

基于约束随机游走的肿瘤图像分割方法

刘庆烽¹ 刘 哲¹ 宋余庆¹ 朱 彦²

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 江苏 镇江 212013)¹ (江苏大学附属医院 江苏 镇江 212013)²

摘 要 精确的肺部肿瘤区域分割对于放射治疗和手术计划的制定至关重要。针对目前基于单模态图像的肺部肿瘤区域分割的精度较低等问题,综合 PET 和 CT 图像的优缺点,提出一种全新的多模态肺部肿瘤图像分割方法。首先,使用区域生长法和数学形态学法对 PET 图像进行预分割以获取初始轮廓,初始轮廓用于获取 PET 图像和 CT 图像上随机游走所需的种子点,同时作为约束加入到 CT 图像的随机游走过程中;依据 CT 图像解剖特征较强的特点,利用 CT 解剖特征改进 PET 图像上随机游走的权值;最终将 PET 图像和 CT 图像上随机游走所获得的相似度矩阵进行加权,在 PET 图像和 CT 图像上获得一个相同的分割轮廓。实验表明,相较于其他传统分割算法,所提方法在肺部肿瘤区域分割上具有更高的精确度和更好的稳定性。

关键词 多模态医学图像,图像分割,PET-CT,随机游走

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.07.042

Tumor Image Segmentation Method Based on Random Walk with Constraint

LIU Qing-feng¹ LIU Zhe¹ SONG Yu-qing¹ ZHU Yan²

(School of Computer Science and Communication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China)¹

(Affiliated Hospital of Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China)²

Abstract Accurate lung tumor segmentation is critical to the development of radiotherapy and surgical procedures. This paper proposed a new multimodal lung tumor image segmentation method by combining the advantages and disadvantages of PET and CT to solve the weakness of single-mode image segmentation, such as the unsatisfied segmentation accuracy. Firstly, the initial contour is obtained by the pre-segmentation of PET image through using region growing and mathematical morphology. The initial contour can be used to automatically obtain the seed points required for random walk of PET and CT images, at the same time, it can be also used as a constraint in the random walk of CT image to solve the shortcoming that the tumor area is not obvious if the CT image has not been enhanced. For the reason that CT provides essential details on anatomic structures, the anatomic structures of CT can be used to improve the weight of random walk on PET images. Finally, the similarity matrices obtained by random walk on PET and CT image are weighted to obtain an identical result on PET and CT images. Clinical PET-CT image segmentation of lung tumor shows that the proposed method has better performance than other traditional image segmentation methods.

Keywords Multimodal medical image, Image segmentation, PET-CT, Random walk

1 引言

肺部肿瘤发病率高,死亡率也位列所有恶性肿瘤之首。对肺部肿瘤进行准确分割能够精确地检测肺部肿瘤的位置和大小,对肺部肿瘤的诊断和治疗有着至关重要的作用。临床上的肺部肿瘤分割主要由放射科医生手工完成,然而手工勾勒枯燥耗时,勾勒过程严重依赖医生经验,因而医学影像分割技术的发展显得极为重要。

现阶段的医学图像分割主要基于 3 种常用的医学影像成

像技术,即 CT, PET, MR。Shao 等人^[1]改进了随机森林算法,并将其应用于 3D CT 图像边界检测;Layer 等人^[2]结合高斯混合模型(GMM)和马尔科夫随机场模型(MRF),提出了一种基于统计方法的分割算法来对 PET 图像进行分割;Pereira 等人^[3]使用一种改进的卷积神经网络算法(CNN)来对脑部神经胶质瘤 MR 图像进行自动分割,分割过程中使用较小的内核并设计了更深的架构,从而减少了网络中的权重数,取得了良好的效果。CT 图像和 MR 图像都具有较强的空间分辨率,但无法反映器官和组织的新陈代谢信息,即功能

到稿日期:2017-05-25 返修日期:2017-08-11 本文受国家自然科学基金项目(61402204,61572239),江苏大学基金资助项目(14JDG141),镇江市社会发展项目(SH2016029)资助。

刘庆烽(1994—),男,硕士生,主要研究方向为医学图像处理;刘 哲(1982—),女,副教授,主要研究方向为图像处理、图像数据库, E-mail: 1000004088@ujs.edu.cn(通信作者);宋余庆(1959—),男,教授,主要研究方向为数据挖掘、知识发现、图像数据库系统等;朱 彦(1984—),男,主要研究方向为神经影像诊断。

