

扩散张量磁共振图像分割研究进展

王毅^{①*}, 冯前进^②, 刘哲星^②, 崔文超^①, 郝重阳^①

① 西北工业大学电子信息学院陕西省信息获取与处理重点实验室, 西安 710072;

② 南方医科大学生物医学工程学院, 广州 510515

* 联系人, E-mail: wangyi79@nwpu.edu.cn

2012-11-05 收稿, 2013-01-03 接受

国家重点基础研究发展计划(2010CB732500)、国家自然科学基金(60903127, 30900380, 61202314)、西北工业大学基础研究基金(JCY20130130)和西北工业大学“翱翔之星计划”项目资助

摘要 随着扩散张量成像(diffusion tensor imaging, DTI)在临床的广泛应用, 扩散张量分割方法已成为国内外医学图像处理与分析领域的研究热点之一. 本文对近年来提出的各种扩散张量图像分割方法进行了综述, 重点分析了以聚类、图割和水平集为基础的扩散张量分割方法的研究现状及其最新进展, 分别讨论了各类方法中代表性算法的主要计算思路, 并定性分析、比较了这些算法的分割对象、所采用的相似性测度以及优缺点. 最后, 归纳总结了现有方法的主要特点, 同时对扩散张量图像分割方法的未来发展方向进行了展望.

关键词

图像分割
扩散张量成像
聚类
图割
水平集
相似性测度

扩散核磁共振成像(diffusion magnetic resonance imaging, DMRI)是一种新的核磁共振成像模式, 它能够对高度结构化的生物组织(如人脑白质)中水分子的各向异性扩散特性进行量化, 而且直至今日, 它仍然是无损辨识脑白质微细解剖结构的唯一技术^[1]. 扩散张量成像(diffusion tensor imaging, DTI)作为扩散核磁共振成像的模型之一, 最早于 1994 年由 Basser 等人^[2]提出. 该模型将生物组织内水分子的扩散运动位移以统计分布的形式描述, 其概率密度函数构造造成均值为零的三维高斯分布, 其协方差矩阵即为扩散张量(3×3 的对称正定矩阵). 因此, DTI 图像为四维数据, 区别于普通的三维体数据, 其每个体素不是一个值, 而是一个 3 阶的对称正定矩阵. 目前, DTI 主要用于两大类问题的研究^[3-5]: 一类是进行脑白质组织在分子水平上的病变检测, 以辅助临床诊断. 某些疾病(如脑缺血、中风、老年痴呆及精神分裂等)的发病早期, 脑白质部分会出现相应的水分子扩散异常, 而常规 MRI 或 CT 等设备难以检测到这种变化. 因此, 扩散张量成像后, 对 DTI 数据中白质组织或病变区域的提取与分割, 将为上述疾病的辅助诊疗提供更

好的分析手段. 另一类应用则主要集中于人脑神经连通模式的研究, 特别是对白质纤维束的提取, 有助于更加精确地理解人脑微观结构, 同时也将极大地促进神经解剖学等相关学科的发展.

在 DTI 图像中, 属于同一组织的体素, 由于扩散特性相似, 因此其张量值中包含有相似的特征信息. 对 DTI 图像分割而言, 就是利用包含在体素张量值中的扩散特征信息, 将所研究的组织通过某种分割方法分离出来, 为后续临床分析和研究提供形状、大小等方面的信息. 近年来, DTI 分割技术研究在国际上蓬勃兴起. 2004 年, 美国佛罗里达大学的 Vemuri 和 Wang^[6-8]基于区域活动轮廓模型(Mumford-Shah 模型)的张量化形式, 对老鼠的脊髓和胼胝体进行分割. 该方法将张量相似性测度从最初的欧式距离改进为具有仿射不变性的 J 散度, 分割图像也从二维发展到三维, 是活动轮廓模型用于 DTI 图像分割较为成功的方法之一. 2005 年, 法国国家信息与自动化研究院的 Lenglet 和 Deriche 以及西门子公司美国普林斯顿研发中心的 Rousson 等人^[1,9-11], 合作开发了一种成功的水平集分割方法. 该方法基于黎曼流形建立区

引用格式: 王毅, 冯前进, 刘哲星, 等. 扩散张量磁共振图像分割研究进展. 科学通报, 2013, 58: 1719-1730

Wang Y, Feng Q J, Liu Z X, et al. Progress in segmentation of diffusion tensor magnetic resonance images (in Chinese). Chin Sci Bull (Chin Ver), 2013, 58: 1719-1730, doi: 10.1360/972012-893

域的多维高斯分布模型,构造最大后验分割概率的能量函数,以多种张量相似度测量方式验证算法对脑胼胝体的分割性能.同年,瑞士洛桑联邦理工大学的 Jonasson 等人^[12,13]则直接利用三维表面演化偏微分方程对脑胼胝体进行分割,通过构造表面演化的驱动项和表面的光滑项,使三维表面最终演化到分割目标的边界并停止,从而完成分割.2007年,美国宾夕法尼亚大学的 Awate 等人^[14,15]提出了基于改进模糊 C 均值的分割方法,针对传统方法利用高斯类模型容易聚类成椭球体等问题,考虑非参数的数据驱动统计模型,较好地实现了对脑白质组织(如扣带、皮质脊髓束)的分割.

与常规 MRI 数据的分割方法相比,DTI 分割除了能够通过白质组织的各向异性检测与分析,实现细胞及分子水平上的病理变化情况研究之外,其优势还包括跟踪与提取白质神经纤维束.对纤维束的精确提取,不仅能量化评估其内部的扩散区域,而且可为检测和监视物理性神经逻辑失调症(如多发性硬化、癫痫症、中风、老年痴呆症、帕金森症等疾病)、精神性神经逻辑失调症(如精神分裂、抑郁、焦虑、强迫症等疾病)以及其他精神病学失调症的演化提供全新的手段和独特的视角^[16].总体而言,纤维束提取可通过两种方式实现:一是利用纤维内部示踪术进行纤维聚类来获取纤维束^[17,18],二是基于扩散张量局部特性、扩散信号或方向分布函数(orientation density function, ODF)的超曲面传播方法来分割纤维束^[19~21].其中,纤维跟踪方法又可分为两类:一类是基于局部线性传播的流线型方法^[22]和全局优化方法^[23];另一类是统计方法^[24],主要关注方向的不确定性,同时估计大脑不同区域间的连通概率.然而,由于纤维聚类结果严重依赖于示踪术的跟踪情况,若示踪术执行效果不佳,聚类也将出现错误.尤其对于流线型算法而言,当纤维出现接合、分叉、吞没和交叉等状况时,这种弊端表现的尤为突出.此外,纤维跟踪方法易受噪声影响,将导致跟踪结果严重偏离原来的纤维轨迹.而基于超曲面传播的分割技术,如水平集方法、基于区域的主动轮廓模型等,则采用高精度的自适应正则化分割过程,无需经历示踪阶段,是一种更为强大的纤维束提取工具.

