一种扩散张量脑胼胝体图像分割算法

王 毅 欧杨梅 齐 敏 樊养余

(西北工业大学电子信息学院 西安 710072)

摘 要 提出了一种基于矢量活动轮廓模型的扩散张量脑胼胝体图像分割算法,其利用矢量 Chan-Vese 模型构造了 控制轮廓线演化方向的矢量符号压力函数,并将向量范数形式用于表达脑胼胝体组织的扩散张量各向异性,给出了具 有全局与局部分割特性的矢量活动轮廓模型。10 组真实大脑扩散张量图像分割结果表明,该算法对脑胼胝体结构的 分割精确、稳定。

关键词 扩散张量成像,脑胼胝体分割,灰度映射图,矢量活动轮廓模型 中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Corpus Callosum Segmentation Algorithm of Diffusion Tensor Images

WANG Yi OU Yang-mei QI Min FAN Yang-yu

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract A vector-based active contour model algorithm for corpus callosum segmentation on diffusion tensor images was proposed. It utilized the vector-based Chan-Vese model to construct a vector-based signed pressure force function that controls the direction of the evolution. The form of the vector norm was used to describe anisotropy characteristics of corpus callosum on diffusion tensor images. The vector-based active contour model with both the global and the local segmentation property was also introduced into this algorithm. Segmentation results of 10 real diffusion tensor images showed that the proposed algorithm could segment corpus callosum precisely and stably.

Keywords Diffusion tensor imaging, Brain corpus callosum segmentation, Gray mapping, Vector active contour model

1 引言

扩散张量成像(Diffusion Tensor Imaging,DTI)^[1]是近年 来出现的一种新型磁共振(Magnetic Resonance Imaging, MRI)成像技术。与传统的MRI技术相比,DTI 能够提供有 关颅脑组织结构及其几何结构的独特数据,是目前无创观察 和研究活体脑白质微细结构的唯一途径。

胼胝体(Corpus Callosum,CC)是大脑中最重要的白质组 织之一,也是大脑半球中最大的连合纤维束体,位于大脑两半 球纵裂的底部,是连接左右两侧大脑半球的横行神经纤维 束^[2]。传统的 MRI 只能提供胼胝体的尺寸和形状信息,而 DTI 可以提供胼胝体的微观结构和连通性信息,因此从扩散 张量图像中分割出胼胝体,对脑白质疾病的临床诊断和脑功 能研究具有重要意义^[3,4]。

目前,T1 加权(T1 Weighted Imaging,T1WI)图像脑白 质、脑灰质和脑脊液分割算法的研究成果相继出现,但脑白质 内部微组织的分割研究才刚刚开始^[5,6]。针对扩散张量脑胼 胝体图像的分割问题,近年来国内外学者纷纷提出了各种不 同算法。

2004年, Wang 等人^[7]将标量场 Chan-Vese(C-V)模型扩

展到张量场,并利用张量 Frobenius 范数衡量张量间的不相 似性,提出了基于区域的活动轮廓模型(Region Based Active Contour Model, RBACM)算法,但该算法仅适用于分段常量 模型,而不适用于处理不同质区域的图像。2006年,Lenglet 等人[8]提出了张量空间的高斯概率活动轮廓模型分割算法, 并给出了衡量张量间不相似性的测地距离,但是该算法的分 割精度和鲁棒性会受 DTI 数据高斯模型的影响,实验时未能 成功分割本文数据。同年,Yushkevich 等人^[9]开发了一种以 区域竞争机制 snake 活动轮廓模型(Region Competition Snake Active Contour Model, RCSACM)算法为基础的三维 图像分割软件,RCSACM 算法基于图像灰度阈值,将原始图 像转变成区域竞争特性图像,采用传统的 snake 模型对区域 竞争特性图像进行处理。该算法仅适用于标量场图像,不适 于直接对张量场图像进行处理。2007年,Awate等人[10]提出 了基于张量场的模糊非参数分割算法,并考虑了图像的模糊 性,但算法易受先验知识的影响,且实现起来过于复杂。2011 年,吴占雄等人[11]将标量空间的图形切割算法扩展到张量空 间,根据先验知识选择目标与背景种子集合,以张量相似度为 权构造图结构。该算法可从二维扩散张量图像中准确分割出 脑胼胝体,分割精度与先验知识紧密相关,其三维 DTI 图像