- ceptual user interface[C]//IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. 1998:214-219.
- [4] SIRIKUNTAMAT N, SATOH S, CHALIDABHONGSE T H. Vehicle tracking in low hue contrast based on CAMShift and background subtraction[C]//International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering. IEEE, 2015:58-62.
- [5] XIU C, BA F. Target tracking based on the improved Camshift method[C]//Chinese Control and Decision Conference. IEEE, 2016:3600-3604.
- [6] ZHU Y, XU B. A robust object tracking method combining shape descriptor and adaptive background camshift[C]//International Conference on Natural Computation. IEEE, 2015:930-933.
- [7] HAN Z, ZHANG R, WEN L, et al. Moving Object Tracking Method Based on Improved Camshift Algorithm[C]//International Conference on Industrial Informatics—Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration. IEEE, 2016:91-95.
- [8] YANG X, FEI S M, LI G, et al. Improved Mean shift tracking algorithm based on complicated feature fusion[J]. Control and Decision, 2014, 29(7):1297-1300. (in Chinese)
杨欣, 费树岷, 李刚, 等. 基于复杂特征融合的改进 Meanshift 目标跟踪[J]. 控制与决策, 2014, 29(7):1297-1300.
- [9] LIU W J, ZHANG Y J. Edge-color-histogram and Kalman filter-based real-time object tracking [J]. Journal of Tsinghua University Science and Technology, 2008, 48(7):1104-1107. (in Chinese)
刘惟锦, 章毓晋. 基于 Kalman 滤波和边缘直方图的实时目标跟踪[J]. 清华大学学报自然科学版, 2008, 48(7):1104-1107.
- [10] YIMIT A, HAGIHARA Y, MIYOSHI T, et al. 2-D direction histogram based entropic thresholding [J]. Neurocomputing, 2013, 120(10):287-297.
- [11] SHEN X M, ZHOU J X, XU T W. Minority Costume Image Retrieval by Fusion of Color Histogram and Edge Orientation Histogram[C]//International Conference on Computer and Information Science. IEEE, 2016:1-7.
- [12] KATJA N, ESTHER K M. Object tracking with an adaptive color-based particle filter[C]//Proceedings of the 24th DAGM Symposium on Pattern Recognition. 2002:353-360.
- [13] NAVNEET D, BILL T. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2005:886-893.
- [14] HAN B, LUO Y. Accurate face detection by combining multiple classifiers using locally assembled histograms of oriented gradients[C]//International Conference on Audio. 2012:106-111.
- [15] ZHANG Y K, LI Y F, SUN J G. Image retrieval based on multi-feature fusion[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(2):495-498. (in Chinese)
张永库, 李云峰, 孙劲光. 基于多特征融合的图像检索[J]. 计算机应用, 2015, 35(2):495-498.
- [16] QU J B. Convergence analysis of kernel based Camshift algorithm[J]. Journal on Numerical Methods and Computer Applications, 2011, 32(2):148-158. (in Chinese)
曲巨宝. 基于核函数的 Camshift 算法的收敛性分析[J]. 数值计算与计算机应用, 2011, 32(2):148-158.
- [17] XU W J, HOU Z Q, YU W S, et al. Fusing mulit feature object tracking algorithm based on background weighting [J]. Journal of Air Fouce Engineering Universitu(Natrnal Science Edition), 2015, 16(3):71-76. (in Chinese)
许婉君, 侯志强, 余旺盛, 等. 背景加权的多特征融合目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2015, 16(3):71-76.
- (上接第 247 页)
- [11] GOERRES G W, KAMEL E, HEIDELBERG T N, et al. PET-CT image co-registration in the thorax; influence of respiration [J]. European Journal of Nuclear Medicine & Molecular Imaging, 2002, 29(3):351-360.
- [12] ZAIDI H, NAQA I E. PET-guided delineation of radiation therapy treatment volumes; a survey of image segmentation techniques[J]. European Journal of Nuclear Medicine & Molecular Imaging, 2010, 37(11):2165-2187.
- [13] SHAO W. Monte Carlo Methods and Their Applications in Some Statistical Model[D]. Jinan: Shandong University, 2012. (in Chinese)
邵伟. 蒙特卡洛方法及在一些统计模型中的应用[D]. 济南: 山东大学, 2012.
- [14] DREVER L, ROA W, MCEWAN A, et al. Iterative threshold segmentation for PET target volume delineation [J]. Medical Physics, 2007, 34(4):1253-1265.
- [15] LEE Y B, SONG S M, LEE J S, et al. Tumor segmentation from small animal PET using region growing based on gradient magnitude[C]//International Workshop on Enterprise Networking & Computing in Healthcare Industry. Piscataway: IEEE Press, 2005:243-247.
- [16] DICE L R. Measures of the amount of ecologic association between species[J]. Ecology, 1945, 26(3):297-302.
- [17] SONG Q, BAI J, HAN D, et al. Optimal Co-Segmentation of tumor in PET-CT images with context information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(9):1685-1697.
- [18] CUI H, WANG X, LIN W, et al. Primary lung tumor segmentation from PET-CT volumes with spatial-topological constraint [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology & Surgery, 2016, 11(1):1-11.
- [19] MI H, PETITJEAN C, VERA P, et al. Joint tumor growth prediction and tumor segmentation on therapeutic follow-up PET images[J]. Medical Image Analysis, 2015, 23(1):84-91.

