

## 基于先验的随机游走算法在医学图像分割中的应用

陈海斌, 甄鑫, 周凌宏

南方医科大学生物医学工程学院, 广东 广州 510515

**【摘要】目的:**常规的交互式图像分割算法通常只能对单个目标进行分割, 或对多个目标的分割比较繁琐。针对该问题, 本文期望提出一种基于随机游走算法的改进算法, 以实现离散多目标的快速分割。**方法:**随机游走算法是使用最为广泛的交互式图像分割方法之一, 在各类图像的分割中表现良好。而对于目标呈现离散分布的图像, 该方法虽然也可以对其进行分割, 但需要用户在各个离散的目标区域均选择种子点, 因此分割效率低下。针对该问题, 本文将初始种子点的灰度信息作为先验, 初步估计待分割图像中像素点隶属于各类种子点的概率, 并将其作为非图像空间项加入随机游走算法的目标函数, 引导图像分割。使用改进方法分别对人工合成图像和临床医学图像进行分割, 验证本文算法。**结果:**改进方法在减少交互的情况下, 能有效地对人工合成图像和临床医学图像中的多个离散目标实现全部分割, 且分割结果明显优于原始的随机游走算法。**结论:**本文提出的改进方法能有效地实现离散目标的医学图像分割, 并且简化了分割的交互过程。

**【关键词】** 随机游走; 先验; 离散; 图像分割

**【DOI 编码】** doi:10.3969/j.issn.1005-202X.2015.02.005

**【中图分类号】** TP319

**【文献标识码】** A

**【文章编号】** 1005-202X(2015)02-0174-04

## Research of Random Walker Algorithm Based on Priori Modeling in the Application of Medical Image Segmentation

CHEN Hai-bin, ZHEN Xin, ZHOU Ling-hong

College of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

**Abstract:** Objective Conventional interactive image segmentation algorithm can be complicated in the segmentation of discrete targets. To solve this problem, we expect to propose an improved algorithm based on random walker algorithm for the segmentation of discrete targets. **Methods** The Random walker algorithm is one of the widely-used interactive image segmentation algorithms for medical images. However, if the regions of interest are discrete, segmentation need to be done by labeling seed points in each target region, which would be inefficient and time-consuming. In this paper, we propose an improved random walker method, estimating the probabilities of voxels in the image to be segmented with the labeled seed points using the priori models of seed points for the segmentation of discrete targets. The method is evaluated by synthetic images and real medical images. **Results** The proposed method performs well in the simulated images and the clinical medical images and its results are better than the results of conventional random walker algorithm. **Conclusion** Random walker algorithm based on priori modeling with good robustness is effective in the discrete targets segmentation and can simplify the interactive procedure.

**Key words:** random walker; priori; discrete object; segmentation

### 前言

随着影像医学的迅速发展, 医学图像的分割对于

临床诊断和治疗具有重要的意义<sup>[1-4]</sup>。目前的图像分割算法主要分为手动分割、交互式分割和全自动分割三类<sup>[5]</sup>。手动分割比较耗时, 且要求分割者具有丰富的经验。全自动分割无需人工干预, 通常比较适用于简单均匀目标的分割, 但是对于复杂多样的医学图像目标, 其精度达不到临床的需求。而交互式分割只需加入少量的人工干预<sup>[6]</sup>, 就能自动得到较好的分割结果, 因此在医学领域得到广泛的应用。

