信息和MRI图像的解剖结构信息来完成区域生长分割。

第一阶段:利用PET图像信息和MRI图像信息分别进行三维自适应区域生长算法,分别采用式(2)和(3)所示生长准则完成第一阶段的区域生长分割,其中 $T_1$ 和 $T_2$ 都是2.1节所述获取的最佳阈值,可以自动获得得到:

$$I^{\text{PET}}(x, y, z) > T_1 * I_{\text{mean}}^{\text{PET}}(\text{CTV}) \quad (2)$$

$$I^{\text{MRI}}(x, y, z) > T_2 * I_{\text{mean}}^{\text{MRI}}(\text{CTV}) \quad (3)$$

第二阶段:采用一个联合生长准则式(4),自适



应地利用PET图像的功能信息和MRI图像的解剖结构信息来完成区域生长分割。利用第一阶段的PET图像自适应区域生长分割结果的最小SUV值(记为 $T_3$ )与第一阶段MRI图像自适应区域生长最佳阈值 $T_2$ 设置联合生长准则:

$$\begin{cases} I^{\text{PET}}(x, y, z) > T_3 \\ I^{\text{MRI}}(x, y, z) > T_2 * I_{\text{mean}}^{\text{MRI}}(\text{CTV}) \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $I^{\text{PET}}(x, y, z)$  表示像素点  $(x, y, z)$  的 PET SUV 值,  $I^{\text{MRI}}(x, y, z)$  表示像素点  $(x, y, z)$  的 MRI 灰度值。

采用两阶段三维自适应区域生长方法对头颈癌 PET 和 MRI 图像分割和联合生长准则式(4), 主要基于以下两方面考虑: (1) PET SUV 为肿瘤生物学特性影像。由于病患个体差异、血糖水平、病灶大小、显像时间、重建算法等因素影响, 不同病患的 PET 图像上肿瘤区域的 SUV 分布及其值大小也会有显著不同, 因此对于不同病人  $T_3$  不同。通过第一阶段在 PET 图像上进行自适应区域生长分割可自适应地获取肿瘤生物学特性, 从而排除那些在 MRI 图像上灰度强度较高且 SUV 值较低 (低于  $T_3$ ) 的体素点, 从而保证区域生长结果均为恶性肿瘤体素点; (2) 采用  $I^{\text{MRI}}(x, y, z) > T_2 * I_{\text{mean}}^{\text{MRI}}(\text{CTV})$  准则, 利用当前 MRI 图像上肿瘤体素灰度均值信息可以降低 MRI 图像噪声对自适应区域生长算法的影响。依据生长准则式(4), 区域生长的过分割问题可以得到很好地解决。如果在第一阶段的 MRI 图像上的自适应区域生长结果的基础上采用  $I^{\text{PET}}(x, y, z) > T_3$  将 SUV 值低于  $T_3$  的噪声体素点去除, 保证不了分割结果光滑连续。而采用式(4)生长准则进行第二阶段区域生长, 可以保证分割结果连通。与此同时, 该联合生长准则式(4)还可以有效排除肿瘤周围 PET SUV 值较高的炎性水肿区域, 因为这些炎性区域内的点不满足式(3)。

本文提出的两阶段三维自适应区域生长具体算法流程如图2所示, 详述如下:

为了节省计算机内存, 粗略地在 PET 和 MRI 图像序列中分别选择了一个同样大小、同样位置的三维感兴趣区域 (Region of Interest, ROI), 并且这个 ROI 完全包含恶性肿瘤组织。

(1) 选取 PET\_ROI 中最大 SUV 值的体素点为自适应区域生长的初始种子点, 以式(2)作为生长准则, 同时以该点为 MRI\_ROI 上自适应区域生长的初始种子点, 以式(3)作为生长准则, 按照上述获取最优阈值方法自动获取  $T_1$  和  $T_2$ ; (2) 以第(1)步自动获取的  $T_1$  和  $T_2$ , 分别在 PET\_ROI 和 MRI\_ROI 上进行第