信息,因此在CT图像和普通MR图像中较难分辨出病变区域^[4];PET图像具有较强的功能信息,但由于现今成像技术的限制,图像分辨率较低,同时部分容积效应特别显著^[5],因而基于单模态图像的分割精度常常无法令人满意。

多模态图像分割能够综合利用PET图像的功能信息和CT图像的结构信息,达到更高的分割精度,因此有学者开始对多模态分割技术进行研究。Ju等人^[6]将随机游走算法和联合图割算法相结合,通过构建PET图像和CT图像的联合分布图,改进了PET子图和CT子图的能量函数,最后通过最小化能量函数完成分割;Bagci等人^[7]通过建立多模态图像的“超图”,通过算法将随机游走从单模态图像扩展到多模态图像中,一次随机游走完成对不同模态图像的分割。现今,多模态医学图像分割技术研究的重点主要是如何在分割过程中充分利用各模态图像的优点,弥补各模态图像的不足,以获得较高的分割精度。

本文通过对PET图像进行预分割来获取初始轮廓,初始轮廓可用于对随机游走算法中的种子点进行自动定位,并作为约束加入到CT图像的随机游走过程中,以克服CT图像中病变区域不显著的问题;同时结合CT图像的结构特征对PET图像上随机游走的权值进行改进,提高了PET图像上随机游走的精度;最后,将PET图像和CT图像随机游走所得的相似度概率矩阵进行加权,从而获得最终的分割结果。

2 经典随机游走算法

经典的随机游走算法将一幅图像 $I = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_N\}$ 映射为一幅加权无向图 $G(V, E)$, 图中的每个节点 $v_i \in V$ 表示图像中的每个像素点 p_{x_i} , 图中的边 $e_{ij} \in E \subseteq V \times V$ 表示两个节点 v_i 和 v_j 间所连接的边。为每条边均赋予一个权值 w , w 表示随机游走者经过这条边的概率,若 v_i 和 v_j 不相邻,则 w 为 0, 表明随机游走者不可能经过这条边;若 v_i 和 v_j 相邻,则以 w 作为 e_{ij} 的权重,权重 w 一般使用经典的高斯函数进行定义^[8-9]:

$$w_{ij} = \exp(-\beta(g_i - g_j)^2) \quad (1)$$

其中, g_i 表示像素点 P_x 的亮度值, β 表示权重系数。

随机游走算法需要人工标记种子点,若分为 K 部分,则需要 K 组种子点。分割过程:计算所有未被标记的种子点到被标记种子点的概率,依据最后所得的概率矩阵完成分割。但是,直接求解该概率矩阵极为复杂,文献^[9]中已经证明了求解随机游走者首次到达一个种子点的概率问题等价于Dirichlet边界问题。Dirichlet积分公式如下:

$$D[x] = \frac{1}{2} x^T L x = \frac{1}{2} \sum_{e_{ij} \in E} w_{ij} (x_i - x_j)^2 \quad (2)$$

