

【本文献信息】林涛,柳孝云,张相芬,等.基于新的形态学梯度参数的DTI图像分割算法[J].电视技术,2015,39(6).

# 基于新的形态学梯度参数的DTI图像分割算法

林涛<sup>1</sup>,柳孝云<sup>1</sup>,张相芬<sup>1</sup>,马燕<sup>1</sup>,刘哲星<sup>2</sup>

(1.上海师范大学 信息与机电工程学院,上海 200000;2.南方医科大学 生物医学工程学院,广东 广州 510515)

**摘要:**为了解决传统DTI图像分割中更细致边缘信息的丢失问题,提出了新的张量形态学梯度参数,并基于张量相似性形态学梯度和各向异性形态学梯度,采用标记的分水岭算法对DTI图像进行分割。通过对人脑胼胝体图像的分割实验表明,利用新参数TMG-I2和TMG-RA能够更加快速、准确地对DTI图像进行细致边缘轮廓的定位和分割,保护了重要分割区域的边缘信息。

**关键词:**扩散张量成像;形态学梯度;张量相似性;分水岭算法;胼胝体

**中图分类号:**TP391;TN911.73 **文献标志码:**A **DOI:**10.16280/j.videoe.2015.06.002

## Segmentation Algorithm of DTI Image Based on New Morphological Gradient Parameters

LIN Tao<sup>1</sup>,LIU Xiaoyun<sup>1</sup>,ZHANG Xiangfen<sup>1</sup>,MA Yan<sup>1</sup>,LIU Zhexing<sup>2</sup>

(1. College of Information, Mechanical and Electrical Engineering, SHNU, Shanghai 200000, China;

2. Institute of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China)

**Abstract:** To solve the problem of losing detailed edge information inherent in traditional DTI image segmentation methods, some new morphological gradient tensor parameters are proposed. Based on the tensor similarity morphological gradients and tensor morphological anisotropic gradients, the tag based on watershed algorithm is applied in DTI image segmentation. The human brain corpus callosum image segmentation experiments show that this algorithm with the TMG-I2 and TMG-RA parameters can quickly and accurately locate and segment the outline of the image, and the edge information of the important region is preserved.

**Key words:** diffusion tensor imaging; morphological gradient; tensor similarity; watershed algorithm; corpus callosum

DTI<sup>[1]</sup>(Diffusion Tensor Imaging)是唯一能够非侵入地对生物组织中水分子的各向异性扩散特征进行成像的成像模式,它能够提供更细致的组织微结构信息。DTI图像的分割,就是利用不同组织之间的张量特征差异,采用某种方法将生物组织中的病变部位分割出来,以辅助临床原发性老年痴呆症、脑缺血、中风和精神分裂等脑部疾病的提前诊断。

标量图像分割算法的研究已逐渐趋于成熟,然而DTI图像分割算法却是一种相对较新的且具有挑战性的分割方法。本文是将DTI图像转化为标量图像,然后利用分水岭分割算法完成分割。近年来,分水岭分割算法成为扩散张量图像分割算法的研究热点之一。吴占雄等<sup>[2]</sup>提出了基于张量形态学梯度和图像森林化变换分水岭算法,以分割扩散张量脑白质图像。Rittner<sup>[3]</sup>等人提出了基于张量形态学梯度的分水

岭自动分割方法,实现了对胼胝体的分割;张利红<sup>[4]</sup>等人提出了改进的分水岭算法在医学图像分割中的应用,运用同态滤波器和控制标记符的分水岭算法对先天性白血病图成功地进行了分割。

上述算法存在更细致边缘信息丢失问题,精确度还有待提高。针对存在的问题,本文提出了新的张量形态学梯度参数,并基于提出的梯度参数进行了人脑胼胝体图像的分水岭分割,取得了较好的分割效果。

## 1 扩散张量及其各向异性量

### 1.1 扩散张量

生物系统中的扩散是一个三维过程,在人脑白质中,扩散呈现出各向异性,用扩散张量 $D$ 来表示

基金项目:国家自然科学基金项目(61372063;61373004)

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xz} \\ D_{yx} & D_{yy} & D_{yz} \\ D_{zx} & D_{zy} & D_{zz} \end{bmatrix} \quad (1)$$