一阶段三维自适应区域生长分割; (3) 自动获取第(2)步分割结果所包含肿瘤区域中 PET SUV 最小值  $T_3$  和第(1)步获取的最优阈值  $T_2$ , 设置式(4)为联合生长准则; (4) 联合 PET\_ROI 和 MRI\_ROI 进行三维自适应区域生长分割, 获取最终分割结果。

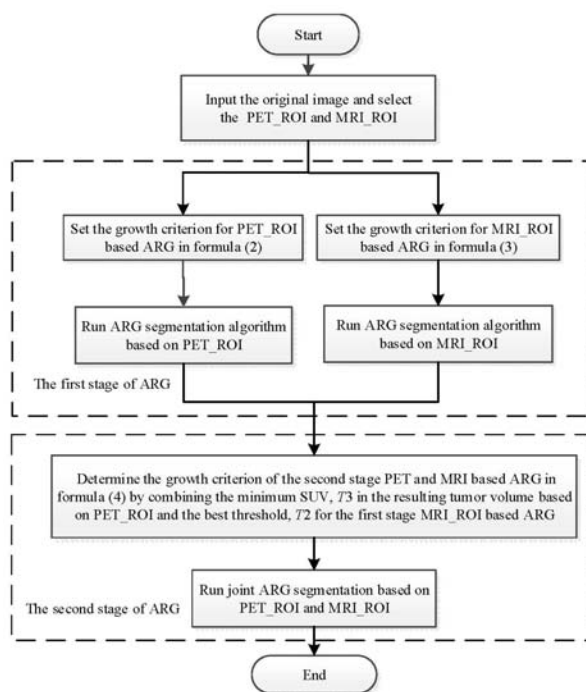


图2 本文算法流程图

Fig.2 Flowchart of proposed algorithm

### 3 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性, 本文以两例鼻咽癌临床 PET 和 MRI 影像数据作为研究对象。所用 PET 影像数据由湖南省肿瘤医院 PET/CT 中心提供。其中 PET 数据是通过 GE Discovery ST PET/CT 扫描系统采集获得, 对所采集的 PET 数据使用对应的 CT 信息进行衰减校正, 之后再采用三维傅立叶重组迭代重建法进行三维重建。MRI 影像数据由湖南省肿瘤医院放疗中心通过 GE 1.5T Optima MR360 磁共振成像系统采集获得。因为对比度增强  $T_1$  加权 MRI 图像肿瘤区域信号强, 与周围正常组织对比度更强, 所以采用对比度增强  $T_1$  加权 MRI 影像。实验所用的两种模态数据是在 1 周内获取所得。同一病患的 PET 和 MRI 图像经过 PET/CT/MRI 刚性配准, 以确保每个患者的 PET 和 MRI 图像上像素点之间的一一对应关系。

受条件限制, 无法获取每个病例的病理标本作为金标准。由于 MRI 图像上的肿瘤边界更接近实际

临床肿瘤边界情况,因此邀请两位临床经验丰富的放疗科医生独立地根据MRI图像信息对每个病例分别手工勾画GTV。在本文试验中,以此作为参考标准(Ground Truth, GT)评价分割方法优劣。

为检验本文方法的性能,将本文方法的分割结果同时与单独使用PET SUV的自适应区域生长方法的分割结果(记为PET only),单独使用MRI的自适应区域生长方法的分割结果(记为MRI only)和两名临床经验丰富的医生手工勾画的大体肿瘤靶区(分别记为GT-1、GT-2)进行了比较。为了说明联合PET SUV信息与MRI信息确定区域生长准则来完成自适应区域生长分割的优势,本文实验中只利用PET信息与只利用MRI信息的自适应区域生长方法和本文方法都采用PET肿瘤ROI中的最大SUV值点作为三维自适应区域生长算法的初始种子点,选取自适应区域生长最佳阈值进行分割。

### 3.1 性能指标

为了验证提出方法的性能,本文采用Dice相似性(Similarity, SIM)、灵敏性(Sensitivity, SEN)和特异性(Specificity, SPE)作为定量评价指标。