其中, L 为一个拉普拉斯矩阵:

$$L_{ij} = \begin{cases} d_i, & \text{如果 } i=j \\ -w_{ij}, & \text{如果 } v_i \text{ 与 } v_j \text{ 相邻} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $d_i = \sum w_{ij}$ 表示与 v_i 相邻的所有节点的权值的和。随机游走算法将所有节点分为已被标记为种子点的节点和未被标记的点,因此 L 可以分解为如下矩阵的形式:

$$L = \begin{bmatrix} L_M & B \\ B^T & L_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, L_M 为已被标记的节点间的权值矩阵,而 L_N 为未被标记的节点间的权值矩阵, B 为两类节点间的权值矩阵。使用 L 对式(2)进行一系列运算,可得:

$$\begin{aligned} D[x_N] &= \frac{1}{2} [x_M^T \ x_N^T] \begin{bmatrix} L_M & B \\ B^T & L_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_M \\ x_N \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{2} (x_M^T L_M x_M + 2x_N^T B^T x_M + x_N^T L_N x_N) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, x_M 和 x_N 分别为已被标记点和未被标记点的概率。通过求解 $D[x_N]$ 关于 x_N 的偏导数,可得Dirichlet积分的最优解:

$$L_N X = -B^T M \quad (6)$$

计算所得的 X 即为所有未被标记点到达已被标记点的概率值,亦即所求的相似度概率矩阵。依据相似度概率矩阵对每个未被标记点完成标记,本文将图像分为前景和背景两类,对所有未被标记点依据其到前景种子点和背景种子点的概率来完成标记,即完成图像的分割。

3 基于约束随机游走的肿瘤图像分割算法

3.1 预处理

由于本文算法需要对PET图像和CT图像同时进行处理,需要保持PET图像和CT图像中的信息基本一一对应,因此需要对采集的图像进行预处理,主要包括插值、配准、平滑和去噪。插值算法用于解决PET图像分辨率较低的问题,文中使用三次B样条插值保证PET图像和CT图像具有相同的分辨率。本文算法所采集的图像来自PET-CT一体机,PET图像和CT图像的拍摄时间相差极短,拍摄过程中器官发生形变的可能性较小。在图像采集的过程中可能因某些因素导致图像发生形变,形变包括非刚性形变和刚性形变。非刚性形变的配准较为复杂,因此为了便于处理,本文所选取的实验图像是由医生挑选的未发生非刚性形变或发生轻微非刚性形变的数据。配准算法使用临床上采用较多的仿射变换^[10-11],图像使用仿射变换进行刚性配准后可以基本实现图像像素的对齐。然后再分别对PET图像和CT图像进行去噪和平滑处理。PET图像使用的是中值滤波,窗口大小为 5×5 ;CT图像采用的是各向异性滤波。由于本文中使用的PET图像初始分辨率较低,为 200×200 ,不易直接处理,同时为了尽量减少图像在去噪和平滑过程中信息的丢失,本文先对PET图像进行上采样,然后进行配准,最后进行平滑和去噪。若先对图像进行平滑和去噪,然后进行上采样和配准,则在去噪和平滑的过程中图像会有信息丢失,上采样后可能导致更多信息的丢失,影响后续的分割效果。

3.2 种子点定位算法

传统的随机游走算法采用人工交互的方法确定种子点,但人工交互的方法对分割过程中选取种子点的人提出了一定的要求,因此本文提出了一种基于区域生长法和数学形态学的种子点自动定位算法。由于PET图像中肿瘤区域的新陈代谢较为旺盛,因此肿瘤区域的亮度较高,临床上使用标准摄取值(Standardized Uptake Value, SUV)对PET图像进行定量分析。区域生长法应用于PET图像肺肿瘤区域分割时具

有一定的分割精度^[7],因此本文采用区域生长法对 PET 图像进行预分割来获取初始轮廓,通过初始轮廓实现种子点的自动定位。

种子点的自动定位方法如下:

1) 获取肿瘤的初始位置。SUV 用于衡量 PET 图像中各部分的新陈代谢程度,而肿瘤区域的新陈代谢程度最高,因此选取 SUV 值最大的像素点作为区域生长法的初始种子点。

2) 搜索初始种子点周围 4 邻域内满足以下条件的所有点:

$$a_i = \begin{cases} 1, & SUV(v_i) \geq 50\% * SUV_{MAX} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

这个判定条件是按现阶段的经验知识进行设置的,如果一个像素点的 SUV 值大于 SUV 最大值的 50%,则这个像素点属于肿瘤区域的可能性极大^[12]。

3) 若种子点的特征不满足式(7),则生长完成。由于 PET 图像具有部分容积效应,因此对所得的初始轮廓进行数学形态学上的膨胀操作,本文所取的结构元素为 5×5 。

4) 在初始轮廓中使用拟蒙特卡洛算法^[13]选定前景种子点,拟蒙特卡洛算法可在一个区域内均匀地选取定量种子点^[6]。

5) 搜索每个前景种子点的 8 邻域内满足下式的点作为背景种子点:

$$a_j = \begin{cases} 1, & SUV(v_j) \leq 5\% * SUV_{MAX} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