张量是一个正定对称矩阵,包含6个独立的元素,其中  $D_{xy}=D_{yx}, D_{xz}=D_{zx}, D_{yz}=D_{zy}$ 。它有3个正特征值 ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ ) 和3个正交的特征向量 ( $\mathbf{v}_1 \geq \mathbf{v}_2 \geq \mathbf{v}_3$ )。扩散张量  $\mathbf{D}$  的特征向量代表3个相互垂直的方向上的矢量,沿着3个方向,自旋标记的分子位移是不相关的;特征值就是沿着这些正交方向,也称为优先方向上的扩散率。最大特征值  $\lambda_1$  代表体系中平行于纤维方向的扩散系数;而  $\lambda_2$  和  $\lambda_3$  是垂直于纤维束方向的扩散系数。

## 1.2 扩散各向异性量

扩散各向异性量的计算是扩散张量成像分析的前提和基础。通过对健康成人和疾病患者的扩散各向异性量的比较,可以定量地确定疾病患者的患病部位,从分子水平上精确地诊断病情。基于扩散张量的特征值和特征向量,可以推导出一系列反映扩散特性的特征量。常用的描述扩散各向异性的表达量主要有:

### 1) 扩散张量的迹

特征值的总和即扩散张量的迹,反映了水分子扩散空间模型椭球体的大小,它所表示的量与神经纤维的走向无关,其表达式为

$$Tr = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 \quad (2)$$

### 2) 部分各向异性(FA)

FA是扩散张量的各向异性成分与整个扩散张量的比值,反映了扩散椭球体的形状,即

$$FA = \sqrt{\frac{3 \times [(\lambda_1 - \bar{\lambda})^2 + (\lambda_2 - \bar{\lambda})^2 + (\lambda_3 - \bar{\lambda})^2]}{2 \times (\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2)}} \quad (3)$$

其中

$$\lambda = (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3) / 3 \quad (4)$$

平均扩散率  $\bar{\lambda}$  是MR成像像素内各方向扩散幅度的均值。

### 3) 平面因数(CP)

$$CP = \frac{2 \times (\lambda_2 - \lambda_3)}{3 \times \bar{\lambda}} \quad (5)$$

### 4) 球形因数(CS)

$$CS = \frac{\lambda_3}{\bar{\lambda}} \quad (6)$$

### 5) 相对各向异性RA(Relative Anisotropy)

$$RA = \frac{1}{\sqrt{3}} \frac{\sqrt{\sum_{i=1,2,3} (\lambda_i - \bar{\lambda})^2}}{\bar{\lambda}} \quad (7)$$

## 2 张量形态学梯度的计算

### 2.1 张量相似性梯度

DTI图像分割的关键是张量形态学梯度<sup>[5-6]</sup>的计算。为了计算DTI图像的梯度图像,本文采用了3个相似性函数<sup>[7-8]</sup>。已知张量图像中任意两个张量  $\mathbf{D}_i, \mathbf{D}_j$ , 则相似性函数分别定义如下:

#### 1) 任意两张量之间的点积(TDP)

$$I_1(\mathbf{D}_i, \mathbf{D}_j) = \mathbf{D}_i : \mathbf{D}_j = \sum_{k=1}^3 \sum_{l=1}^3 (\sqrt{\lambda_{k,i}} \sqrt{\lambda_{l,j}} \mathbf{v}_{k,i} \cdot \mathbf{v}_{l,j})^2 \quad (8)$$

其中,  $\lambda_{k,i}, \lambda_{l,j}$  和  $\mathbf{v}_{k,i}, \mathbf{v}_{l,j}$  分别是  $\mathbf{D}_i, \mathbf{D}_j$  的特征值和特征向量。

#### 2) 归一化张量标量积

$$I_2(\mathbf{D}_i, \mathbf{D}_j) = \frac{\text{tr}(\mathbf{D}_i \cdot \mathbf{D}_j)}{\text{tr}(\mathbf{D}_i) \cdot \text{tr}(\mathbf{D}_j)} \quad (9)$$

式中:  $\text{tr}(\cdot)$  是求矩阵的迹。

#### 3) 其他

$$I_3(\mathbf{D}_i, \mathbf{D}_j) = \frac{\hat{\mathbf{D}}_i : \hat{\mathbf{D}}_j}{\mathbf{D}_i : \mathbf{D}_j} \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{D}_i : \mathbf{D}_j$  是任意两张量的点积。

$$\hat{\mathbf{D}}_i : \hat{\mathbf{D}}_j = \mathbf{D}_i : \mathbf{D}_j - \frac{1}{3} \cdot \text{tr}(\mathbf{D}_i) \cdot \text{tr}(\mathbf{D}_j) \quad (11)$$