(1)相似性是指实验方法所得勾画结果与金标准的重合程度。SIM值越大表明两者几何形状重合得更好。定义为:

$$\text{SIM}(Q_1, Q_2) = \frac{2|Q_1 \cap Q_2|}{|Q_1| + |Q_2|} \quad (5)$$

(2)灵敏性定义为GTV金标准被正确勾画部分所占的比例。

$$\text{SEN}(Q_1, Q_2) = \frac{|Q_1 \cap Q_2|}{|Q_1|} \quad (6)$$

(3)特异性定义为非GTV金标准(即实际正常组织器官)被正确地判定为正常组织部分所占的比例。

$$\text{SPE}(Q, Q_1, Q_2) = \frac{|Q| - |Q_1 \cup Q_2|}{|Q| - |Q_1|} \quad (7)$$

在式(5)~(7)中,  $Q$ 、 $Q_1$ 与 $Q_2$ 分别代表实验选取的ROI、临床医生手工勾画的金标准和实验方法勾画结果。需要指出的是,单一的灵敏性高而特异性低,说明分割结果存在一定的假阳性;单一的特异性高而灵敏性低,说明分割结果存在一定的假阴性。只有当两者同时较高才能够说明分割方法的准确性。

### 3.2 分割结果比较

从图3和4中可以直观地看到,对于病例1和病例2,只利用PET信息的自适应区域生长方法虽然能够较好分割PET图像中的肿瘤目标,但是与MRI图

像上显示的肿瘤边界重合度并不是很好,有些区域在PET图像上虽然SUV值较高,但是在MRI图像上显示并不是肿瘤区域,这些区域主要是肿瘤水肿炎症导致其SUV较高(见图3和4中第一行绿色箭头所示区域);只利用MRI信息的自适应区域生长方法易将灰度强度与肿瘤区域接近但不是肿瘤的正常组织区域也包括了进来,导致分割失败(见图3和4中第二行绿色箭头所示区域)。而本文提出的方法对于病例1和病例2都能够得到较好的分割结果(见图3和4中第三行所示)。

图5给出了本文方法分割结果的三维解剖视图。从图5可以看出,本文方法分割结果即使未做数学形态学后处理,肿瘤边界也比较光滑圆润,利用PET信息能够有效地避免MRI图像的区域生长过分割问题。如果分割结果中出现由于MRI图像本身组织坏死所造成的分割结果中细小的突出部分、空洞等,可以采取必要的数学形态学操作进行移除和填补、平滑分割结果。

表1给出了定量的比较结果。与只利用PET信息和只利用MRI信息的自适应区域生长方法相比,本文方法的分割结果与两个参考标准GT-1、GT-2具有最高的相似性,且同时具有较高的灵敏性与较高的特异性。由于条件限制,实验样本大小有限,但是该法明显比只利用PET信息和只利用MRI信息的自适应区域生长方法的分割结果更精确。

表2给出了本文实验中所有参数的取值情况,即 $T_1$ 、 $T_2$ 和 $T_3$ 。肿瘤PET图像显示了肿瘤生物学特性,由于个体差异,即使是同种肿瘤患者,PET图像上肿瘤区域的SUV分布及其值大小也会有显著不同。此外,SUV还受病患血糖水平、病灶大小、显像时间、重建算法等因素影响。因此,如果采用固定阈值设置 $T_3$ ,显然不适于不同病患的影像数据分割。本文方法通过第一阶段在PET图像上进行自适应区域生长分割结果所包含肿瘤区域的最小SUV值 $T_3$ 辅助第二阶段自适应区域生长,该值完全取决于病患实际肿瘤生物学特性,可以适于不同病患的影像数据分割。 $T_1$ 和 $T_2$ 都是通过2.1小节所示方法自动获取,整个分割过程无需用户设置任何参数。