这个判定条件也是依照经验知识进行设置的,如果一个像素的 SUV 值小于 SUV 最大值的 15%,则这个种子点属于背景种子点的可能性极大,为了留有一定的裕量,本文中取 5%。获得 PET 图像上的前景种子点和背景种子点后进行种子点的映射,获得 CT 图像上随机游走的种子点。

3.3 CT 图像上的随机游走

CT 图像主要反映病变区域的结构信息,但缺少功能信息,使得未经增强的 CT 图像中病变区域和正常区域的对比较弱,一般很难直接从 CT 图像中分辨出病变区域。在 CT 图像上直接使用随机游走算法无法准确地将病变区域分割出来,因此本文在 CT 图像的随机游走中添加了一个约束,通过将种子定位算法所获得的初始分割轮廓作为约束,使得随机游走在初始轮廓内行走的概率大于在外部区域行走的概率。

对于经过预处理的 PET 图像和 CT 图像,将 PET 图像上所获得的初始轮廓映射到 CT 图像上。在初始分割轮廓内,随机游走者以正常的权值进行随机游走,而初始轮廓外的区域可能也属于病变区域,但随机游走者经过这些区域的概率应小于在初始轮廓内行走的概率。本方法通过最小包围圆将初始肿瘤轮廓区域囊括起来,认为在最小包围圆内但在初始轮廓外的区域为疑似病变区域,而在最小包围圆外的部分为正常区域。分别计算在最小包围圆内但在初始轮廓外的两个相邻顶点到肿瘤区域最小包围圆中心的欧氏距离,选取两个欧氏距离的最小值与最小包围圆半径相除,所得的值作为这两个相邻顶点间的边的权值约束项;而对于最小包围圆外的区域,将其边的权值设为 0.01,该值不宜设置得太小,以避免在求解拉普拉斯矩阵的过程中出现矩阵奇异性而无解的情

况。为 CT 图像上的随机游走添加形状约束后,即克服了 CT 图像中的病变区域不明显的缺点。

定义 1 CT 形状约束:

$$a_{ij} = \begin{cases} 0, & v_i = v_j \\ 0.01, & (v_i, v_j) \notin C \\ \gamma \cdot w_{ij}, & v_i \neq v_j \& (v_i, v_j) \notin E \& (v_i, v_j) \in C \\ w_{ij}, & v_i \neq v_j \& (v_i, v_j) \in E \end{cases} \quad (9)$$

其中, E 为映射至 CT 图像上的初始轮廓, C 为最小包围圆, γ 为所添加的约束项。

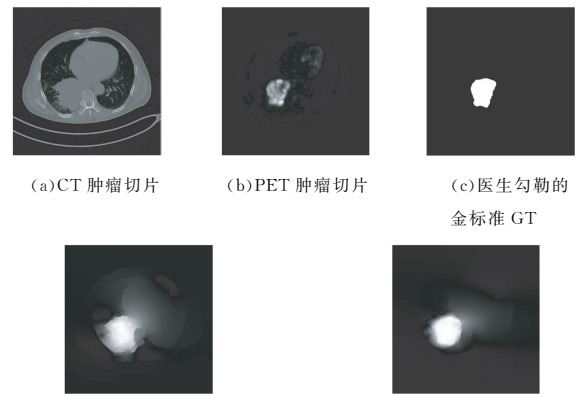
$$\gamma = \rho(\exp(-\frac{p}{r})) \quad (10)$$

其中, r 为正好囊括整个病变区域 E 的最小包围圆的半径, p 为相邻顶点与病变区域中心的欧氏距离的较小值。

$$p = \min(\|v_i, o\|, \|v_j, o\|) \quad (11)$$

其中, o 为病变区域最小包围圆的中心, 顶点 v_i 和 v_j 为最小包围圆内的两个相邻顶点。

图 1 为 CT 图像上形状约束的效果图。



(d) 未添加约束的 CT 肿瘤概率分布图 (e) 添加约束后的 CT 肿瘤概率分布图

图 1 CT 约束效果图

Fig. 1 Effect of constraint function on CT

3.4 PET 图像上的随机游走

由于 PET 图像的分辨率较低, PET 图像中肿瘤的位置清晰但轮廓较为模糊,同时肿瘤的生长也并不是均匀存在的,因此, PET 图像中的肿瘤区域可能是轮廓模糊且灰度不均匀的; CT 图像的结构信息较强,能够一定程度地反映肿瘤区域的结构信息。因此,本算法改进了 PET 图像上随机游走的权值。如上文所述,经预处理后, PET 图像和 CT 图像中的像素基本一一对应,因此本文提取了 CT 图像中的梯度信息,将其映射至 PET 图像中,以改进 PET 图像上随机游走的权值。