目前主流的交互式图像分割算法, 大部分是利用待分割像素点与其他像素点在图像空间中的位置关

**【收稿日期】** 2014-11-20

**【基金项目】** 国家自然科学基金(81301940); 广东省战略性新兴产业核心技术攻关(2011A081402003); 广州市重大科技专项计划项目(2011Y1-00019)

**【作者简介】** 陈海斌(1990-), 男, 硕士, 从事医学图像分割和图像配准研究。

**【通信作者】** 周凌宏, E-mail: smart@smu.edu.cn。

系和灰度信息等来实现图像分割。比如:图切分算法<sup>[7]</sup>,分水岭算法<sup>[8]</sup>,水平集算法<sup>[9]</sup>,基于图论的随机游走算法(Random Walker, RW)<sup>[10]</sup>等,其中随机游走算法是目前使用最广泛的交互式图像分割算法之一。该算法首先需要用户在图像上选择一定数量的分类种子点,通过计算图像中每个像素点首次到达任何一类种子点的概率,并将每一个像素归类到概率最大的类别,实现图像的分割。图像中的每一个像素首次到达种子点的概率的求解,无需模拟整个随机游走过程,只需要通过求解一个稀疏对称的正定线性方程组得到。该算法<sup>[10-12]</sup>具有以下优良特性:(1)分割结果唯一;(2)对弱边界的图像分割效果显著;(3)对噪声的鲁棒性好;(4)可以通过修改种子点对图像分割结果进行修正。然而,由于随机游走算法在实际的应用中要求用户选择初始种子点,任何待分割的目标区域的像素点应与至少一类种子点连通,若目标区域与种子点之间存在较大灰度梯度,随机游走算法将认为目标区域与种子点未连通。而在很多医学图像的分割中,常需要分割多个离散的目标,这就需要在每一个目标区域内均选择种子点,这样就导致分割效率低下。考虑到医学图像中同种类目标通常表现出相似的灰度特性,如果能够将这样的非空间特性与基于像素点空间关系的随机游走算法进行结合,就可以解决多个离散目标的分割问题。基于这样的思想,本文通过利用初始种子点的灰度信息,初步估计待分割图像中像素点属于各类目标种子点的概率,根据贝叶斯理论,建立先验模型,并将其作为非空间项与随机游走空间目标函数结合作为本文算法的目标函数<sup>[13]</sup>,求解该目标函数,从而实现离散目标的分割。

## 1 随机游走算法

随机游走图像分割算法<sup>[10]</sup>是通过计算从每一个像素点出发的随机游走者首次到达各类种子点的概率求解图像分割问题。首先,将待分割图像看作是由一定数量的顶点和边构成的离散无向图  $G=(V,E)$ ,其中图像中的每个像素点对应着图的顶点,每条边连接两个顶点  $v_i$  和  $v_j$ ,表示为  $e_{ij}$ ,且被赋予一定的权值,表示为  $\omega_{ij}$ ,它反映相邻像素之间的差异或相似度。其中权函数定义为:

$$\omega_{ij}=\exp(-\beta(I_i-I_j)^2) \quad (1)$$

式中: $I_i$ 表示顶点  $v_i$  的灰度值; $I_j$ 表示与顶点  $v_i$  相邻的顶点  $v_j$  的灰度值; $\beta$ 为自由参数。

一个随机游走者首次到达一个种子点的概率可通过最小化目标函数式(2)得到<sup>[10,12]</sup>:

$$E_{RW}=\mathbf{x}^T\mathbf{L}\mathbf{x} \quad (2)$$

式中: $L$ 为Laplacian矩阵

$$L_{ij}=\begin{cases} d_i & \text{if } i=j, \\ -\omega_{ij} & \text{if } v_i \text{ and } v_j \text{ are adjacent vertices,} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $d_i=\sum\omega_{ij}$ 表示顶点  $v_i$  的度,定义为与顶点  $v_i$  相邻的所有顶点的权值之和。 $L$ 是一个稀疏对称的正定矩阵,在二维和三维图像分割中通常分别以四连通和六连通位置关系建立。

将图  $G$  的顶点  $V$  分为两个集合: $V_M$ (已标记为种子点的顶点)和  $V_N$ (未标记的顶点),需要满足  $V_M\cup V_N=V, V_M\cap V_N=\emptyset$ 。根据结点所属不同集合将  $L$  分解对角形式,则式(2)可以改写为如下形式:

$$E_{RW}=\begin{bmatrix} \mathbf{x}_M^T & \mathbf{x}_N^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_M & B \\ B^T & L_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_M \\ \mathbf{x}_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中  $\mathbf{x}_M$  和  $\mathbf{x}_N$  分别对应已标记为种子点和未标记的顶点的随机游走的概率值。通过求  $E_{RW}$  对  $\mathbf{x}_N$  的微分找到临界点:

$$L_N\mathbf{x}_N=-B^T\mathbf{x}_M \quad (5)$$

设顶点  $v_i$  到达标记为  $s$  的种子点的概率值为  $x_i^s$ ,将每个种子点的标记定义为一个函数  $Q(v_i)=s, \forall v_i\in V_M$ ,其中  $0<s\leq k, k$  为种子点的种类数,  $k\geq 2$  ( $k=2$  时表示图像分为目标和背景,对应的种子点则为前景种子点和背景种子点)。为每个标记  $s$  定义一个与  $V_M$  相同维度的矩阵  $M$ :

$$m_i^s=\begin{cases} 1 & \text{if } Q(v_i)=s \\ 0 & \text{if } Q(v_i)\neq s \end{cases} \quad (6)$$