国内目前在 DTI 领域的关注点主要集中于扩散张量成像方法及其临床应用,DTI 图像分割的研究报道相对较少.其中,文献[25]采用 K 均值聚类算法先

从脑组织中分割出脑白质,然后利用图割法从该白质组织中分割出胼胝体;文献[26]则首先利用张量形态学梯度算子获得标量图像,然后基于分水岭变换实现对脑白质部分的分割.此外,国内相关科研机构还在 DTI 的临床应用、脑结构及功能连通性、纤维跟踪、脑白质分析、图像配准等方面开展了大量富有成效的工作,文献[17,27~34]列出了其中的部分成果.另外, MICCAI(<http://www.miccai2012.org/>), IPMI(<http://ipmi2013.ipmi-conference.org/>), ISBI(<http://www.biomedicalimaging.org/>)等医学影像国际会议,近年来对 DTI 分割计算模型、张量相似性测度和区域统计分布等方面的最新研究成果也进行了及时报道,相关专著^[35~38]则对该领域的重要内容进行了全面梳理、分析和总结.

1 DTI 的数学描述

1.1 扩散张量

生物体组织内的水分子由于热能作用一直作随机运动,称为扩散运动,也称为布朗运动,这种扩散效应体现在核磁共振信号上,可以用衰减量 A ^[4,5,39]

$$A = \exp(-bD) \quad (1)$$

来表示,其中 D 为扩散系数; b 为扩散敏感因子,由核磁共振梯度脉冲序列决定,满足

$$b = \gamma^2 G^2 \delta^2 \left(\Delta - \frac{\delta}{3} \right), \quad (2)$$

其中, γ 为磁旋比, G 为梯度脉冲强度, δ 为梯度脉冲持续时间, Δ 为相邻两个梯度脉冲间隔时间.

然而,在各向异性情况下,扩散效应就不能再用单一的标量系数来描述,而需要一个张量 D ,这样才能描述分子沿每个方向的运动和在这些方向间的相关性:

$$D = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xz} \\ D_{yx} & D_{yy} & D_{yz} \\ D_{zx} & D_{zy} & D_{zz} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中,对角元素 D_{xx} , D_{yy} 和 D_{zz} 分别表示沿 x , y 和 z 方向的扩散系数;非对角元素 $D_{ij}=D_{ji}$, $i, j=x, y, z$. 为了确定扩散张量,我们至少需采集 6 个梯度方向的扩散加权图像,及 $b=0$ 时的图像.

1.2 各向异性扩散

水分子在生物组织内的扩散过程中,会因为所

处扩散媒质特殊的物理排列,或障碍物(如细胞膜或其他大分子等)对分子在一些方向上运动的限制,使扩散运动在不同的方向呈现出不同的扩散速度,即各向异性扩散.例如,脑白质区域存在大量平行分布的纤维束,沿纤维方向的扩散比垂直于纤维方向的扩散要快;而在脑脊液中,扩散在各个方向的阻碍都很小,呈现近似的各向同性扩散.不同的结构组织,由于自身的物理结构,引起的各向异性扩散程度也不相同,可用各向异性测度来描述,包括各向异性分数(fractional anisotropy, FA)值、相对各向异性(relative anisotropy, RA)值等.

1.3 张量的相似性测度

绝大多数 DTI 分割方法均涉及如何度量张量之间的相似性问题,常用的相似性测度包括:

(i) 主扩散方向角度差

$$f_1(T_i, T_j) = \arccos(|v_i \cdot v_j|), \quad (4)$$

其中, v_i 为张量 T_i 的主特征矢量,即张量矩阵最大特征值所对应的特征向量,描述了组织内水分子单位时间内平均扩散位移最大的方向.

(ii) 欧氏距离或 F 范数

$$f_2(T_i, T_j) = \sqrt{\text{trace}((T_i - T_j)^2)} = \|T_i - T_j\|_F, \quad (5)$$

其中, $\text{trace}(\bullet)$ 为矩阵的迹.

(iii) J 散度

$$f_3(T_i, T_j) = \sqrt{\text{trace}(T_i^{-1}T_j + T_j^{-1}T_i) - 2n}, \quad (6)$$

其中, T^{-1} 表示对矩阵求逆运算,对扩散张量, $n=3$.

(iv) 对数-欧氏距离

$$f_4(T_i, T_j) = \sqrt{\text{trace}((\log(T_i) - \log(T_j))^2)} \quad (7)$$

其中, $\log(\bullet)$ 为张量的对数^[40,41].

(v) 归一化张量标量积

$$f_5(T_i, T_j) = \frac{\text{trace}(T_i T_j)}{\text{trace}(T_i) \text{trace}(T_j)}. \quad (8)$$

(vi) 积分相似性

$$f_6(T_i, T_j) = \int \min\left(\frac{d_i(\hat{x})}{d_j(\hat{x})}, \frac{d_j(\hat{x})}{d_i(\hat{x})}\right) d\hat{x}, \quad (9)$$

其中, $d_n(\hat{x}) = \hat{x}T_n\hat{x}$, $n = i, j$; $\hat{x}$ 是一个表示方向的单位矢量,所有的 $\hat{x}$ 形成一个单位球.

(vii) 测地线距离

$$f_7(T_i, T_j) = \sqrt{\frac{1}{2} \text{trace}\left(\log^2\left(T_i^{-\frac{1}{2}}T_jT_i^{-\frac{1}{2}}\right)\right)}. \quad (10)$$

2 DTI 图像分割方法

早期的 DTI 分割方法,主要是将张量值转化为具有旋转不变性的标量值^[42],然后利用标量图像的分割方法进行分割.显然,因没有利用扩散特征中的方向信息,分割无法达到理想效果.之后,完全利用张量值的分割方法成为研究主流,因此张量值的相似性测度随之成为该领域的重要研究内容之一^[7,9,10,40,41,43,44],其中具有仿射不变性特征的测度^[1,8]在分割时还获得了较好的效果.

近年来,基于张量值的分割从最初的仅对二维张量图像切片的分割^[6,7,45]发展到对三维张量图像^[1,8,11,14,15,46-49]的处理,由于数据处理量巨大,因此寻求有效的多项式时间算法成为当前研究的重点之一^[50].此外,对同质区域的分割也从单纯的仅依靠张量值间的相似性^[46,51]发展到考虑建立区域的概率密度模型^[8,11,47,49,52],使分割方法具有了更好的适应性.因此,寻找更加有效的区域描述概率密度模型^[49]以及灵活的自动分割方法^[53-55],就成为目前国际上 DTI 分割领域的另一重要研究方向.

2.1 基于聚类的方法

聚类是模式识别中最常用的技术之一,其基本思想是将数据样本根据某种或多种属性上的相似性进行分类,通过设定的最优准则,使同类样本最相似,而类与类之间的差别最大化.采用聚类方式进行 DTI 分割主要集中于对丘脑核(thalamic nuclei)的分割^[46,47,51].