$$w_{ij} = \exp(-\alpha(g_i - g_j)^2 - \beta(v_i - v_j)^2) \quad (12)$$

其中, g_i 为 PET 图像中的 SUV 值, v_i 为 CT 图像中所提取的梯度特征。本方法中设置 α 值为 0.6, β 值为 0.4。

3.5 相似度矩阵加权

将 PET 图像上随机游走所得的概率矩阵 P_{PET} 和 CT 图像上随机游走所得的概率矩阵 P_{CT} 进行加权,从而获得最终的概率矩阵 P ,并依据最终获得的概率矩阵完成最终分割。

$$P = \eta \cdot P_{PET} + \mu \cdot P_{CT} \quad (13)$$

本方法中 PET 图像和 CT 图像所得概率矩阵所占的比重相同,即 η 为 0.5, μ 为 0.5。

3.6 算法流程

为了充分利用不同模态图像的信息,本文提出一种带约束的 PET-CT 肺部肿瘤图像随机游走分割方法。首先,利用预分割实现 PET 图像和 CT 图像的种子点的自动定位;然后,将预分割轮廓作为约束加入到 CT 图像的随机游过程中,弥补了 CT 图像上病变区域不明显的不足;同时,提取了 CT 图像上的梯度信息来改进 PET 图像上随机游走的权值,弥补了 PET 图像上灰度分布不均匀和病变区域轮廓不明显的缺点;最后,将 PET 图像和 CT 图像上随机游走所得的相似度概率矩阵进行加权,完成最后的分割。该算法的具体步骤如下。

步骤 1 预处理。首先对输入的 PET 图像和 CT 图像进行上采样和配准处理,初步实现像素的一一对应;然后分别对 PET 图像和 CT 图像进行去噪和平滑处理。

步骤 2 利用区域生长法对 PET 图像进行预分割,区域生长法的判定条件如式(7)所示,经过预分割后获得初始分割轮廓。在初步分割轮廓内使用拟蒙特卡洛方法获取一定数量的前景种子点,之后搜索每个前景种子点的 8 邻域,获取满足式(8)的点作为背景种子点。

步骤 3 使用步骤 2 获得的轮廓,依据式(9)和式(10)计算出 CT 图像上随机游走所需的权值,完成 CT 图像上的随机游走,获得相似度概率矩阵。

步骤 4 获取 CT 图像中的梯度,依据式(12)重新计算 PET 图像上的随机游走的权值,完成 PET 图像上的随机游走,获得相似度概率矩阵。

步骤 5 对 CT 图像上获得的随机游走相似度概率矩阵和 PET 图像上随机游走相似度概率矩阵进行加权,以获得最终的相似度矩阵,并依据相似度矩阵完成分割。

图 2 为本文方法的流程图。

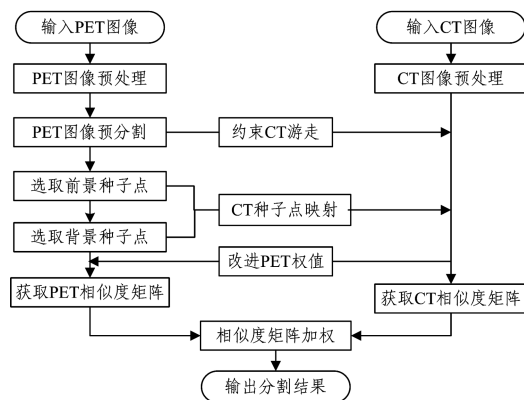


图 2 所提算法的流程图

Fig. 2 Flowchart of proposed algorithm

4 实验结果与分析

4.1 实验数据

为了验证本文算法的可行性和分割精度,在江苏大学附属医院的支持下,采集了 14 例肺部肿瘤数据,每组数据包括 PET 图像以及对应的 CT 图像,图像均以 DICOM 的格式进行存储。PET-CT 一体机扫描设备为 SIEMENS 52 环 128 层