## 4 结论

多模态医学影像对于肿瘤靶区勾画具有重要价值,同时如何有效利用多模态医学影像信息获取高精度的分割结果也是一个亟待解决的难题。由于头



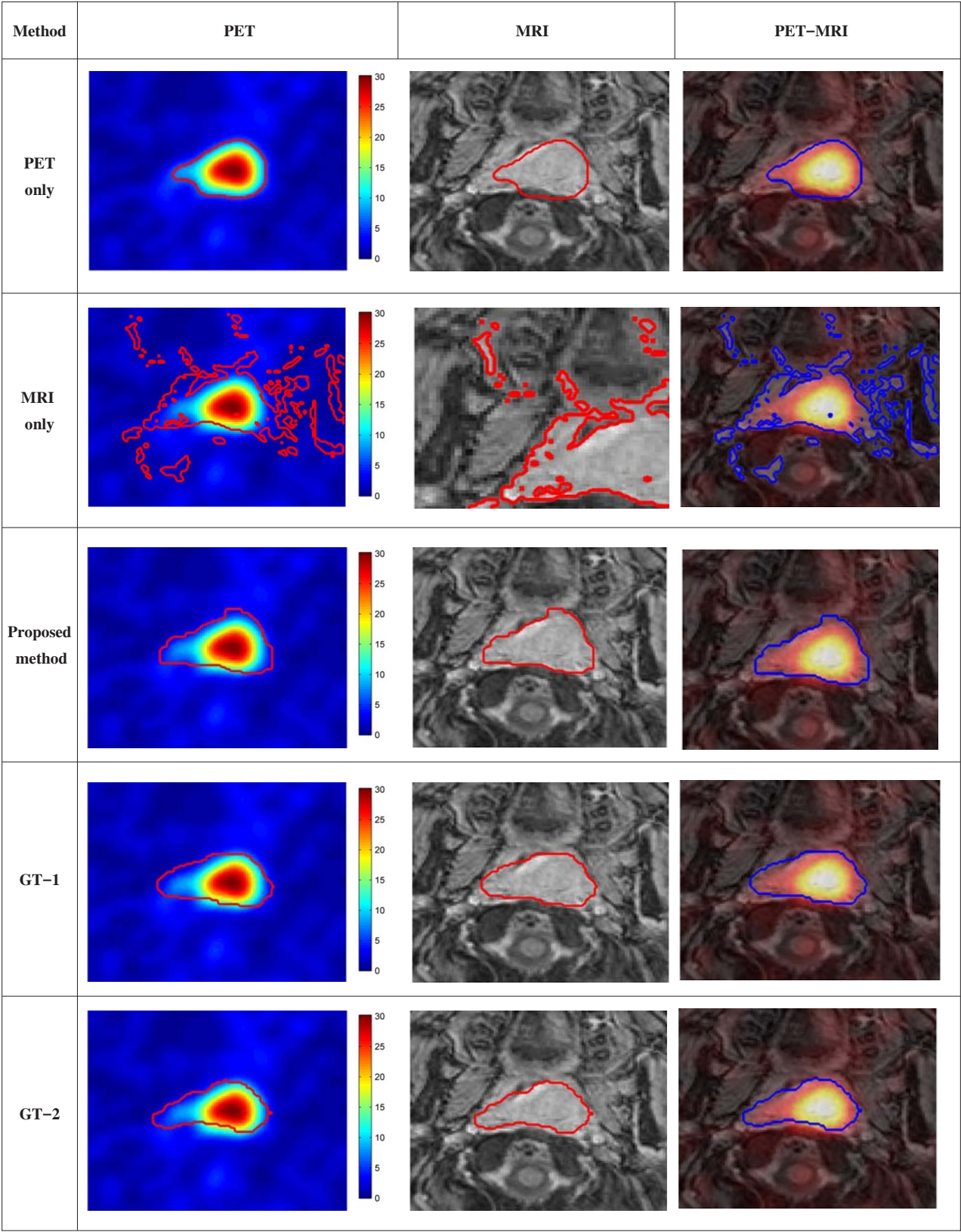


图3 病例1的分割结果比较  
Fig.3 Segmentation results of case 1

It showed the segmentation results of a piece of the images series in the experiment. PET was shown in color map, jet. The combined image of PET and MRI (labeled as PET-MRI) was shown in color map, hot. In PET and MRI image, tumor boundary was labeled by a red line. In PET-MRI, tumor boundary was labeled by a blue line. The first three rows showed the results respectively segmented by the ARG independently based on PET information or MRI information, and by the proposed method. The last two rows show the GTV delineated by two experienced doctors, respectively.