2003 年, Wiegell 等人^[46]利用 K 均值聚类算法,对聚类体素之间的距离定义为体素空间距离与体素张量相似度的线性组合(其中体素空间距离采用马氏(Mahalanobis)范数,体素张量相似度采用 F 范数 f_2).丘脑核事实上是紧致、球形且均匀的结构,恰好满足该算法的限制条件,即数据空间各向同性分布且聚类形状是低曲率的(其他大多数脑部组织无法满足这一假设,同时其聚类数也需根据先验知识预先指定).该方法对分割结果的评价采用与已知的组织学图谱进行一致性对比的方法,取得较好的吻合度.

2006 年, Ziyang 等人^[51]将 Shi 和 Malik 提出的规范化图割(normalized cuts, NCut)方法^[56]应用于 DTI

图像分割中,提出了谱聚类方法,实现了对丘脑部分多类核的正确识别.该方法首先根据张量点的空间距离以及张量的非相似性度量建立对应体数据的图,然后将分割问题建模为基于图的能量函数的最小化问题(图的能量函数既能够测量不同区域间的总的非相似性,也能测量同区域内的总的相似性,但其求解是 NP 完全问题,只能利用多项式时间的近似算法),接着按照不断递增的阈值进行递归的两区域图割,最后利用贪婪合并算法将图割的结果聚类到指定的聚类数以完成分割.该方法对 3 种相似性测度 f_1 , f_2 和 f_3 分别进行了实验,并结合专家库的手工分割结果进行了重叠率计算,结果表明测度 f_1 具有较好的一致性.

Duan 等人^[47]于 2007 年提出了基于均值偏移(mean shift)的聚类方法,均值偏移常用于快速搜索概率密度函数的局部最大值,其中概率密度函数采用的是非参数核估计,唯一的参数是窗宽,它的大小反映了搜索区域大小.该方法所定义的概率密度函数,将得到的局部最大值作为聚类的中心,通过设置窗宽由大到小变化,能够实现聚类由粗到细的多层次分割.

此外,上述 3 种方法均需利用先验知识获取聚类的类数,即解剖学知识得到的丘脑核的数量.其中,文献[46]采用预先目测扩散张量图透视图的方式设定聚类数,而文献[51]的先验信息也是根据专家的手工标记获得,文献[47]则在分割的初始阶段采用交互方式,通过设置较大的带宽参数,从其他组织中首先区分出左丘脑和右丘脑,然后再依次减小带宽参数,逐渐提取出更为详细的核结构.

表 1 从张量相似性测度、分割对象以及优缺点等角度对以上方法进行了分析对比.

2.2 基于图割(graph cuts)的方法

基于图割的分割方法,其基本思想是以 DTI 体素作为图的结点,体素之间的连接作为边,以体素的

扩散张量之间的相似或非相似性为基础构造图的边的权值,将 DTI 的分割问题用关于图的能量函数的最小化表示.分割完成时,图的一组具有某种意义的边被切断,导致图的结点被分成独立的集合,每个集合即为分割出的有意义的组织结构区域.

2001 年,Boykov 等人^[57]提出了一种新的能有效分割 N 维图像的图割方法,称为 s - t 图割.该方法构造的图中,结点除了相应的像素或体素外,还有两个特殊的点,称为源点(source)和汇点(sink),分别代表目标与背景.构造的边除了像素或体素邻域之间的相互连接(称为 n 连接)外,每个像素或体素都分别与源点和汇点相连形成相应的边(称为 t 连接),具体参见文献[57]的图 1.对于 3×3 图像生成的 s - t 图,椭圆表示像素对应的结点,标号为 S 和 T 的圆分别代表源点和汇点;椭圆之间的相互连接称为 n 连接,椭圆与圆之间的连接称为 t 连接,连线的粗细代表相应边的权值的大小.同时,该方法能交互式地指定相应的目标和背景种子点作为分割的硬约束.对应的能量函数包含两项,分别描述了分割的边界属性和区域属性,作为分割的软约束.其能量函数表达如下:假定任意的 N 维张量场 Γ , 它的一个分割用二进制矢量表示为 $A = (A_1, A_2, \dots, A_{|\Gamma|})$, 其中 A_i 表示对应的张量 T_i 属于目标(为 0)还是背景(为 1), 则有

$$\xi(A) = \lambda \cdot R(A) + B(A), \quad (11)$$

其中

$$R(A) = \sum_{T_i \in \Gamma} R_{T_i}(A_i), \quad (12)$$

$$B(A) = \sum_{\substack{i, j \in \{1, 2, \dots, |\Gamma|\} \\ T_j \in N_i, i \neq j}} B_{(T_i, T_j)}, \quad (13)$$

式中, N_i 是张量 T_i 的邻域; 系数 $\lambda > 0$ 表示区域属性项 $R(A)$ 对边界属性项 $B(A)$ 的相对重要程度, 边界项 $B(T_i, T_j)$ 可以解释为相邻张量 (T_i, T_j) 不连续的惩罚, 当两者相似时, $B(T_i, T_j)$ 较大, 不相似时接近 0; 区域项 $R_{T_i}(A_i)$ 表示指定 T_i 为目标或背景时的惩罚, 可以通过张量 T_i 与目标和背景的种子张量的非相似性测度得到. 其

表 1 基于聚类的分割方法对比

方法类别	张量相似性测度	分割对象	优点	不足
K 均值 ^[46]	f_2	3D 丘脑核	算法实现计算量小; 分割结果有客观评价	分割对象形状受限; 需指定聚类数
谱聚类 ^[51]	f_1, f_2, f_3	3D 丘脑核	基于图的理论构造分割问题; 对比了不同张量相似性测度结果	算法实现复杂, 仅能得到近似解; 分割结果未进行客观评价
均值偏移 ^[47]	f_2	合成张量图像 3D 丘脑核	采用了非参数概率密度模型, 适应性强; 能实现多层次分割	参数调整困难; 分割结果未进行客观评价

中, 能量函数的最小化采用了最大流(max flow)方法, 可在多项式时间内对其精确求解, 目前该方法已在图像复原、多视场重建、纹理合成及视频分割等计算机视觉领域获得了广泛的应用^[58]。

文献[59~61]均利用扩展 s - t 图割方法对张量图像进行分割。文献[60]基于 s - t 图割方法将脑部 DTI 图像分割成脑白质、脑灰质和脑脊液三部分, 但所用的不是张量图像, 而是张量图像转化的标量(如 FA 值)图像, 显然会丢失张量图像的部分信息。该方法计算分割结果与专家手动分割结果的体素重叠率来评价分割质量。文献[59]与文献[61]直接处理张量数据, 两种方法最大的不同在于 t 连接的权值的计算方式, 前者是计算与对应种子点的距离的平均值作为权值, 而后者将种子点利用非参数模型求出相应的概率分布后, 求后验概率的对数的相反数作为权值。其中, 文献[61]用合成的 DTI 图像切片及真实的脑部与心脏 DTI 图像切片验证了算法的有效性, 所用的张量相似性测度 f_3, f_4 对实验结果影响区别不大。文献[59]除了对脑部 DTI 切片做分割外, 通过计算结构张量, 也成功地应用于含丰富纹理的标量和矢量图像分割。该方法对距离测度的对比实验表明, 欧式距离 f_2 分割效果较差, f_3, f_4 分割效果较好且性能相当。