高分辨率 PET-CT,受检测者检查前 24 小时内禁烟酒,12 小时内禁食,避免糖水、浓茶及咖啡等影响葡萄糖代谢的饮料摄入,检查前夜保证充足睡眠。PET 图像及 CT 图像均由标准迭代法(有序子集最大似然法)重建,CT 重建矩阵为 512×512 像素,重建厚度为 3mm,重建间隔为 2mm;PET 图像重建经 CT 图像进行衰减矫正,重建矩阵为 200×200 像素。本实验所选用的平台为 Win7@32 bits,编程工具为 MATLAB 2014a。本文选用的对比算法分别为 40% 阈值法(40% fixed)、50% 阈值法(50% fixed)、迭代阈值法(ITM)^[14]、区域生长法(RG)^[15]、随机游走算法(RW)^[8]。由于大部分 CT 图像中肿瘤区域的显示不明显,因此这 5 种算法在 CT 图像上无法得到正确的分割结果,而 PET 图像因为功能性较强,所以分割结果较为满意,因此下文对比实验结果皆来自 PET 图像的分割结果。

4.2 评价标准

为了衡量分割结果的准确性,本文使用 Dice 相似系数(Dice's similarity coefficient, DSC)^[16] 计算了算法分割结果和金标准(Ground Truth, GT)之间的空间重合度。DSC 能够较为客观地评价不同分割算法的准确性^[6-7,17-19]。GT 是由江苏大学附属医院的两位放射科医生独立对每个病例手工勾勒出肿瘤区域,然后再由另一位经验丰富的放射科医生进行判定和修饰而得到的肿瘤区域。DSC 的定义如下:

$$DSC(U_1, U_2) = \frac{2|U_1 \cap U_2|}{|U_1| + |U_2|} \quad (14)$$

其中, U_1 和 U_2 分别代表算法的分割结果和金标准(GT)。通过计算算法分割结果与金标准的重合度来判定分割结果的好坏。DSC 越接近 1,表示分割效果越好。

4.3 实验结果与分析

为了验证本文算法对肺癌病变区域进行分割的精度较传统算法更高,将其与其他 5 种分割算法进行比较,评价标准为 DSC 值。本文算法与其他算法的 DSC 值的对比结果如图 3 所示。

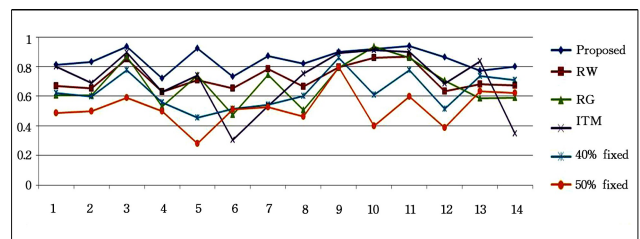


图 3 本文算法与其他传统算法的 DSC 值对比

Fig. 3 Comparison of DSC values among proposed algorithm and other traditional algorithms

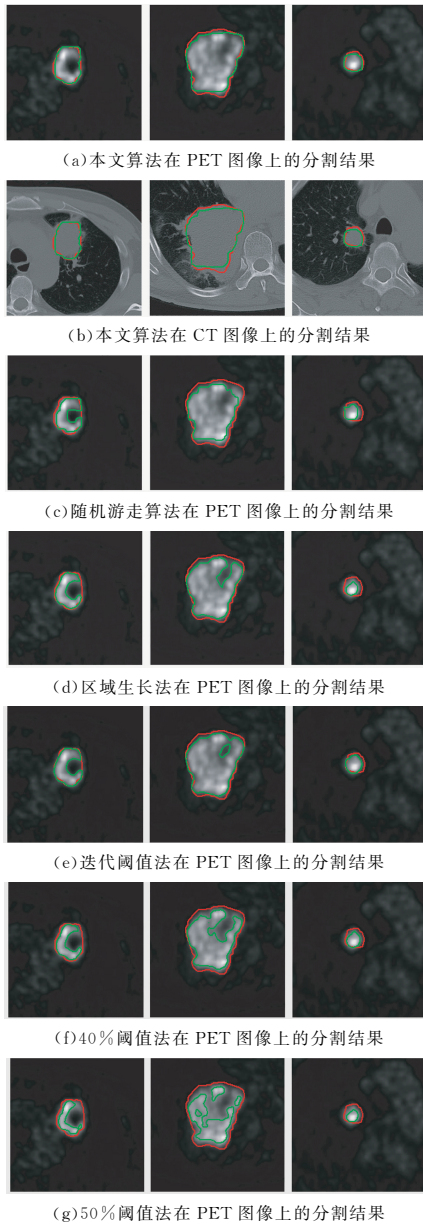
从图 3 中可以看出,本文算法的 DSC 值比其他算法具有较大的优势,这表明本文算法的分割准确度相比其他算法好。根据以上分割结果,对每种算法的 DSC 平均值和均方差进行统计,结果如表 1 所列。从表 1 中可以发现,由于本文算法较为充分地利用了 PET 图像和 CT 图像的优势,同时在分割过程中较好地解决了 PET 图像和 CT 图像本身存在的不足,因此本文算法相对于只利用了 PET 图像的算法有更高的分割精度,同时也更加稳定。