到稿日期;2012-02-10 返修日期;2012-07-20 本文受国家自然科学基金(60903127,61202314),西北工业大学"翱翔之星计划"项目资助。 王 毅(1979-),女,博士,副教授,主要研究方向为医学图像处理、虚拟现实技术,E-mail;wangyi79@nwpu.edu.cn;欧杨梅(1987-),女,硕士 生,主要研究方向为医学图像处理;齐 敏(1968-),女,博士,副教授,主要研究方向为信号与信息处理、虚拟现实技术;樊养余(1960-),男,博 士,教授,主要研究方向为信号与信息处理、虚拟现实技术等。 分割效果有待进一步验证。

为了利用扩散张量图像的各向异性特性信息对图像进行 分割,大多数已有方法均采用了张量的某种范数形式。本文 设计了一种二维向量范数形式来体现扩散张量图像的各向异 性特性,该向量由角度值和部分各向异性参数值(Fractional Anisotropy,FA)组成,其中角度值用于衡量扩散方向信息,部 分各向异性参数值 FA 用于衡量扩散系数信息(扩散各向异 性度)。同时,利用矢量 C-V 模型构造控制轮廓线演化方向 的矢量符号压力函数,并将该函数引入具有全局与局部分割 特性的标量活动轮廓模型^[12]中,提出了一种基于矢量活动轮 廓模型的扩散张量分割算法,该算法能够较准确地从脑白质 组织中提取出胼胝体。

2 扩散张量成像计算

扩散张量磁共振成像(Diffusion Tensor Magnetic Resonance Imaging, DT-MRI, DTI)技术利用不均匀组织中水分子 扩散的各向异性特性,通过改变扩散敏感梯度方向,测量体素 内水分子在各个方向的扩散强度,并在三维空间中定量分析 组织内水分子的扩散运动,利用多种参数值进行成像。

DTI中每一个体素对应的是一个扩散张量 T而不是标量。理论上,扩散张量 T为 3×3 的对称正定矩阵,可以分解为特征值与特征向量相乘的形式:

$$T = \begin{bmatrix} T_{xx} & T_{xy} & T_{xx} \\ T_{yx} & T_{yy} & T_{yz} \\ T_{xx} & T_{zy} & T_{zz} \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} e_1 & e_2 & e_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix}$$
(1)

式中,张量 T的6个独立分量 T_{xx} , T_{xy} , T_{xx} , T_{yx} , T_{xx} , $T_{$

3 角度-灰度映射图

为了衡量扩散各向异性的严重程度,可用标量参数来定 量分析生理组织中水分子扩散各向异性度,常用的是部分各 向异性参数 FA:

$$FA = \sqrt{3\{(\lambda_1 - \lambda)^2 + (\lambda_2 - \lambda)^2 + (\lambda_3 - \lambda)^2\}} / \sqrt{2(\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2)}$$
(2)

$$\lambda = (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)/3 \tag{3}$$

式中, λ₁, λ₂, λ₃, λ 分别为扩散张量的 3 个特征值和平均值。 FA 是最常用的评价水分子扩散各向异性度的标量值, 它具 有旋转不变性, 可以提供较好的灰白质对比, 具有相对较高的 信噪比等特点。在大脑扩散张量图像中, 脑白质的 FA 值最 大, 脑脊液的 FA 值最小。

将 DTI 的扩散张量矩阵数据转化为导出量数据集,并以 这些导出量数据集作为灰度值映射到灰度空间,形成灰度映 射图,称之为各向异性参数-灰度映射图。如果导出量是 FA, 则该映射图的理论取值范围为[0,1]。