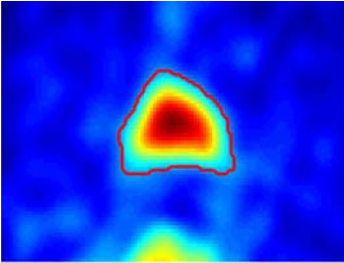

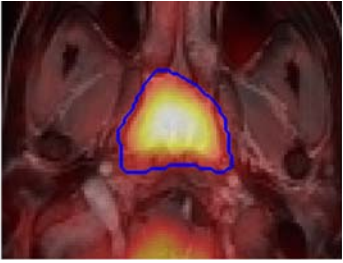
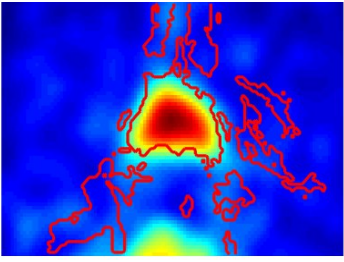
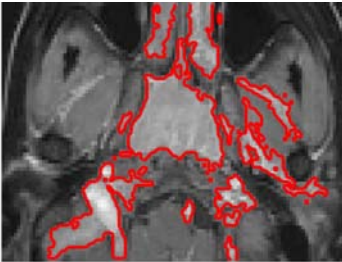
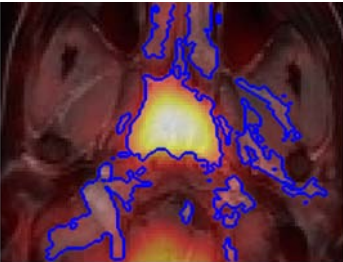
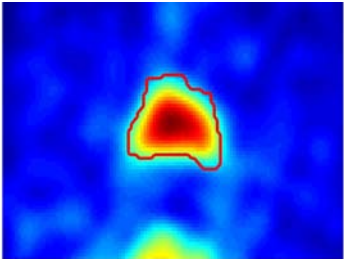

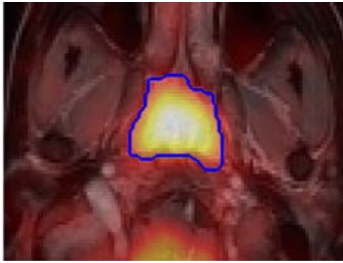
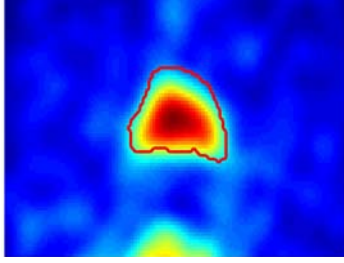


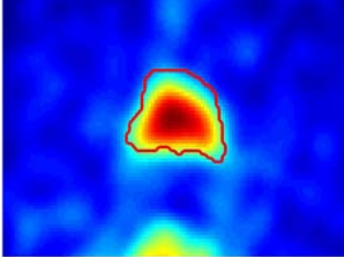

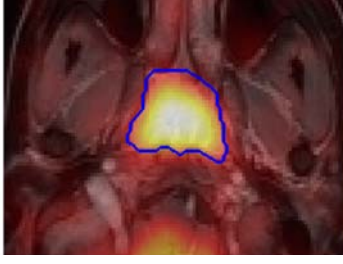
Method	PET	MRI	PET-MRI
PET only			
MRI only			
Proposed method			
GT-1			
GT-2			