此外, 上述方法利用的先验知识为待分割目标(如胼胝体等)在成像图像中的位置和形状信息。由于图割方法需要指定一定数量的目标点和背景点作为种子, 因此分割算法要手动在目标区域和背景区域取点。

表 2 对基于图割的方法进行了分析对比。

2.3 基于水平集的方法

水平集方法是一类偏微分方程的数值稳定求解方法。对 DTI 分割问题, 有直接建立曲面演化 PDE

(partial differential equation)模型的方法^[12,13,42,45,48], 也有建立基于曲面或区域的能量泛函的方法^[1,6~9,11,49,52]。前者直接利用水平集方法求解, 后者需要利用变分法导出对应的几何流方程, 再用水平集方法求稳定数值解^[62]。

(I) 基于曲面演化 PDE 模型的方法。2003 年, Zhukov 等人^[42]提出利用水平集方法进行 DTI 分割, 采用的曲面演化水平集方程如下:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\nabla \phi \cdot (F_{\text{attr}} + \beta F_{\text{curv}}), \quad (14)$$

其中

$$F_{\text{attr}} = \nabla \cdot (\nabla (G * I(x))), \quad (15)$$

$$F_{\text{curv}} = \nabla \cdot \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}, \quad (16)$$

式中, ϕ 为水平集函数, $\phi=0$ 即为分割的边界曲面, 以下同; ∇ 为梯度算子; G 为高斯核函数; $I(x)$ 为 DTI 体数据; $*$ 为卷积运算; F_{attr} 为吸引项, 推动曲面演化到分割边界; F_{curv} 为曲率光滑项, 控制曲面光滑度。该方法未直接对张量图像进行分割, 而是由张量图像生成了两个描述各向异性特征的标量图像。显然, 对各向异性标量图像进行分割忽略了张量的方向信息, 这对于具有相同各向异性特征但方向完全不同的区域, 将导致无法区分而造成分割失败。

同年, Feddern 等人^[45]首次对张量图像进行分割, 他们利用平均曲率运动(mean curvature motion)模型和自蛇(self-snakes)模型进行 2×2 张量图像降噪, 并将测地线活动轮廓(geodesic active contour)模型扩展到张量图像。然而, 该方法对标量模型的张量化推广和实验验证对象仅为 2 维 2×2 张量图像, 且未对分割效果进行相应的分析评价。

2005 年, Jonasson 等人^[12]考虑同一纤维束内的相邻体素具有相似的扩散特性这一特点, 通过三维表

表 2 基于图割的方法对比

方法类别	张量相似性测度	分割对象	优点	不足
文献[60]	无	3D 脑白质 脑灰质 脑脊液	通过计算重叠率对结果进行客观评价	未利用张量值, 损失了方向信息
文献[61]	f_3, f_4	合成张量图像 2D 胼胝体 心脏	完整利用张量信息; 对比了两种张量相似性测度对分割结果的影响	仅分割了 2D 张量图像; 分割结果未进行客观评价
文献[59]	f_2, f_3, f_4	2D 标量纹理图像 2D 胼胝体	完整利用张量信息; 分割含丰富纹理的标量图像; 对比了 3 种张量相似性测度对分割结果的影响	分割结果未进行客观评价

面的演化来完成分割,使用如下曲面演化水平集方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (H_T(F) + \alpha k) |\nabla \phi|, \quad (17)$$

其中, (i) $H_T(\cdot)$ 为正则化 Heaviside 函数, 定义为

$$H_T(x) = \begin{cases} 0, & x < T - \varepsilon, \\ \frac{1}{2} \left[1 + \frac{x-T}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin(\pi(x-T)/\varepsilon) \right], & |x-T| \leq \varepsilon, \\ 1, & x > T + \varepsilon, \end{cases} \quad (18)$$

式中, T 为选择的阈值, 一般在 0.40~0.55 之间; ε 为较小的常数, 例如 0.1.

(ii) F 为演化速度函数, 用于控制边界曲面的演化速度, 构造为

$$F = \text{mean}(f_s(D_i, D_{i-1}), f_s(D_i, D_{i-2})), \quad (19)$$

式中, D_i 表示演化曲面上的当前体素张量, D_{i-p} 表示当前体素沿曲面法线反方向的临近第 p 个体素的张量值. 对张量的测量采用的是规范化张量标量积 f_s , 实际上是对两个张量重叠部分的一种测量.

(iii) k 为最小主曲率, 用来平滑边界曲面, 表达式为

$$k = H - \sqrt{H^2 - K}, \quad (20)$$

式中, H 为平均曲率, K 为高斯曲率.

该方法通过对合成张量数据的分割效果, 确定了(17)式中速度项和光滑项的平衡参数 α 的最佳值为 0.1. 其模型的分割结果对阈值 T 的选择较为敏感, 很难确定最优阈值, 但同时通过调节阈值也能得到不同程度纤维束的分割结果. 值得一提的是, 该方法从理论上证明了模型解的存在性和唯一性.

在此模型基础上, Jonasson 等人^[13]通过耦合多个类似的水平集方程, 对丘脑的多个核同时进行分割, 单个水平集方程与前述模型也稍有差别:

$$\frac{\partial \phi_i}{\partial t} = (\alpha F_i + \beta k_i + \gamma H_i) |\nabla \phi_i|, \quad (21)$$

其中, F_i 为区域作用项, 由区域属性产生的使曲面演化的“力”; H_i 为耦合作用项, 来自其他水平集的作用“力”, 用于防止多个边界表面发生重叠; k_i 为平均曲率, 起平滑作用; α, β, γ 为权值因子. 为了区分出核之间的细微差别, 该方法提出了一个新的张量相似性测度 $f_6^{[12,13]}$, 该测度能敏感地测量张量之间的主扩散方向的不同, 而这也正是各种核之间能够区分的良好特征. 同时, 该方法的分割结果与现有的解剖学

结果有较好的一致性.

2008 年, Guo 等人^[48]同样用 Jonasson 模型对脑胼胝体进行分割, 他们将三维表面沿法线方向的演化速度 F 正比于两个量的线性组合:

$$F = SIM + \beta CONS, \quad (22)$$

其中, SIM 即为(19)式; $CONS$ 为一致性测量, 能使演化表面在与张量场的一致性位置加速演化, 同时能在一定程度上降噪并改善分割效果, 其定义如下:

$$CONS = FA \cdot \left| N \cdot \frac{D_i \cdot N}{|D_i \cdot N|} \right|, \quad (23)$$

其中, FA 为 D_i 对应的 FA 值, N 为演化表面 D_i 处法线方向.