根据特征向量颜色映射图^[14,15]可知,DTI中同一区域的 扩散各向异性具有相似性。以该原理和各向异性参数-灰度 映射图为基础,可以在待分割的目标内确定一点作为参考点, 然后计算各体素点对应的主特征向量与该参考点对应的主特 征向量间的夹角,再以这些夹角作为灰度值映射到灰度空间, 形成灰度映射图,称其为角度-灰度映射图。该映射图的取值 范围为[0,90](单位为度)。

为了利用扩散张量图像的各向异性特性信息对图像进行 分割,用部分各向异性参数 FA-灰度映射图衡量扩散各向异 性度,用角度-灰度映射图衡量扩散方向。

4 分割算法

4.1 矢量 C-V 模型

C-V 模型^[7,16]是 Chan 和 Vese 提出的一种无边缘区域活动轮廓模型,具有全局分割特性,且对初始轮廓的位置不敏感。该模型的能量函数为:

$$E^{r_{0}} = \mu \cdot L(C) + \gamma_{1} \int_{inside(C)} |I(x,y)\rangle c_{1}|^{2} dxdy + \gamma_{2} \int_{autside(C)} |I(x,y) - c_{2}|^{2} dxdy$$

$$(4)$$

以标量场 C-V 模型为基础,我们定义了矢量场 C-V 模型。设定义域为 Ω 的矢量图像 V(x,y)被闭合轮廓线 C 划分为内部和外部两个同质区域,各区域的平均矢量值分别为 υ₁ 和 υ₂,构造如下能量函数:

$$E^{uvv} = \mu \cdot L(C) + \gamma_1 \int_{inside(C)} \|V(x,y) - v_1\|_2^2 dxdy + \gamma_2 \int_{autside(C)} \|V(x,y) - v_2\|_2^2 dxdy$$
(5)

式中,L(C)是轮廓线 C 的长度, $\|\cdot\|_2$ 表示向量的 2 范数, $\mu \ge 0$ 、 γ_1 , $\gamma_2 \ge 0$ 为各能量项的权重系数。关于 v_1 和 v_2 最小 化能量 E^{rev} 可得到如下公式:

$$v_{1} = \frac{\int_{\Omega} (H(\phi)) \| V(x,y) \|_{2} dx dy}{\int_{\Omega} (H(\phi)) dx dy}, (x,y) \in \Omega$$
(6)

$$v_{2} = \frac{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) \| V(x, y) \|_{2} dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx dy}, (x, y) \in \Omega \quad (7)$$

式中, ϕ 为根据闭合曲线 C 构造的水平集函数,即{C| $\phi(x,y)$ =0,(x,y) $\in \Omega$ },并设 ϕ 为内正外负的符号距离函数。 $H(\phi)$ 为 Heaviside 函数,当 $\phi \ge 0$ 时, $H(\phi) = 1$;当 $\phi < 0$ 时, $H(\phi) = 0$ 。

4.2 矢量符号压力函数

设定义域为 Ω 的标量图像 I(x,y)被闭合轮廓线 C 划分 为内部和外部两个同质区域,各区域的平均灰度值分别为 c_1 和 c_2 , c_1 和 c_2 满足 min(I(x,y)) $\leq c_1$, $c_2 \leq \max(I(x,y))$,则 下列不等式成立:

$$\min(I(x,y)) < \frac{c_1 + c_2}{2} < \max(I(x,y)), (x,y) \in \Omega$$
 (8)

由式(8)可知,符号压力函数(Signed Pressure Force, SPF)^[12]满足 $-1 \leq spf(I(x,y)) \leq 1$,其中符号压力函数为如下形式:

• 258 •

$$\operatorname{spf}(I(x,y)) = \frac{I(x,y) - \frac{c_1 + c_2}{2}}{\max\left(\left|I(x,y) - \frac{c_1 + c_2}{2}\right|\right)}, (x,y) \in \Omega$$
(9)