基于以上相似性函数,形态学梯度计算方法如下

$$\nabla_B^T(f)(x) = \{\max\{\frac{1}{I_n(\mathbf{D}_x, \mathbf{D}_y)}\} - \min\{\frac{1}{I_n(\mathbf{D}_x, \mathbf{D}_y)}\} \mid y \in \{B_x - \{x\}\}\} \quad (12)$$

式中:  $\forall x \in E, B \subset E, I_n$  是代表任意两张量相似性函数,  $E$  代表整幅图像的像素的集合,  $B$  是一个结构元素或者说是一个邻域区域,通常有4连通、8连通和16连通对张量图像进行处理。本文采用的是8连通结构元素,式中的  $x$  是结构元素的中心,  $y$  是  $x$  像素点的8个邻域像素。大量脑胼胝体分割实验表明,本文采用新的相似性函数式(8)计算形态学梯度,取得了较好的分割效果。

### 2.2 扩散各向异性参数梯度

根据一个像素点的各向异性值与其邻域像素点的各向异性值的最大相似性,取其邻域的最大值与其最小值的差值,从而获得张量图像的扩散各向异性参数梯度<sup>[9]</sup>图像,进而对张量图像进行分割,本文定义了一些新扩散各向异性参数,通过对DTI胼胝体图像分割实验验证,也取得了更好的分割效果。假设  $E$  是整幅张量图像所有像素点的集合,任取像素点  $x$ ,  $B_x$  是  $x$  邻域的像素点的集合(本文取  $B_x$  是以  $x$  为中心的8邻域集合),定义形态学梯度为

$$\nabla_B^I(f) = \bigvee_{y \in B_x} I_y - \bigwedge_{y \in B_x} I_y \quad (13)$$

其中,  $\nabla_B^I$  即是该像素点的形态学梯度,  $y$  是  $B_x$  中任意像素点,  $I_y$  是  $x$  邻域的像素点灰度值,  $V$  是取该集合中灰度值的最大值,  $\wedge$  是取该集合中灰度值的最小值。

基于形态学梯度的定义式, 本文提出了如下新的形态学梯度参数:

1) 部分各向异性形态学梯度(TMG-FA)

$$\nabla_B^{FA}(f) = V_{y \in B_x} FA_y - \wedge_{y \in B_x} FA_y \quad (14)$$

2) ADC 形态学梯度(TMG-Tr)

$$\nabla_B^{Tr}(f) = V_{y \in B_x} Tr_y - \wedge_{y \in B_x} Tr_y \quad (15)$$

3) 平面因数形态学梯度(TMG-CP)

$$\nabla_B^{CP}(f) = V_{y \in B_x} CP_y - \wedge_{y \in B_x} CP_y \quad (16)$$

4) 球形因数形态学梯度(TMG-CS)

$$\nabla_B^{CS}(f) = V_{y \in B_x} CS_y - \wedge_{y \in B_x} CS_y \quad (17)$$

5) 相对各向异性形态学梯度(TMG-RA)

$$\nabla_B^{RA}(f) = V_{y \in B_x} RA_y - \wedge_{y \in B_x} RA_y \quad (18)$$

基于以上提出的形态学梯度, 本文进行了人脑胼胝体的分水岭分割研究。

### 3 实验及其结果分析

#### 3.1 实验数据

实验使用的 DTI 图像数据由美国明尼苏达大学生物医学功能成像与神经工程实验室提供。数据采集设备为德国西门子的 3Tesla Trio 核磁共振仪, 图像尺寸为  $356 \times 281$ , 所加梯度脉冲的方向分别为:  $(000)$ ,  $(0.707 \ 0 \ 0.707)$ ,  $(-0.707 \ 0 \ 0.707)$ ,  $(0 \ 0.707 \ 0.707)$ ,  $(0 \ 0.707 \ -0.707)$ ,  $(0.707 \ 0.707 \ 0)$ ,  $(-0.707 \ 0.707 \ 0)$ ,  $b$  因子为  $1 \ 000 \text{ s/mm}^2$ , 轴向扫描层数为 58, 本文取第 33 层, 体元大小为  $2 \text{ mm} \times 2 \text{ mm} \times 2 \text{ mm}$ 。