表 3 对上述方法进行了分析对比.

(II) 基于能量泛函变分的方法. 2004 年, Wang 等人^[6]将基于区域的 Mumford-Shah 模型^[63]推广到张量图像的分割, 考虑区域为简单的分段常数形式, 给出的能量泛函如下:

$$E(C, T_1, T_2) = \int_R \text{dist}^2(T(x), T_1) dx + \int_{R^C} \text{dist}^2(T(x), T_2) dx + \beta |C|, \quad (24)$$

其中

$$T_1 = \frac{\int_R T(x) dx}{|R|}, \quad T_2 = \frac{\int_{R^C} T(x) dx}{|R^C|}, \quad (25)$$

式中, C 为分割的边界曲线, R 代表 C 包围的内部区域, R^C 代表外部区域, T_1, T_2 分别为代表 R 和 R^C 的常数张量, $\text{dist}(\bullet)$ 为张量的相似性测度, 这里选用欧式距离 f_2 , $|C|$ 代表曲线 C 的弧长, β 为调节因子.

利用变分法, 得到的梯度下降流方程为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = - \left[\beta k - \text{dist}^2(T(x), T_1(t)) + \text{dist}^2(T(x), T_2(t)) \right] N, \quad (26)$$

其中, k 为曲线 C 的曲率, N 为曲线 C 的外法线方向.

(26)式对应的水平集方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \left[\beta \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \text{dist}^2(T(x), T_1) + \text{dist}^2(T(x), T_2) \right] |\nabla \phi|. \quad (27)$$

该方法对(27)式的数值求解给出了较为详细的描述, 但也仅用于分割二维张量图像. 此后的一些研究中沿用了该模型^[7], 同样对二维张量图像进行分割, 但将张量视作均值为 0 的高斯分布的协方差矩阵, 提

表3 基于曲面演化 PDE 模型的方法对比

方法类别	张量相似性测度	分割对象	优点	不足
Zhukov 等人 ^[42]	无	3D 胼胝体	提出了新的各向异性指数; 给出了分割结果表面积和体积的计算方法	未利用张量值, 损失了方向信息; 分割结果未进行客观评价
Feddern 等人 ^[45]	无	2D 人脑轮廓	对 3 种水平集模型进行了张量化推广	仅处理了 2×2 张量; 仅分割了 2D 图像; 分割结果未进行客观评价
Jonasson 等人 ^[12]	f_5	合成张量图像 3D 胼胝体等脑部多个组织	基于新的张量相似性测度建立了有效的演化速度项; 证明了模型解的存在性和唯一性	分割效果对阈值敏感; 分割结果未进行客观评价
Jonasson 等人 ^[13]	f_6	合成张量图像 3D 丘脑核	提出了较敏感的张量相似性测度; 提出了多水平集耦合演化方法	算法实现比较复杂
Guo 等人 ^[48]	f_3, f_5	合成张量图像 3D 胼胝体	基于 Jonasson 模型, 提出了更有效的演化速度项	仅客观评价了算法对二维合成 2×2 张量图像分割的有效性, 未对 3 维 DTI 图像分割结果进行客观评价

出了基于高斯概率分布的信息理论测度, 即 J 散度 f_3 , 此测度满足仿射不变性, 能获得比欧式距离更精确的分割效果. 文献[8]对该方法展开了进一步的研究, 分割对象变为三维张量图像, 并且不仅考虑了简单形式的分段常数区域形式, 而且对分段光滑的区域形式也给出了详细的算法步骤.

2005 年, Lenglet 等人^[1,9,11]基于黎曼几何理论, 建立了关于张量区域的多元正态分布模型, 将张量图像视作 3 维概率密度函数场, 提出了一种新的分割方法. 他们构造的能量泛函基于贝叶斯框架, 即最大化后验分割概率, 其表达式如下:

$$\begin{aligned}
 E(\phi, \bar{\Sigma}_{\text{in/out}}, \Lambda_{\text{in/out}}) = & \nu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx \\
 & + \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| g_{\alpha}(\Sigma(x)) dx \\
 & - \int_{\Omega_{\text{in}}} \log p(\Sigma(x) | \bar{\Sigma}_{\text{in}}, \Lambda_{\text{in}}) dx \\
 & - \int_{\Omega_{\text{out}}} \log p(\Sigma(x) | \bar{\Sigma}_{\text{out}}, \Lambda_{\text{out}}) dx, \quad (28)
 \end{aligned}$$

其中, ϕ 为水平集函数, 零水平集即为分割的边界曲面, 包含在其内部的区域表示为 Ω_{in} , 其外部区域为 Ω_{out} ; $\bar{\Sigma}$ 和 Λ 分别表示区域内张量的平均值和协方差矩阵, 它们的值根据所用张量相似性测度的不同而采用不同的计算方法; ∇ 为梯度算子, 对不同的张量相似性测度其表达形式会有不同; δ 为狄拉克函数; ν 为调节参数, 一般取值在 5~10 之间, $g_{\alpha}(u) = 1/(1+u^{\alpha})$, α 取 1 或 2.

(28)式对应的水平集方程为

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \phi}{\partial t} = & \delta(\phi) \left(\left(\nu + g_{\alpha}(\Sigma) \right) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right. \\
 & \left. + \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \cdot \nabla g_{\alpha}(\Sigma) + \log \frac{p(\Sigma | \bar{\Sigma}_{\text{in}}, \Lambda_{\text{in}})}{p(\Sigma | \bar{\Sigma}_{\text{out}}, \Lambda_{\text{out}})} \right). \quad (29)
 \end{aligned}$$

Lenglet 等人在文献[9]中提出了一种新的张量相似性测度, 即测地线距离 f_7 , 并给出了(28)式在此测度下各部分的计算方法, 通过合成三维张量图像和真实的 DTI 图像验证了该模型能较好的完成分割. 随后, 文献[1,11]对 3 种距离测度——欧氏距离、J 散度和测地线距离进行了实验比较, 分割结果表明, 测地线距离为最佳测度.

最近, Luis 等人^[49,52]又提出了基于区域统计分布的测地线活动区域(GAR)模型:

$$\begin{aligned}
 E(C, \Theta_1, \Theta_2) = & - \int_{\Omega_1} \log p(T(x) | \Theta_1) dx \\
 & - \int_{\Omega_2} \log p(T(x) | \Theta_2) dx + \nu |C|, \quad (30)
 \end{aligned}$$

其中, C 为分割的边界曲面; Ω_1 和 Ω_2 分别为 C 的内部和外部区域; Θ_1 和 Θ_2 分别为区域 Ω_1 和 Ω_2 的统计分布参数集合; $p(T(x) | \Theta_1)$ 和 $p(T(x) | \Theta_2)$ 分别表示区域 Ω_1 和 Ω_2 的概率密度函数.