表 1 本文算法与其他 5 种算法的定量比较

Table 1 Quantitative comparison among proposed algorithm and other five algorithms

Rank	Methods	DSC(mean±sd)
1	40% fixed	0.6339±0.1145
2	50% fixed	0.5206±0.1210
3	ITM	0.6694±0.2737
4	RG	0.6819±0.1408
5	RW	0.7237±0.0848
6	Proposed	0.8456±0.0703

对于不同算法的分割结果,本文挑选了 3 组较有代表性的肿瘤切片的。第一组切片的肿瘤区域大小中等,在 PET 图像上的分布较不均匀,肿瘤区域在 CT 图像上的分布较不明显;第二组切片的区域较大,在 PET 图像上的分布较不均匀,肿瘤区域在 CT 图像上的分布极不明显;第三组切片的肿瘤区域较小,在 PET 图像上的分布较均匀,肿瘤区域在 CT 图像上的分布较明显。分割结果如图 4 所示。



注:分割结果以绿线进行勾勒,金标准以红线进行勾勒

图 4 各算法在 3 组较为典型的肿瘤切片上的分割结果对比
Fig. 4 Segmentation results of each algorithm on three typical tumour slices

结束语 本文提出一种适用于多模态图像肺癌病变区域的分割算法。该算法综合利用 PET 图像较强的功能性和 CT 图像较强的结构性,在随机游走的基础上,通过 PET 图像进行一次预分割,并将预分割结果作为约束加入 CT 图像的随机游走过程中,同时改进 PET 图像上随机游走的权值,以实现肺部肿瘤区域的分割。通过 DSC 评价指标可以看出,本文算法能够更加精确地分割出肺癌的病变区域,同时也更加稳定。但本算法在预处理过程须保证 PET 图像和 CT 图像像素点的一一对应,这使得其对一些失配严重的 PET 图像和 CT 图像无法得到理想的结果,这将是未来需要重点研究的问题。

参考文献

- [1] SHAO Y,GAO Y,WANG Q,et al. Locally-constrained boundary regression for segmentation of prostate and rectum in the planning CT images[J]. Medical Image Analysis,2015,26(1): 345-356.
- [2] LAYER T,BLAICKNER M,KNAUSL B,et al. PET image segmentation using a Gaussian mixture model and Markov random fields[J]. Ejnmmi Physics,2015,2(1):1-15.
- [3] PEREIRA S,PINTO A,ALVES V,et al. Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2016,35(5):1240-1251.
- [4] VAN B A,BOSMANS G,BOERSMA L,et al. PET-CT-based auto-contouring in non-small-cell lung cancer correlates with pathology and reduces interobserver variability in the delineation of the primary tumor and involved nodal volumes[J]. International Journal of Radiation Oncology Biology Physics, 2007, 68(3):771-778.
- [5] MACMANUS M,NESTLE U,ROSENZWEIG K E, et al. Use of PET and PET/CT for radiation therapy planning:IAEA expert report 2006-2007 [J]. Radiotherapy & Oncology,2009,91(1):85-94.
- [6] JU W,XIANG D,ZHANG B,et al. Random Walk and Graph Cut for Co-Segmentation of Lung Tumor on PET-CT Images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 5854-5867.
- [7] 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]. Medical Image Analysis,2013,17(8): 929-945.
- [8] GRADY L. Random walks for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(11):1768-1783.
- [9] GRADY L,SCHIWIETZ T,AHARON S,et al. Random walks for interactive organ segmentation in two and three dimensions: implementation and validation[C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI. Berlin Heidelberg:Springer,2005:773-780.
- [10] ERDI Y K,ROSENZWEIG K,ERDI A K,et al. Radiotherapy treatment planning for patients with non-small cell lung cancer using positron emission tomography (PET) [J]. Radiotherapy & Oncology Journal of the European Society for Therapeutic Radio-logy & Oncology,2002,62(1):51-60.