当闭合轮廓线 C 在目标外部时, SPF 使轮廓线向内收 缩;当闭合轮廓线 C 在目标内部时, SPF 使轮廓线向外膨胀。 以矢量 C-V 模型和 SPF 为基础,重新定义了矢量符号压力 VSPF(Vector Signed Pressure Force)函数:

$$\operatorname{vspf}(V(x,y)) = \frac{\|V(x,y)\|_{2} - \left\| \frac{v_{1} + v_{2}}{2} \right\|_{2}}{\max\left(\| V(x,y)\|_{2} - \left\| \frac{v_{1} + v_{2}}{2} \right\|_{2} \right)},$$

(x,y) $\in \Omega$ (10)

式中, $v_1($ 如式(6)所示)和 $v_2($ 如式(7)所示)是定义域为 Ω 的 矢量图像V(x,y)被轮廓线C划分的内部和外部两个同质区 域的平均矢量值,且矢量符号压力函数 VSPF 满足范围 $-1 \leq vspf(I(x,y)) \leq 1$ 。

4.3 矢量 ACSLGS 算法

2+

Zhang 等人^[12]将符号压力函数引入测地活动轮廓模型 (Geodesic Active Contour, GAC)中,提出了一种具有全局和 局部分割特性的标量活动轮廓模型(Active Contours with Selective Local or Global Segmentation, ACSLGS)。ACSLGS 模型可由下式表示:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \operatorname{spf}(I(x, y)) \cdot \alpha |\nabla \phi|, (x, y) \in \Omega$$
(11)

将式(10)的矢量符号压力函数 VSPF 引人 ACSLGS 模型中,可推得矢量 ACSLGS 模型如下:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \operatorname{vspf}(V(x, y)) \cdot \alpha | \bigtriangledown \phi |, (x, y) \in \Omega$$
(12)

式中,α≥0为常数,▽表示梯度。

矢量 ACSLGS 算法继承了原算法的优点,可以有效地处 理弱边缘和模糊边缘的图像,自动检测出目标的内部和外部 边界,且分割精度与初始轮廓的位置无关。它在分割效率和 分割精度等方面也将优于 C-V 和 GAC 的矢量化模型,同时 具备了 C-V 模型的全局分割特性和 GAC 模型的局部分割特 性。

5 算法实现步骤

①计算扩散张量图像中各体素张量 T 所对应的主特征 向量 $e_i(i=1,2,...,N,N)$ 为体素总数)和各体素张量 T 所对 应的特征值 $\lambda_{i1},\lambda_{i2},\lambda_{i3}$ (i=1,2,...,N,N 为体素数);

②在待分割的目标内确定一个体素作为参考点 j,计算 该参考点所对应的主特征向量 e_i 和其他体素所对应的主特 征向量 e_i 间的夹角 θ_i (i=1,2,...,N),将夹角 θ_i (i=1,2,...,N)作为灰度值映射到灰度空间,形成灰度图像 G_1 ;

③根据式(2)、(3)计算各体素的 FA 值,将这些 FA 值作 为灰度值映射到灰度空间,形成灰度图像 G₂。将图像 G₁和 图像 G₂中对应体素的灰度值所形成的矢量图 G₃作为待分 割的图像;

④在矢量图像 G₃ 中任意做一个初始曲面 S,并初始化水 平集函数 ¢ 为如下形式:

 $\begin{cases} \phi(x, y, z) = 0, & (x, y, z) \in S \\ \phi(x, y, z) = D((x, y, z), S), & (x, y, z) \in S_{in} \\ \phi(x, y, z) = -D((x, y, z), S) & (x, y, z) \in S_{ad} \end{cases}$

其中,D((x, y, z), S)表示点(x, y, z)与曲面 S 间的 Euclidean 距离, S_{in} 表示曲面 S 内部区域, S_{out} 表示曲面 S 外部区域;

⑤确定标准偏差 ε,参数 γ₁,γ₂,α和迭代次数 iteration; ⑥根据式(6)、式(7)计算 v₁和 v₂;

⑦由式(10)计算各体素的 vspf 值,再由式(12)迭代水平 集函数 ø;

⑧若水平集函数 ∳>0,则令 ∮=1;反之,令 ∮=−1,该步 具有选择局部分割的特性,如果需要分割局部目标,则此步是 必须的;否则,转至第⑨步;