(30)式对应的水平集方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\nu \nabla \cdot \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \frac{p(T(x) | \Theta_1)}{p(T(x) | \Theta_2)} \right]. \quad (31)$$

该方法对区域统计分布的描述, 不同于 Lenglet 等人采用单一的高斯概率密度, 为了增加对不同分布区域描述的适应性, Luis 等人使用了混合高斯密度函数(多个高斯密度函数的组合), 并利用 32 幅张量图像进行验证. 得到的结论是, 使用混合高斯密度函数描述区域分布, 可比单一高斯概率密度获得更佳分割效果.

上述两类基于水平集的方法也均需用到待分割组织的位置和形状信息. 水平集方法需初始化, 其中对二维分割需描绘出初始轮廓线, 对三维分割需描绘出初始轮廓球, 并且初始轮廓位置应在待分割组织附近, 这样既能保证分割的精度, 也能提高分割的速度.

表 4 对以上方法进行了对比分析.

2.4 其他 DTI 分割方法

除了上述基于聚类、图割和水平集的方法外, DTI 分割领域还出现了基于张量样条、基于分类树和基于张量形态学梯度等的其他分割方法.

2007 年, Angelos 等人^[64]提出基于张量样条的方法, 首次实现了对海马体的自动分割. 该方法首先利用张量样条插值近似 DTI 张量场, 然后用获得的张量样条模型, 对基于高斯-马尔科夫测量场(Gauss-Markov measure field, GMMF)的贝叶斯分割方法^[65]进行张量化, 从而形成新的多区域分割方法. 2008 年, Zimmerman-Moreno 等人^[66]提出了一种基于分类树的快速方法用于脑部白质纤维束的分割. 该方法通过描述属于不同结构组织的纤维束的不同空域特征,

训练了一种有监督的决策树模型, 实现了对纤维束的分类分割. 同年, Davoodi-Bojd 等人^[67]还提出了利用图谱先验知识进行配准的纤维束自动分割方法, 具有较好的鲁棒性. 最近, Rittner 等人^[53-55]提出了基于张量形态学梯度的自动分割方法, 用于实现对胼胝体、丘脑核等脑组织的分割. 该方法利用张量形态学梯度运算将 DTI 图像转换成标量梯度图像, 然后选用分水岭变换对该标量图像进行分割, 通过设置唯一的参数——待分割区域数, 可实现对上述脑组织的分层次分割. 此外, Hasan 等人^[68]还总结了近年来 DTI 计算方法所用到的各类工具软件, 为 DTI 分割方法的研究提供了便利条件.

3 展望

在各种 DTI 图像分割方法当中, 聚类分割算法相对简单, 实时性较好, 但这类方法仅对丘脑核等均匀、紧致且形状类似球体的成团组织区域有效, 而不适用于脑胼胝体等细长复杂结构的分割, 在适应性方面不如基于图割和水平集的方法. 图割方法以图的理论考虑分割问题, 并基于离散网格建立能量函数, 求解过程不用考虑近似误差问题, 可获得精确的全局最优解, 灵活性较好, 能够将先验信息方便地融入所构造的能量函数中, 且可对分割结果进行再次修正来提高分割质量. 但该类方法解决多区域分割问题的能力有限, 求解过程也属于 NP 困难问题, 只能得到近似最优解. 水平集方法的求解过程需利用有限元或有限差分方法, 通常只能保证找到局部最

表 4 基于能量泛函变分的方法对比

方法类别	张量相似性测度	分割对象	优点	不足
Wang 等人 ^[6]	f_2	合成张量图像	将 M-S 模型推广到张量图像	使用分段常数模型, 适应性不足; 仅对 2 维张量图像分割; 未对分割结果进行客观评价
		2D 脊髓 胼胝体		
Wang 等人 ^[7]	f_3	合成张量图像	提出了具有仿射不变性的张量相似性测度	使用分段常数模型, 适应性不足; 仅对 2 维张量图像分割; 未对分割结果进行客观评价
		2D 脊髓 胼胝体		
Wang 等人 ^[8]	f_3	合成张量图像	实现了 3 维 DTI 分割; 研究了分段光滑模型	未对分割结果进行客观评价
		3D 脊髓 胼胝体		
Lenglet 等人 ^[9]	f_7	合成张量图像	提出了基于黎曼理论的张量相似性测度和基于贝叶斯框架的最大后验概率分割模型	未对分割结果进行客观评价
Lenglet 等人 ^[1,11]	f_2, f_3, f_7	3D 胼胝体	比较了 3 种张量相似性测度的分割效果	未对分割结果进行客观评价
		合成张量图像		
Luis 等人 ^[49,52]	f_3, f_7	3D 胼胝体	将 GAR 模型推广到张量图像; 以混合高斯模型描述区域分布, 适应性更强	算法实现比较复杂

优解, 初始化质量也对分割结果有较大影响. 同时, 该方法较难利用先验信息, 与前两类算法相比, 计算量也偏大, 但其优点是可对超曲面进行自动平滑, 同时进行多区域的正则化精确分割.

DTI 分割方法的发展方向可归纳如下:

(1) 现有方法大多涉及如何描述区域统计特性的问题, 既有简单的高斯概率密度模型, 也有复杂的混合高斯密度模型. 若仅从概率密度函数角度考虑, 基于数据驱动的非参数概率密度函数是较好的选择.

(2) 人体组织可由解剖学获得比较明确的位置、形状等先验信息, 在对其 DTI 图像进行分割时, 加入适当的已知先验知识, 将有助于产生更好的分割结果. 因此, 如何更有效地将先验知识用于分割技术, 就成为 DTI 分割方法值得研究的重要问题之一.

(3) 许多 DTI 分割算法均需设定初始值及相关的调节参数. 一般情况下, 合理的初始值主要根据待分割组织的先验信息来确定, 但对于某些关键参数的设置, 往往只能通过多次计算尝试, 才能获得较好的结果. 而且, 不同的 DTI 数据和分割对象, 其参数值往往也不相同. 因此, 如何寻找这些关键参数的最优值, 构建参

数选择的方法模型, 也是目前待解决的难题之一.

(4) 当前对 DTI 图像分割算法的评价, 大多以医学专家的主观经验作为评判标准, 急需建立一套完整的评价体系, 如用于公共算法测试的 DTI 数据库, 其中的标准分割结果应由多位权威医学专家利用专业知识, 在严格的条件下进行人工获取. 同时, 还应研究分割算法的客观数学评价准则, 利用计算机进行分割结果的自动评价, 同时结合专家手工分割结果, 进行多样性、分层次、合理的主客观结合评价.

(5) 将二维图像分割中的一些优秀算法转换为张量形式后, 可大量应用于 DTI 图像的分割, 从而为一些疾病的早期辅助检测提供了便利. 因此, 如何将二维图像分割出现的新理论、新算法作张量化处理, 也是今后研究的重要议题之一.

综上所述, DTI 分割算法无论是模型的灵活性, 还是实现过程的鲁棒性, 都有着较大的发展空间. 随着 DTI 分割技术的逐渐成熟以及成像与后处理设备逐步普及, 利用医学影像进行计算机辅助诊断的相关技术必将取得更大的进步.