图4 病例2的分割结果比较  
Fig.4 Segmentation results of case 2

颈部器官较多,组织器官解剖结构复杂,目前针对头颈肿瘤多模态医学影像分割的研究比较少见。本文提出了一种两阶段三维自适应区域生长算法用于头颈

癌PET与MRI图像GTV分割。该方法最大的优势就是不仅自适应地融合了PET图像提供的功能信息与MRI图像提供的解剖信息,而且还提供了一个无参

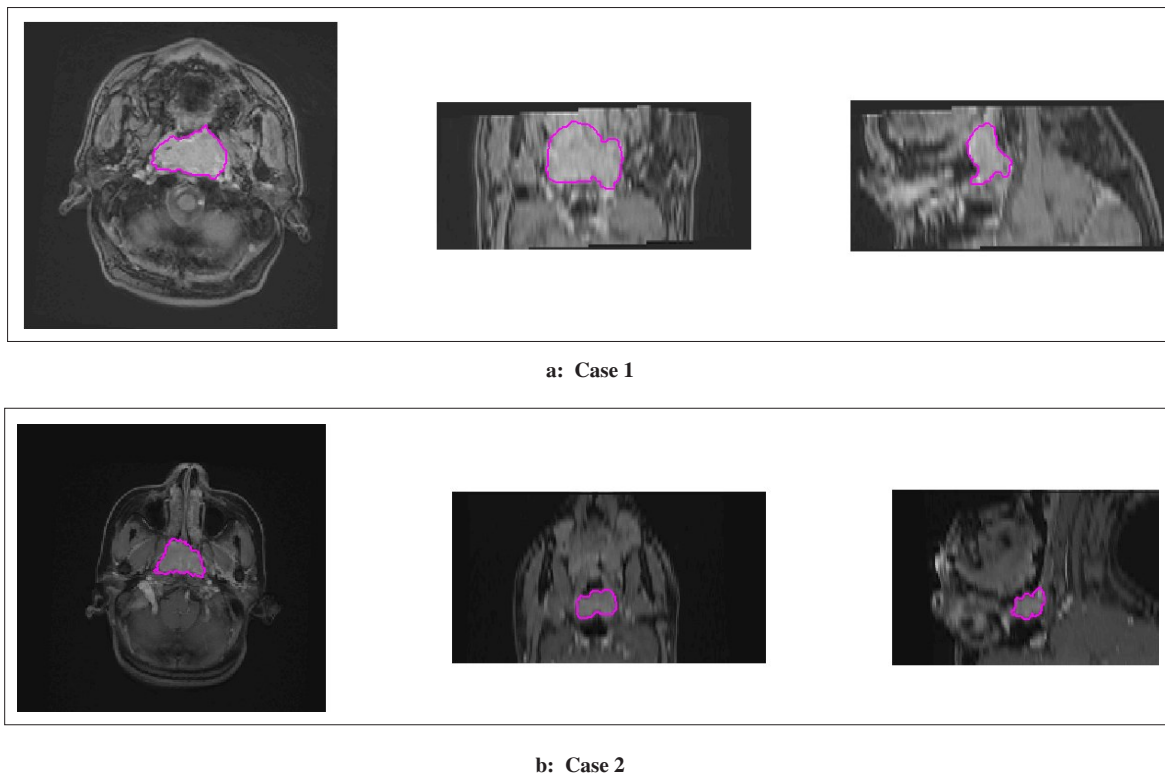


图5 分割结果的横断面、冠状面、矢状面视图

Fig.5 Segmentation results in transverse (left), coronal (middle), and sagittal (right) sections

表1 性能比较(%)

Tab.1 Performance evaluation (%)

Method		Case 1			Case 2		
		SEN	SPE	SIM	SEN	SPE	SIM
PET only	GT-1	60.57	99.56	73.62	90.85	95.44	69.49
	GT-2	59.45	99.38	72.02	91.95	95.30	68.68
MRI only	GT-1	85.81	88.51	59.72	83.63	89.68	48.70
	GT-2	84.46	88.46	59.54	84.80	89.58	48.06
Proposed method	GT-1	86.34	98.77	87.20	87.68	98.77	84.53
	GT-2	86.54	98.54	85.49	85.31	98.83	83.87