⑨用标准偏差为 ϵ 的高斯核函数 G_{ϵ} 对水平集函数 ϕ 做高斯滤波处理,以确保水平集函数 ϕ 的稳定变化;

⑩确定迭代是否达到最大次数 iteration, 若迭代达到最 大次数 iteration, 则算法停止; 否则, 转至第⑥步。

6 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,分别采用 RCSACM 算法、 RBACM算法与本文算法进行对比,对随机选取的 10 组128× 128×64 的 DTI 图像(英国伦敦 Hammersmith 医院使用 Philips 3T 系统沿 15 个扩散敏感梯度方向采集)进行分割。 为方便起见,所选择的参数分别为 $\gamma_1 = 1, \gamma_2 = 1, \epsilon = 1, a = 3$ 。 需指出的是, α 的取值对分割结果影响较大, α 取值过大时,会 出现边缘"泄露"的现象; α 取值过小时,曲线则无法演化到目 标的狭窄部分。通过大量的实验发现, $1 \leq \alpha \leq 7$ 的取值较为 合适,后续我们将对参数影响进行深入研究。

为了验证本文算法的有效性,以专家手工分割结果(见图 4(a)一图 13(a))为标准,对各种算法的分割结果进行了直观 评价,图 1一图 13 给出了 3 组 DTI 数据的二维分割结果和 10 组 DTI 数据的三维分割结果。同时,采用 DOM(Dice Overlap Metric)作为分割结果的量化评价指标,其定义为:

$$\operatorname{dom}(S_1, S_2) = \frac{2 * \operatorname{Vol}(S_1 \cap S_2)}{\operatorname{Vol}(S_1) + \operatorname{Vol}(S_2)}$$
(13)

式中, $Vol(S_1)$ 表示用手动分割法提取的目标体积, $Vol(S_2)$ 表示用自动分割法提取的目标体积, $Vol(S_1 \cap S_2)$ 表示用手动分割法和自动分割法提取的目标重叠体积。当 dom=0 时,表示没有重叠区域;当 dom=1 时,表示完全重叠。

图1中的二维图像是第4组DTI图像的第60片,图2中 的二维图像是第5组DTI图像的第62片,图3中的二维图像 是第10组DTI图像的第64片。图1(a)、图2(a)和图3(a)是 特征向量彩色映射图,图1(b)、图2(b)和图3(b)是RCSACM 算法二维分割结果,图1(c)、图2(c)和图3(c)是RBACM算 法二维分割结果,图1(d)、图2(d)和图3(d)是本文算法二维 分割结果。在特征向量彩色映射图中,红色区域代表脑胼胝 体,红色表示脑胼胝体的扩散方向是从左向右。脑胼胝体的 膝部和压部是两个较难分割的区域^[17]。从图1、图2和图3 的二维分割结果可知,RCSACM算法和RBACM算法的脑胼 胝体膝部和压部分割效果不佳,存在较多的"过分割"和"欠分 割"现象,而本文算法能够有效地提取出脑胼胝体的膝部和压 部,且分割轮廓光滑。

	5	5	
(a) 第60片特征向量	(b) RCSACM算法	(c) RBACM算法	(d) 本文算法分割
彩色映射图	分割结果	分割结果	结果

图1 第4组 DTI 图像二维分割结果



10 组 DTI 数据的三维分割结果如图 4 一图 13 所示,图中 分别给出了手动分割、RBACM 算法、RCSACM 算法和本文 算法的分割结果。从图中可以看出,RBACM 算法和 RC-SACM 算法的胼胝体膝部和压部直观分割效果不如本文算 法,RCSACM 算法分割出的胼胝体易出现"断裂"和"过分割" 现象,而 RBACM 算法则存在较多的"过分割"和"欠分割"现 象。整体而言,本文算法分割出的脑胼胝体光滑且结构完整。