参考文献

- 1 Lenglet C, Rousson M, Deriche R. DTI segmentation by statistical surface evolution. *IEEE Trans Med Imaging*, 2006, 25: 685–700
- 2 Basser P, Mattiello J, LeBihan D. MR diffusion tensor spectroscopy and imaging. *Biophysica*, 1994, 66: 259–267
- 3 Haz-Edine A, David T, Luc B, et al. Recent advances in diffusion MRI modeling: Angular and radial reconstruction. *Med Image Anal*, 2011, 15: 369–396
- 4 LeBihan D, Mangin J, Poupon C, et al. Diffusion tensor imaging: Concepts and applications. *J Magn Reson Imaging*, 2001, 13: 534–546
- 5 Susumu M, Zhang J. Principles of diffusion tensor imaging and its applications to basic neuroscience research. *Neuron*, 2006, 51: 527–539
- 6 Wang Z Z, Vemuri B C. Tensor field segmentation using region based active contour model. In: *Proceedings of European Conference on Computer Vision*. Prague, Czech Republic, 2004. 304–315
- 7 Wang Z Z, Vemuri B C. An affine invariant tensor dissimilarity measure and its applications to tensor-valued image segmentation. In: *Proceedings of IEEE Computer Society Conference Computation Vision and Pattern Recognition*. Washington D C, USA, 2004. 228–233
- 8 Wang Z Z, Vemuri B C. DTI segmentation using an information theoretic tensor dissimilarity measure. *IEEE Trans Med Imaging*, 2005, 24: 1267–1277
- 9 Lenglet C, Rousson M, Deriche R, et al. A Riemannian approach to diffusion tensor images segmentation. In: *Proceedings of Information Processing in Medical Imaging*. Colorado, USA, 2005. 591–602
- 10 Lenglet C, Rousson M, Deriche R, et al. Statistics on the manifold of multivariate normal distributions: Theory and application to diffusion tensor MRI processing. *J Math Imaging Vis*, 2006, 25: 423–444
- 11 Lenglet C, Rousson M, Deriche R, et al. A statistical framework for DTI segmentation. In: *Proceedings of 3rd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*. Arlington, Virginia, USA, 2006. 794–797
- 12 Jonasson L, Bresson X, Hagmann P, et al. White matter fiber tract segmentation in DT-MRI using geometric flows. *Med Image Anal*, 2005, 9: 223–236
- 13 Jonasson L, Hagmann P, Pollo C, et al. A level set method for segmentation of the thalamus and its nuclei in DT-MRI. *Signal Proc*, 2007, 87: 309–321

- 14 Awate S, Gee J. A fuzzy, nonparametric segmentation framework for DTI and MRI analysis. In: Proceedings of Information Processing in Medical Imaging, Kerkrade, The Netherlands, 2007. 296–307
- 15 Awate S, Zhang H, Gee J. A fuzzy, nonparametric segmentation framework for DTI and MRI analysis: With applications to DTI-tract extraction. IEEE Trans Med Imaging, 2007, 26: 1525–1536
- 16 Nazem-Zadeh M R, Davoodi-Bojd E, Soltanian-Zadeh H. Atlas-based fiber bundle segmentation using principal diffusion directions and spherical harmonic coefficients. NeuroImage, 2011, 54: s146–s164
- 17 Li H, Zhong X, Guo L, et al. A hybrid approach to automatic clustering of white matter fibers. NeuroImage, 2010, 49: 1249–1258
- 18 Wassermann D, Bloy L, Kanterakis E, et al. Unsupervised white matter fiber clustering and tract probability map generation: Applications of a Gaussian process framework for white matter fibers. NeuroImage, 2010, 51: 228–241
- 19 Eckstein I, Shattuck D W, Stein J L, et al. Active fibers: Matching deformable tract templates to diffusion tensor images. NeuroImage, 2009, 47: T82–T89
- 20 Davoodi-Bojd E, Nazem-Zadeh M R, Soltanian-Zadeh H. Atlas based segmentation of white matter fiber bundles using ODF data in reduced position orientation space (RPOS). In: Proceedings of the 6th Annual World Congress for Brain Mapping and Image Guided Therapy (Annual Congress of the IBMISPS). Boston, USA, 2009. 26–29
- 21 Tournier J D, Calamante F, Gadian D G, et al. Direct estimation of the fiber orientation density function from diffusion-weighted MRI data using spherical deconvolution. NeuroImage, 2004, 23: 1176–1185
- 22 Basser P, Pajevic S, Pierpaoli C, et al. *In vivo* fiber tractography using DT-MRI data. Magn Reson Med, 2000, 44: 625–632
- 23 Parker G, Wheeler-Kingshott C, Barker G. Estimating distributed anatomical connectivity using fast marching methods and diffusion tensor imaging. IEEE Trans Med Imaging, 2002, 21: 505–512
- 24 Behrens T, Berg H J, Jbabdi S, et al. Probabilistic diffusion tractography with multiple fibre orientations: What can we gain? NeuroImage, 2007, 34: 144–155
- 25 吴占雄, 朱善安, 贺斌. 扩散张量成像中脑胼胝体结果图像的分割算法. 浙江大学学报(工学版), 2011, 45: 163–167
- 26 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. 航天医学与医学工程, 2011, 24: 139–142
- 27 Wu X, Xie M Y, Zhou J L, et al. Globally optimized fiber tracking and hierarchical clustering—A unified framework. Magn Reson Imaging, 2012, 30: 485–495
- 28 Li L J, Ma N, Li Z X, et al. Prefrontal white matter abnormalities in young adult with major depressive disorder: A diffusion tensor imaging study. Brain Res, 2007, 1168: 124–128
- 29 Yu C S, Shu N, Li J, et al. Plasticity of the corticospinal tract in early blindness revealed by quantitative analysis of fractional anisotropy based on diffusion tensor tractography. NeuroImage, 2007, 36: 411–417
- 30 Jiang T Z, Liu Y, Shi F, et al. Multimodal magnetic resonance imaging for brain disorders: Advances and perspectives. Brain Imaging Behav, 2008, 2: 249–257
- 31 Zhou Y, Shu N, Liu Y, et al. Altered resting-state functional connectivity and anatomical connectivity of hippocampus in schizophrenia. Schizophr Res, 2008, 100: 120–132
- 32 Shu N, Li J, Li K C, et al. Abnormal diffusion of cerebral white matter in early blindness. Human Brain Mapping, 2009, 30: 220–227
- 33 Zhang T, Guo L, Li K M, et al. Predicting functional brain ROIs via fiber shape models In: Proceedings of MICCAI. Toronto, Canada, 2011. 42–49
- 34 Wang Y, Gupta A, Liu Z X, et al. DTI registration in atlas based fiber analysis of infantile Krabbe disease. NeuroImage, 2011, 55: 1577–1586
- 35 Weickert J, Hagen H. Visualization and Processing of Tensor Fields. Berlin: Springer, 2006. 345–412
- 36 Johansen-Berg H, Behrens T. Diffusion MRI. London: Academic Press, 2009
- 37 Aja-Fernández S, Luis R D, Tao D C. Tensors in Image Processing and Computer Vision. London: Springer, 2009. 35–58
- 38 Laidlaw D, Weickert J. Visualization and Processing of Tensor Fields: Advances and Perspectives. Berlin: Springer, 2009. 113–138
- 39 Bougias C, Tripoliti E E. Theory of diffusion tensor imaging and fiber tractography analysis. Eur J Radiogr, 2009, 1: 37–41
- 40 Arsigny V, Fillard P, Pennec X, et al. Fast and simple calculus on tensors in the Log-Euclidean framework. In: Proceedings of MICCAI. California, USA, 2005. 115–122
- 41 Arsigny V, Fillard P, Pennec X, et al. Log-Euclidean metrics for fast and simple calculus on diffusion tensors. Magn Reson Med, 2006, 56: 411–421
- 42 Zhukov L, Museth K, Breen D, et al. Level set modeling and segmentation of DT-MRI brain data. J Electr Imaging, 2003, 12: 125–133
- 43 Pennec X, Fillard P, Ayache N. A Riemannian framework for tensor computing. Int J Comput Vis, 2006, 66: 41–66
- 44 Peeters T H J M, Rodrigues P R, Vilanova A, et al. Analysis of distance/similarity measures for diffusion tensor imaging. In: Visualization and Processing of Tensor Fields: Advances and Perspectives. Berlin: Springer, 2009. 113–136