对应的 Dirichlet 问题可以转化为求解下式:

$$L_N\mathbf{x}^s=-B^T\mathbf{M} \quad (7)$$

求解公式(7)可计算得到待分割图像中所有未标记顶点到达标记为  $s$  的种子点的概率值  $x_i^s$ 。最后将每个未标记顶点对应的像素点归并到概率最大值所属的类别中,实现图像分割。

## 2 基于先验的随机游走算法

设用户在待分割图像上的目标区域内选取  $k$  类种子点,并分别标记为  $s$ ,各类种子点表示为

$$\mathbf{g}^s=\{r_1^s, r_2^s, \dots, r_c^s\},$$

对应的种子点的灰度表示为

$$\mathbf{t}^s=\{t_1^s, t_2^s, \dots, t_c^s\},$$

其中  $c$  为  $s$  类标记点的数目。首先,根据初始种子点的灰度信息,采用下式(8)估计灰度值为  $I_i$  的像素点  $i$  在各类种子点中的分布概率  $\lambda_i^s$

$$\lambda_i^s=\frac{1}{Z^s}\sum_{c_i^s\in\mathbf{g}^s}e^{-\frac{(I_i-t_c^s)^2}{\sigma}} \quad (8)$$

其中  $\sigma$  为概率估计的方差,取值为 100。 $Z^s$  为标记为  $s$  的种子点的归一化参数,其表达式为:

$$Z^s = \sum_{l=0}^{255} \sum_{c_r^s \in \mathcal{G}^s} e^{-\frac{(I_c^s)^2}{\sigma}} \quad (9)$$

当得到图像中每个像素点的分布概率  $\lambda_i^s$  后, 根据简单的贝叶斯概率理论, 计算每个像素点属于类别  $s$  的概率:  $x_i^s = \lambda_i^s / \sum_{s=1}^k \lambda_i^s$ , 并将其用向量符号表示为:

$$\left( \sum_{s=1}^k \Lambda^s \right) \mathbf{x}^s = \lambda^s \quad (10)$$

其中,  $\Lambda^s$  为由  $\lambda^s$  组成的对角矩阵, 即  $\text{diag}(\lambda^s)$ 。式(10)可表示如下目标函数的最小能量分布:

$$E_{\text{Prior}}^s(\mathbf{x}^s) = \sum_{m \neq n} \mathbf{x}^{mT} \wedge^m \mathbf{x}^n + (\mathbf{x}^s - 1)^T \wedge^s (\mathbf{x}^s - 1) \quad (11)$$

将上述的先验模型加入到原始随机游走的目标函数, 并以自由参数  $\alpha$  控制能量函数中先验部分的权重(本文中取值为 0.01), 得到新的目标函数:

$$E_{\text{Total}}^s = E_{\text{RW}}^s + \alpha E_{\text{Prior}}^s \quad (12)$$

新目标函数的求解方法与原始随机游走方法相同, 通过求  $E_{\text{Total}}$  对  $\mathbf{x}_N$  的微分找到临界点:

$$(\mathbf{L}_N + \alpha \sum_r \Lambda_r^s) \mathbf{x}_N^s = \alpha \lambda_N^s - \mathbf{B}\mathbf{M} \quad (13)$$

公式(13)的求解与公式(7)类似, 即求解一个大型稀疏线性方程组, 得到待分割图像中所有未标记顶点到达标记为  $s$  的种子点的概率值  $x_i^s$ , 然后将每个未标记顶点对应的像素点归并到概率最大值所属的类别中, 实现图像分割。

### 3 实验结果

本文实验使用的待分割图像均含有多个灰度特征相似的目标, 用户可以通过 Matlab GUI 界面, 使用简单的鼠标操作在图像上标记不同类别的种子点, 然后采用原始随机游走算法和本文算法进行分割, 并比较实验结果。其中本文算法的参数  $\beta=500$ , 原始随机游走算法使用最优的参数  $\beta$ 。