#### 3.2 分割实验结果分析

基于提出的张量形态学梯度进行了 DTI 图像分割实验。图 1a、1b、1c 分别是基于  $l_1$ 、 $l_2$  和  $l_3$  的张量形态学梯度的分割结果, 可以看出图 1b 中的分割线较 1a 和 1c 更为光滑, 定位更为准确。从图 1 中可见, 利用本文张量相似性梯度时分割效果有较好的改善, 分割更为细致, 分割定位更为准确, 区域边缘保护较好, 中间区域的边缘信息得到保护。

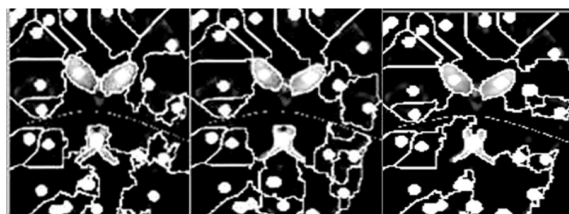


图 1 张量相似性梯度分割实验结果对比

基于提出的扩散各向异性参数梯度进行了 DTI 图像分割实验, 分割结果如图 2 所示。由图 2 可知, 基于参数 TMG-RA 进行分水岭分割, 边缘信息得到了很好地保护, 分割更加准, 因此, 采用 TMG-RA 参数的分割效果最好。

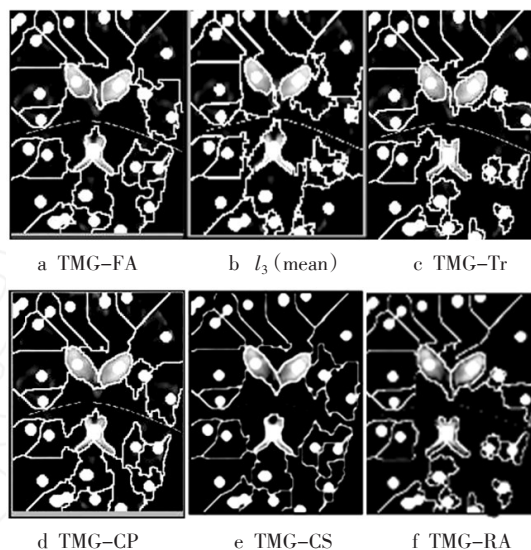


图 2 各张量各向异性梯度参数分割结果比较

### 4 结语

分水岭算法的关键是形态学梯度计算。本文利用结构中心体素与其 8 邻域体素的最大相似性关系, 把计算相似性测度函数得到的最大值与最小值的差值作为结构中心体素的梯度值, 而不是取其邻域的最大值或者最小值作为该体素的梯度值, 通过这种方法来获取整幅张量图像的梯度; 基于该梯度算法, 本文提出了新的扩散各向异性参数梯度; 最后, 在标量空间里, 利用分水岭算法对梯度图像进行分割。

本文对人脑胼胝体进行了分割实验。实验结果表明, 基于提出的新的形态学梯度参数 TMG- $l_2$  和 TMG-RA 进行人脑胼胝体图像分割, 能够准确定位图像中的重要分割区域, 保护好边缘信息, 具有更好的分割效果。

#### 参考文献:

- [1] 张相芬. DTI 图像去噪方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
- [2] 吴占雄, 陈潮, 高明煜, 等. 基于张量形态学梯度和图像森林化变换分水岭算法的扩散张量图像脑白质分割[J]. 航天医学与医学工程, 2011, 24(2): 139-142.
- [3] RITTNER L, CAMPBELL J S W, FREITAS P F, et al. Analysis of scalar maps for the segmentation of the corpus callosum in diffusion tensor fields[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2013, 45(3): 214-226.
- [4] 张利红, 梁英波, 吴定允. 改进的分水岭算法在医学图像分割中

(下转第 35 页)