SEN: Sensitivity; SPE: Specificity; SIM: Similarity

表2 参数情况

Tab.2 Parameters for the proposed algorithm

No.	T <sub>1</sub>	T <sub>2</sub>	T <sub>3</sub>
Case 1	0.38	0.85	3.645 5
Case 2	0.57	0.80	2.439 8

数环境,最大限度地减少了用户的干预。同时,能有

效解决单独采用PET和MRI勾画肿瘤靶区存在的肿瘤、水肿及其周围正常组织区分难题,能够全自动、自适应、高精度地勾画PET和MRI融合大体肿瘤靶区。

虽然本文实验样本大小有限,但是该法明显比只利用PET信息和只利用MRI信息的自适应区域生长方法的分割结果更精确。该方法还有待大规模的临床研究,以确定其临床应用价值。



## 【参考文献】

- [1] LEE N, XIA P, FISCHBEIN N J, et al. Intensity-modulated radiation therapy for head-and-neck cancer: the UCSF experience focusing on target volume delineation[J]. *Int J Radiat Oncol*, 2003, 57(1): 49-60.
- [2] CHAO K S, OZYIGIT G, TRAN B N, et al. Patterns of failure in patients receiving definitive and postoperative IMRT for head-and-neck cancer[J]. *Int J Radiat Oncol*, 2003, 55(2): 312-321.
- [3] SCHWARTZ D L, FORD E, RAJENDRAN J, et al. FDG-PET/CT imaging for preradiotherapy staging of head- and- neck squamous cell carcinoma[J]. *Int J Radiat Oncol*, 2005, 61(1): 129-136.
- [4] KOSHY M, PAULINO A C, HOWELL R, et al. F-18 FDG PET-CT fusion in radiotherapy treatment planning for head and neck cancer [J]. *Head Neck*, 2005, 27(6): 494-502.
- [5] JEONG H S, BAEK C H, SON Y I, et al. Use of integrated 18F-FDG PET/CT to improve the accuracy of initial cervical nodal evaluation in patients with head and neck squamous cell carcinoma [J]. *Head Neck*, 2007, 29(3): 203-210.
- [6] ONG S C, SCHÖDER H, LEE N Y, et al. Clinical utility of 18F-FDG PET/CT in assessing the neck after concurrent chemoradiotherapy for locoregional advanced head and neck cancer[J]. *J Nucl Med*, 2008, 49(4): 532-540.
- [7] ANDRADE R S, HERON D E, DEGIRMENCI B, et al. Posttreatment assessment of response using FDG-PET/CT for patients treated with definitive radiation therapy for head and neck cancers[J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2006, 65(5): 1315-1322.
- [8] JUDENHOFER M S, WEHRL H F, NEWPORT D F, et al. Simultaneous PET-MRI: a new approach for functional and morphological imaging[J]. *Nat Med*, 2008, 14(4): 459-465.
- [9] PICHLER B J, KOLB A, NÄGELE T, et al. PET/MRI: paving the way for the next generation of clinical multimodality imaging applications[J]. *J Nucl Med*, 2010, 51(3): 333-336.
- [10] SAUTER A W, WEHRL H F, KOLB A, et al. Combined PET/MRI: one step further in multimodality imaging [J]. *Trends Mol Med*, 2010, 16(11): 508-515.
- [11] PLATZEK I, BEUTHIEN-BAUMANN B, SCHNEIDER M, et al. PET/MRI in head and neck cancer: initial experience [J]. *Eur J Nucl Med*, 2013, 40(1): 6-11.
- [12] COVELLO M, CAVALIERE C, AIELLO M, et al. Simultaneous PET/MR head-neck cancer imaging: preliminary clinical experience and multiparametric evaluation[J]. *Eur J Radiol*, 2015, 84(7): 1269-1276.
- [13] QUEIROZ M A, HUELLNER M W. PET/MR in cancers of the head and neck [C]// *Seminars in Nuclear Medicine*. WB Saunders, 2015, 45(3): 248-265.
- [14] 杨红茹, 王仁生, 韦波. 不同影像检查在鼻咽癌靶区勾画中的应用[J]. *肿瘤预防与治疗*, 2008, 21(2): 194-197.  