- 45 Feddern C, Weickert J, Burgeth B. Level-set methods for tensor-valued images. In: Proceedings of IEEE Workshop on Variational, Geometric and Level Set Methods in Computer Vision. Nice, France, 2003. 65–72
- 46 Wiegell M R, Tuch D S, Larson H B W, et al. Automatic segmentation of thalamic nuclei from diffusion tensor magnetic resonance imaging. *NeuroImage*, 2003, 19: 391–402
- 47 Duan Y, Li X, Xi Y. Thalamus segmentation from diffusion tensor magnetic resonance imaging. *Int J Biomed Imaging*, 2007, 2: 1–5
- 48 Guo W H, Chen Y M, Zeng Q G. A geometric flow-based approach for diffusion tensor image segmentation. *Phil Trans Royal Soc A*, 2008, 366: 2279–2291
- 49 Luis R D, Westin C F, Alberola C. Gaussian mixtures on tensor fields for segmentation: Applications to medical imaging. *Comput Med Imaging Graph*, 2011, 35: 16–30
- 50 Boykov Y Y, Funka-Lea G. Graph cuts and efficient N-D Image segmentation. *Int J Comput Vis*, 2006, 70: 109–131
- 51 Ziyen U, Tuch D, Westin C F. Segmentation of thalamic nuclei from DTI using spectral clustering. In: Proceedings of MICCAI. Copenhagen, Denmark, 2006. 807–814
- 52 Luis R D, Alberola C. Mixtures of gaussians on tensor fields for DT-MRI segmentation. In: Proceedings of MICCAI. Brisbane, Australia, 2007. 319–326
- 53 Rittner L, Lotufo R, Campbell J, et al. Segmentation of thalamic nuclei based on tensorial morphological gradient of diffusion tensor fields. In: Proceedings of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Boston, USA, 2010. 1173–1176
- 54 Rittner L, Lotufo R. Diffusion tensor imaging segmentation by watershed transform on tensorial morphological gradient. In: Proceedings of the XXI Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. Campo Grande, Brazil, 2008. 196–203
- 55 Rittner L, Appenzeller S, Lotufo R. Segmentation of brain structures by watershed transform on tensorial morphological gradient of diffusion tensor imaging. In: Proceedings of the XXII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. Rio de Janeiro, Brazil, 2009. 126–132
- 56 Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel*, 2000, 22: 888–905
- 57 Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision. Vancouver, Canada, 2001. 105–112
- 58 Boykov Y Y, Veksler O. Graph cuts in vision and graphics: Theories and applications. In: Handbook of Mathematical Models in Computer Vision. Berlin: Springer, 2006. 79–96
- 59 Malcolm J, Rath Y, Tannenbaum A. A graph cut approach to image segmentation on tensor space. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minnesota, USA, 2007. 1–8
- 60 Han D, Singh V, Lee J E, et al. An experimental evaluation of diffusion tensor image segmentation using graph-cuts. In: Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Minnesota, USA, 2009. 5653–5656
- 61 Weldeselassie Y T, Hamarneh G. DT-MRI segmentation using graph cuts. In: Proceedings of SPIE. San Diego, USA, 2007. 65121K
- 62 Aubert G, Kornprobst P. Mathematical Problems in Image Processing: Partial Differential Equations and the Calculus of Variations. Beijing: World Publishing Corporation, 2009. 207–342
- 63 Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational-problems. *Commun Pure Appl Math*, 1989, 42: 577–685
- 64 Angelos B, Vemuri B C, Shepherd T M, et al. Tensor splines for interpolation and approximation of DT-MRI with applications to segmentation of isolated rat hippocampi. *IEEE Trans Med Imaging*, 2007, 26: 1537–1546
- 65 Marroquín J L, Velasco F A, Rivera M, et al. Gauss-Markov measure field models for low-level vision. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel*, 2001, 23: 337–348
- 66 Zimmerman-Moreno G, Mayer A, Greenspan H. Classification trees for fast segmentation of DTI brain fiber tracts. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Alaska, USA, 2008. 1–7
- 67 Davoodi-Bojd E, Soltanian-Zadeh H. Atlas based segmentation of white matter fiber bundles in DTMRI using fractional anisotropy and principal eigen vectors. In: Proceedings of the 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro. Paris, France, 2008. 879–882
- 68 Hasan K M, Walimuni I S, Abid H, et al. A review of diffusion tensor magnetic resonance imaging computational methods and software tools. *Comput Biol Med*, 2011, 41: 1062–1072

Progress in segmentation of diffusion tensor magnetic resonance images

WANG Yi¹, FENG QianJin², LIU ZheXing², CUI WenChao¹ & HAO ChongYang¹

¹Shaanxi Key Laboratory of Information Acquisition and Processing, School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

²School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

With the broad usage of diffusion tensor imaging (DTI) modality in clinical medical treatment, the DT image segmentation has become a research focus on medical image processing and analysis at home and abroad. In this paper, we reviewed various segmentation methods of DT images in recent years, and mainly investigated the state of the art and recent advances of those based on clustering, graph cuts and level set. Moreover, we discussed the computing procedure of each typical algorithm respectively, analyzed and compared segmentation objects, advantages, disadvantages and similarity metrics of these methods qualitatively. At the end, after summarizing main characteristics of existing methods, we prospected future development trend on DT image segmentation.

image segmentation, diffusion tensor imaging, clustering, graph cuts, level set, similarity metrics

doi: 10.1360/972012-893