2		800	A
(a) 手动分割结果	(b) RBACM分割结果	(c) RCSACM 分割结果	(d) 本文算法 分割结果
	图 11 第 8 组 DTI	图像三维分割结势	畏
R	0	83	
(a) 手动分割结果	(b) RBACM分割结果	(c) RCSACM 分割结果	(d) 本文算法 分割结果
	图 12 第 9 组 DTI	图像三维分割结身	長
R		R	~
(a) 手动分割结果	(b) RBACM分割结果	(c) RCSACM 分割结果	(d) 本文算法 分割结果

图 13 第 10 组 DTI 图像三维分割结果

表1给出了10组DTI数据的dom值,本文算法各DTI 数据的dom值和dom均值均高于RBACM算法和RCSACM 算法。而各算法的dom标准差值说明,本文算法的分割效果 受图像类型的影响最小,RCSACM算法受图像类型的影响最 大,证明了本文算法具有更好的分割稳定性和通用性。

表1 3种算法的 dom 值

DTI 图像	RBACM 算法	RCSACM 算法	本文算法
第1组	0.78	0, 65	0.89
第2组	0.72	0, 75	0.92
第3组	0.68	0.85	0.88
第4组	0.84	0.77	0.90
第5组	0.72	0.78	0.92
第6组	0.73	0.80	0.91
第7组	0.73	0.82	0.90
第8组	0.72	0.75	0.91
第9组	0,62	0, 86	0.92
第10组	0.77	0, 78	0,94
均值	0.73	0.74	0.91
标准差	0.0558	0.0566	0,0164

结束语 根据脑胼胝体 DT-MRI 成像的特点,提出了一种基于矢量活动轮廓模型的扩散张量图像分割算法。该算法 在传统 C-V 模型和符号压力函数的基础上,构造了能够控制 轮廓线演化方向的矢量符号压力函数,并将该函数引入标量 ACSLGS 模型中,形成了相应的矢量活动轮廓模型,体现出了 图像的全局和局部分割特性,从而较准确地提取出了脑胼胝 体组织,说明算法具有较好的稳定性和通用性。后续将对算 法中的参数影响进行深入研究,以获得更加精确的分割结果。

参考文献

- [1] Flameng W, Borgers M, Daenen W, et al. Ultrastructural and cytochemical correlates of myocardial protection by cardiac hypothermia in man[J]. The Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery, 1980, 79:413-424
- [2] Thompson D K, Inder T E, Faggian N, et al. Characterization of corpus callosum in very preterm and full-term infants utilizing MRI[J]. NeuroImage, 2011, 55(2): 479-490
- [3] Bihan D L, Mangin J F, Poupon C, et al. Diffusion tensor imaging: concepts and applications [J]. Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2001, 13(4): 534-546

在训练样本为每人5幅时,本文方法在Yale人脸库上与 一些经典方法在样本训练时间和测试时间以及识别率上的比 较如表3所列。

ない 昇広的比較	表	3	算法	的	比较
----------	---	---	----	---	----

选用方法	训练时间(s)	识别时间(s)	识别率(%)
PCA+SVM	82.607	19.377	90.00
Wave+PCA+SVM	16.490	3.619	91.11
2DPCA+SVM	13.665	5.582	93.33
本文方法	12, 948	3.037	94.44

从以上比较的数据上来看,本文的算法由于采用了小波 变换和双向 2DPCA 的方法,因此在同等条件下,算法所需的 识别时间比传统的 SVM 方法要低得多,有效解决了 SVM 算 法耗时较多的问题。

综合以上实验结果可以看出,本文方法简单、稳定,识别 速度快,识别率也较高。

结束语 为进一步提高人脸识别的性能,本文提出了一种改进的基于差空间的双向 2DPCA+SVM 人脸识别算法, 其利用加权小波变换对图像进行压缩,并引入差空间和类内 平均的概念,从而有效缩短了算法所需的时间,提高了识别 率,算法的鲁棒性较好。值得注意的是,本文是在静态人脸库 上进行的实验,当人脸处于运动状态时,算法的有效性将有待 进一步研究。

参考文献

[1] He Xiao-fei, S Y, He Yu-xiao, et al. Face Recognition Using

(上接第260页)