YANG H R, WANG R S, WEI B. The value of different images in the delineation of target volume in nasopharyngeal carcinoma [J]. *Journal of Cancer Control and Treatment*, 2008, 21(2): 194-197.
- [15] WOJAK J, ANGELINI E D, BLOCH I. Joint variational segmentation of CT-PET data for tumoral lesions [C]// *Biomedical Imaging: from Nano to Macro*. 2010 IEEE International Symposium on IEEE, 2010: 217-220.
- [16] SONG Q, BAI J, HAN D, et al. Optimal co-segmentation of tumor in PET-CT images with context information [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2013, 32(9): 1685-1697.
- [17] BAGCI U, UDUPA J K, MENDHIRATTA N, et al. Joint segmentation of anatomical and functional images: Applications in quantification of lesions from PET, PET-CT, MRI-PET, and MRI-PET-CT images [J]. *Med Image Anal*, 2013, 17(8): 929-945.
- [18] HAN D, BAYOUTH J, SONG Q, et al. Globally optimal tumor segmentation in PET-CT images: a graph based co-segmentation method [C]// *Inform Proc in Med Imaging*. Berlin: Springer, 2011: 245-256.
- [19] ZHOU J, LIM T K, CHONG V, et al. Segmentation and visualization of nasopharyngeal carcinoma using MRI [J]. *Comput Biol Med*, 2003, 33(5): 407-424.
- [20] ZHOU J, CHAN K L, XU P, et al. Nasopharyngeal carcinoma lesion segmentation from MR images by support vector machine [C]// *Biomedical Imaging: Nano to Macro*, 2006. 3rd IEEE International Symposium on IEEE, 2006: 1364-1367.
- [21] 洪容容, 叶少珍. 基于改进的区域生长鼻咽癌 MR 医学图像分割 [J]. *福州大学学报 (自然科学版)*, 2014, 42(5): 683-687.  
HONG R R, YE S Z. Segmentation of nasopharyngeal MR medical image based on improved region growing [J]. *Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition)*, 2014, 42(5): 683-687.
- [22] LIU G, ZHU S, WANG Y, et al. Hierarchical and adaptive volume-growing methods for the PET based biologic target volume delineation for radiotherapy treatment planning [C]// *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC)*, 2011 IEEE. 2011: 4293-4295.
- [23] 刘国才, 余志浩, 朱苏雨, 等. 头颈癌分子生物纹理分析与生物靶区自适应勾画 [J]. *中国医学影像技术*, 2013, 29(1): 115-120.  
LIU G C, YU Z H, ZHU S Y, et al. Molecular biological texture analysis and adaptive delineation of biological target volumes corresponding to head and neck tumors [J]. *Chinese Journal of Medical Imaging Technology*, 2013, 29(1): 115-120.
- [24] DEBOEVERIE F, VEELAERT P, PHILIPS W. Image segmentation with adaptive region growing based on a polynomial surface model [J]. *J Electron Imaging*, 2013, 22(4): 043004.
- [25] AI-FAEIS A Q, UMIKALTHUM N, MATISA N A, et al. Computer-aided segmentation system for breast MRI tumour using modified automatic seeded region growing (BMRI-MASRG) [J]. *J Digit Imaging*, 2014, 27(1): 133-144.
- [26] YUVRAJ K. Automatic mammographic mass segmentation based on region growing technique [C]// *3rd International Conference on Electronics, Biomedical Engineering and Its Applications*, 2013.
- [27] POHLE R, TOENNIES K D. A new approach for model-based adaptive region growing in medical image analysis [C]// *Computer Analysis of Images and Patterns*. Berlin: Springer, 2001: 238-246.