(1)人工合成图像分割实验: 本文首先以一幅大小为  $128 \times 256$ , 人工合成的多目标特征的图像(目标区域像素值为 1, 背景区域像素值为 0), 测试本文算法对离散目标的分割能力, 并与原始随机游走算法结果进行对比。该实验中原始随机游走算法中  $\beta=90$ 。如图 1 所示, 在所有目标区域内均选择前景种子点时(图 1(a)), 原始随机游走算法和本文算法均能将图像中所有离散目标分割出来。然后, 保持背景种子点不变, 减少前景种子点, 仅在左上和右下的两个目标区

域内标记前景种子点(图 1(b)), 和仅在左上的单个目标区域内标记前景种子点(图 1(c))时, 原始随机游走算法仅能分割出标记有前景种子点目标, 而本文算法仍然可以分割出所有离散目标。实验结果表明: 在多个离散目标图像的分割中, 本文算法只需在其中某个目标上标记种子点即可实现分割, 而原始随机游走算法则需在所有目标上标记种子点, 本文算法在离散目标的分割上的效率优于原始的随机游走算法。

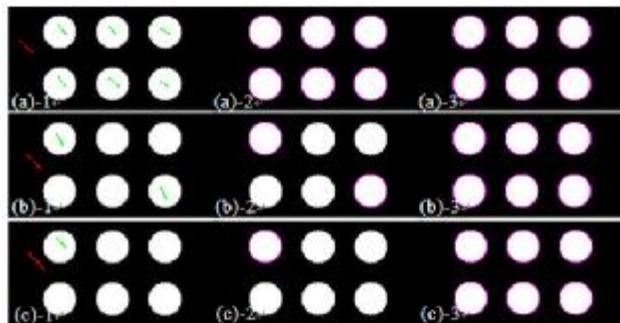


图 1 本文算法与原始随机游走算法对合成多目标图像的分割结果比较

Fig.1 The Segmentation Results Comparison of RW and the Proposed Algorithm.

备注: (a-c)-1 为初始种子点, 其中绿色线为前景种子点, 红色线为背景种子点; (a-c)-2 为随机游走算法的分割结果, (a-c)-3 为本文算法的分割结果, 其中红色线表示分割结果的轮廓线。

(2)临床医学图像分割实验: 本实验观察本文算法对临床医学图像的分割作用。为进一步验证本文算法对临床医学图像中离散多目标分割的有效性, 本文以四例医学图像进行验证: 心脏 CT 图像一例, 头部 MR 图像两例, 肺部 CT 图像一例。实验中仅在待分割图像的其中一个目标区域内标记前景种子点, 利用原始随机游走算法和本文算法对图像实施分割。该实验中原随机随机游走算法四个实例中  $\beta$  取值依次为: 200, 500, 400, 90。如图 2 所示, 原始随机游走算法仅能分割出单个目标(图 2(a)-2, (d)-2)或目标的部分区域(图 2(b-c)-2), 而本文算法对各类目标均能实现完整分割(图 2(a-d)-3)。实验结果表明, 在减少交互时间的基础上(仅在单个目标上标记种子点), 本文算法的分割结果的完整性和准确性明显优于原始的随机游走算法。

### 4 结论

本文针对原始随机游走算法无法对离散目标实现快速分割的缺陷, 利用同类目标灰度相似的特点, 提出了一种基于先验的随机游走算法, 充分地利用交互时用户选择的初始种子点灰度信息, 通过估计图像中像素点归属于各类种子点的概率, 构造先验模型, 为待分割图像中未连接的像素点建立非空间连接关系, 实现离散目标的快速分割。