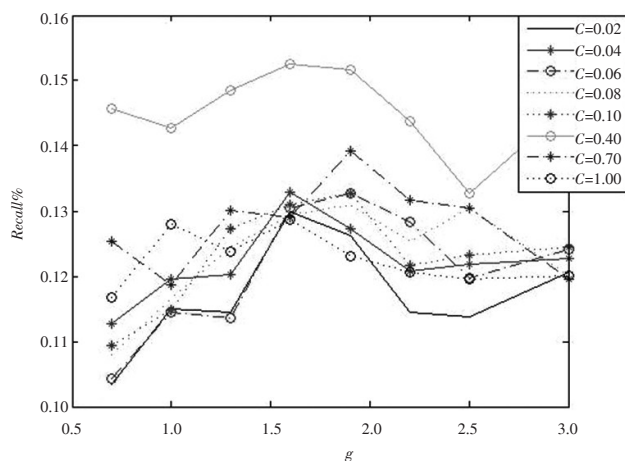


图1 SVM网格搜索交叉验证图

由图1的网格搜索交叉验证图可知,SVR参数 $g$ 取1.6, $C$ 取0.4时召回率达到了最大值。

由表1可知,基于支持向量机回归用户多属性推荐算法15.25%的召回率高于单个属性的召回率。

由表2的实验数据,基于支持向量机回归用户多属性15.25%的召回率远高于基于电影的KNN推荐算法5.12%的召回率。实验结果表明基于支持向量机回归用户多属性推荐算法提高了召回率,并可为新用户产生有效推荐。

表2 基于电影的KNN、基于SVM回归用户多属性推荐算法

召回率 %

推荐算法	前30召回率
基于电影的KNN	5.12
基于SVM回归用户多属性	15.25

## 4 结论

本文主要对智能电视电影系统新用户难以推荐的冷启动问题进行了深入研究。采用年龄段对电影的概率评分来

表示对电影喜爱程度的方法,解决用户按属性选择电影的问题。采用支持向量机回归方法训练用户多属性模型,有效解决了用户多属性结合问题。训练数据都用min-max方法标准化,使数据具有可比性。由实验结果可知,该基于支持向量机回归用户多属性推荐模型提高了召回率,有效解决了新用户推荐的冷启动问题。

### 参考文献:

- [1] LIN Chen, XIE Runquan, LI Lei, et al. PRemiSE: personalized news recommendation via implicit social experts[C]//Proc. 21st ACM international conference on information and knowledge management. Maui, HI, USA: [s.n.], 2012: 1607-1611.
- [2] 施凤仙,陈恩红. 结合项目区分用户兴趣度的协同过滤算法[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(7): 1533-1536.
- [3] 王宏宇, 糜仲春, 梁晓艳, 等. 一种基于支持向量机回归的推荐算法[J]. 中国科学院研究生院学报, 2007, 24(6): 742-748.
- [4] LIU J, DOLAN P, PEDERSEN E R. Personalized news recommendation based on click behavior[C]//Proc. 15th international conference on Intelligent user interfaces. [S.l.]: ACM Press, 2010: 31-40.
- [5] ALPAYDIN E. 机器学习导论[M]. 范明, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- [6] WU X D, KUMAR V. 数据挖掘十大算法[M]. 李文波, 等, 译. 北京: 清华大学出版社, 2014.

### 作者简介:

赵广杰(1986—), 硕士生, CCF会员(E200038900G), 研究方向为推荐算法和网络技术应用;

尹四清(1964—), 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为自然语言处理和网络信息处理。

责任编辑: 许 盈

收稿日期: 2014-12-02

(上接第7页)

的应用[J]. 电视技术, 2013, 37(9): 196-197.

- [5] RITTNER L, DE ALENCAR L R. Segmentation of DTI based on tensorial morphological gradient[C]//Proc. International Society for Optics and Photonics. [S.l.]: IEEE Press, 2009: 72591-72592.
- [6] RITTNER L, FLORES F, LOTUFO R. New tensorial representation of color images: tensorial morphological gradient applied to color image segmentation[C]//Proc. Computer Graphics and Image Processing. [S.l.]: IEEE Press, 2007: 45-52.
- [7] ZIYAN U, TUCH D, WESTIN C F. Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI[M]. Heidelberg: Springer Berlin, 2006.
- [8] BARBIERI S, BAUER M H A, KLEIN J, et al. DTI segmentation via the combined analysis of connectivity maps and tensor

distances[J]. NeuroImage, 2012, 60(2): 1025-1035.

- [9] RITTNER L, LOTUFO R. Diffusion tensor imaging segmentation by watershed transform on tensorial morphological gradient[C]//Proc. IEEE Computer Graphics and Image Processing. [S.l.]: IEEE Press, 2008: 196-203.

### 作者简介:

林 涛(1990—), 硕士生, 主研图像处理;

柳孝云(1989—), 硕士生, 主研图像处理;

张相芬(1977—), 女, 硕士生导师, 主研图像处理;

马 燕(1970—), 女, 硕士生导师, 主研图像处理;

刘哲星(1972—), 硕士生导师, 主研医学图像处理。

责任编辑: 闫雯雯

收稿日期: 2014-07-29