- [4] Deutsch G K, Dougherty R F, Bammer R, et al. Children's reading performance is correlated with white matter structure measured by diffusion tensor imaging[J]. Cortex, 2005, 41(3): 354-363
- [5] Jonasson L, Hagmann P, Bresson X, et al. White matter mapping in DT-MRI using geometric flows[C]// Proc. of Intl' Conf. on EUROCAST 2003, LNCS 2809. 2003;585-596
- [6] Wiegell M R, Tuch D S, Wedeen V J, et al. Automatic segmentation of thalamic nuclei from diffusion tensor magnetic resonance imaging[J]. NeuroImage, 2003, 19(2): 391-401
- [7] Wang Z Z, Vemuri B C. Tensor field segmentation using region based active contour model[C] // Proc. of Intl' Conf. on ECCV 2004, LNCS 3024. 2004:304-315
- [8] Lenglet C, Rousson M, Deriche R. DTI segmentation by statistical surface evolution [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(6):685-700
- [9] Yushkevich P A, Piven J, Hazlett H C, et al. User-guided 3D active contour segmentation of anatomical structures: Significantly improved efficiency and reliability [J]. NeuroImage, 2006, 31 (3):1116-1128
- [10] Awate S P, Zhang H, Gee J C. A fuzzy nonparametric segmentation framework for DTI and MRI analysis: with application to

Laplacianfaces [J]. IEEE Transactions on pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(3); 328-340

- [2] Tan Xiao-yang, Enhanced B T. Local Texture Feature Sets for Face Recognition under Difficult Lighting Condition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010,19(6):1653-1650
- [3] Yang Jian, Zhang D. Senior Membeer Two-Dimensional PCA, A New Approach to Appearance Based Face Representation and Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1):131-137
- [4] 李晓东,费树岷,张涛.基于差空间和最大散度差鉴别分析的人 脸识别方法[J].东南大学学报,2009,39(6):1130-1135
- [5] 王心醉,李岩,郭立红,等. 基于双向 PCA 和 K 近邻的人脸识别 算法[J]. 解放军理工大学学报,2010,11(6):623-627
- [6] Le T H, L B. Face Recognition based on SVM and 2DPCA[J]. International Journal of Signal Processing Image Processing and Pattern Recognition, 2011, 4(3): 85-93
- [7] 张静,王艳平,薛桂香.数字图像处理与计算机视觉[M].北京:人民邮电出版社,2010:511-544
- [8] Chang C-C, Lin C-J. LIBSVM: a library for support vector machine[OL]. http://www.csie.ntu.edu./~cjlin/libsvm,2001
- [9] Faruto. SVM 视频讲解汇总[OL]. http://www.ilovematlab. cn/thread-62253-1-1. html,2010
- [10] 聂会星,梁坤,徐枞巍. 基于小波变换和支持向量机的人脸识别 研究[J]. 合肥工业大学学报,2011,34(2):208-211

DTI-tract extraction[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(11): 1525-1536

- [11] 吴占雄,朱善安,贺斌.扩散张量成像中脑胼胝体结构图像的分 割算法[J].浙江大学学报,2011,45(1):163-167
- [12] Zhang K H,Zhang L,Song H H,et al. Active contours with selective local or global segmentation: a new formulation and level set method[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 668-676
- [13] Tomán H, Tornai R, Zichar M. Complex fiber visualization[J]. Annales Mathematicae et Informaticae, 2007, 34, 103-109
- [14] Partridge S C, Mukherjee P, Henry R G, et al. Diffusion tensor imaging: serial quantitation of white matter tract maturity in premature newborns[J]. NeuroImage, 2004, 22(3):1302-1314
- [15] Huang H,Zhang J Y,Jiang H Y, et al. DTI tractography based parcellation of white matter: Application to the mid-sagittal morphology of corpus callosum[J]. NeuroImage, 2005, 26(1): 195-205
- [16] Chan T F, Vese L A. Active contour without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2), 266-277
- [17] de Luis-García R, Alberola-López C. Mixtures of gaussians on tensor fields for DT-MRI segmentation [C] // Proc. of Intl' Conf. on MICCAI 2007, LNCS 4791. 2007; 319-326