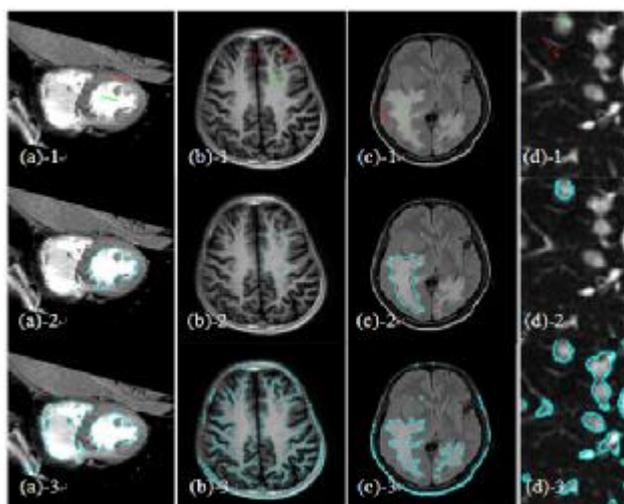


图2 本文算法与原始随机游走算法在含有离散目标的医学图像的分割结果比较

Fig.2 The Segmentation Comparison for Several Medical Images with Discrete Targets of RW and the Proposed Algorithm. Brain and Pulmonary Nodule, Respectively.

备注:(a-d)-1 为初始种子点,其中绿色线为前景种子点,红色线为背景种子点;(a-d)-2 为随机游走算法的分割结果(a-d)-3 为本文算法的分割结果,其中蓝色线表示分割结果的轮廓线。其中,(a):心室的分割,(b):大脑灰质的分割,(c):脑肿瘤水肿部分的分割,(d):肺结节的分割。

本文通过人工合成图像的分割实验,验证了本文算法在离散多目标分割中,仅需在单个目标上标记种子点即可实现所有目标分割的特性。此外,本文对多种临床医学图像的分割实验进一步验证:仅在单个目标上标记种子点时,本文算法对离散多目标的分割效果优于原始随机游走算法。本文算法在一定程度上简化了离散多目标分割的交互过程,提高了医生的工作效率,提升了随机游走算法的实用性。

### 【参考文献】

[1] Jung LS, Thapa D, Wang GN. Automatic Segmentation and Diagnosis

of Breast Lesions Using Morphology Method Based on Ultrasound [M]. in Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Wang L, Jin Y Berlin: Springer, 2005: 1079-1088.

- [2] Popple RA, Griffith HR, Sawrie SM, et al. Brezovich, implementation of talairach atlas based automated brain segmentation for radiation therapy dosimetry[J]. Technol Cancer Res Treat, 2006, 5(1): 15-21.
- [3] Ito M, Sato K, Fukumi M, et al. Brain tissues segmentation for diagnosis of Alzheimer-type Dementia[C]. in Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), 2011 IEEE, 2011: 3847-3849.
- [4] Pejavar S, Yom SS, Hwang A, et al. Computer-assisted, atlas-based segmentation for target volume delineation in whole pelvic IMRT for prostate cancer[J]. Technol Cancer Res Treat, 2013, 12(3): 199-206.
- [5] Pham DL, Xu C, Prince JL. Current methods in medical image segmentation1[J]. Annu Rev Biomed Eng, 2000, 2(1): 315-337.
- [6] Olabariaga SD, Smeulders AW. Interaction in the segmentation of medical images: A survey[J]. Med Image Anal, 2001, 5(2): 127-142.
- [7] Boykov YY, Jolly MP. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images[C]. in Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference on, 2001: 105-112.
- [8] Roerdink JB, Meijster A. The Watershed Transform: Definitions, algorithms and parallelization strategies[J]. Fundam Inf, 2000, 41(1, 2): 187-228.
- [9] Sethian JA. Level sets methods and fast marching methods [M]. Cambridge University Press, 1999.
- [10] Grady L, Funka-Lea G. Multi-label Image Segmentation for Medical Applications Based on Graph-Theoretic Electrical Potentials[M]. in Computer Vision and Mathematical Methods in Medical and Biomedical Image Analysis. Sonka M, Kakadiaris I, Kybic J. Berlin: Springer, 2004: 230-245.
- [11] Grady L, Schiwietz T, Aharon S. Random Walks for Interactive Organ Segmentation in Two and Three Dimensions: Implementation and Validation[M]. in Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2005. Duncan J, Gerig G. Berlin: Springer, 2005, 3750(55): 773-780.
- [12] Grady L. Random walks for image segmentation [J]. IEEE Trans Pattern Anal, 2006, 28(1): 1768-1783.
- [13] Grady L. Multilabel random walker image segmentation using prior models[C]. in Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CV-PR 2005. IEEE Computer Society Conference on, 2005: 763-770.