

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 **10**
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年10月 第17卷 第10期(总第198期)

目次

综述

张量值图像插值方法综述 邵宇, 刘莹, 孙富春(1197)

图像处理和编码

利用模运算及其周期性特点的安全隐写算法 廖琪男(1206)

结合快速融合与颜色传递的双波段夜视图像染色 李郁峰, 冯晓云, 徐铭蔚, 黄文丽(1213)

Weber 定律下尺度空间的自适应构建 刘立, 张瑞军, 万亚平, 黄欣阳, 彭复员(1222)

改进权值函数的非局部均值去噪算法 单建华(1227)

图像分析和识别

非相似度保持投影 陈才扣, 侯钰(1232)

非正交二值子空间模板表示的并行生成 杨培, 武港山, 杨扬, 任桐炜(1237)

Adaboost 和随机图划分的无监督图像分类 李巍, 杨素锦, 段晓华(1245)

aiNet 背景抑制的单帧红外弱小目标检测 陈炳文, 王文伟, 秦前清(1252)

韦伯-中心环绕结构的图像显著性检测模型 林丽莉, 周文晖(1261)

气象传真图信息提取 李存东, 肖传毅, 潘海朗, 陈日清, 杨劲松(1268)

图像理解和计算机视觉

多要素空间场景相似性匹配模型及应用 宋腾义, 汪闽(1274)

计算机图形学

Delaunay 三角网通用合并算子及分治算法的简化 刘永和, 冯锦明, 郭维栋, 田根, 金毅(1283)

基于 Laplace 谱嵌入和 Mean Shift 的三角网格一致性分割 马亚奇, 李忠科, 赵静(1292)
 断裂面匹配的破碎刚体复原 李群辉, 周明全, 耿国华(1298)

虚拟现实与增强现实

核爆炸外观景象实时模拟 郑涛, 徐晓刚, 邵承永(1305)

医学图像处理

全局脑白质纤维群智能跟踪算法 冯远静, 王哲进, 张贵军, 俞立(1312)

遥感图像处理

对偶四元数线阵遥感影像几何定位 盛庆红, 姬亭, 刘微微, 王惠南(1319)

修正安装矩阵提高 FY-3B/MERSI 的地理定位精度 吴荣华, 杨忠东, 关敏, 李翔翔(1327)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 10 期

2012 年 10 月 16 日出版

主管单位 中国科学院
主 办 中国科学院遥感应用研究所
 中国图象图形学学会
 北京应用物理与计算数学研究所
主 编 李小文
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
 北京 9718 信箱 邮编 100101
 电子信箱:jig@irsa.ac.cn
 电话:010-64807995 010-82614429
 网 址:www.cjig.cn
印刷装订 北京北林印刷厂
广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
国外发行 中国国际图书贸易总公司
 (中国国际书店)
 (北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,
 CAS China Society of Image and Graphics
 Institute of Applied Physics and Computational
 Mathematics
Chief editor LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board
 of Journal of Image and Graphics
 (P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)
 E-mail:jig@irsa.ac.cn
Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers
 and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Foreign China International Book Trading Corporation
 (P. O. Box 399, Beijing 100044, China)
Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTFXZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 10 October 2012

Contents

Review

Overview of tensor valued images interpolation technology Shao Yu, Liu Ying, Sun Fuchun (1197)

Image Processing and Coding

Secure steganography based on modulo and its cyclical characteristic Liao Qinan (1206)

Night vision dual-band images coloration using fast fusion and color transfer
..... Li Yufeng, Feng Xiaoyun, Xu Mingwei, Huang Wenli (1213)

Adaptive algorithm of scale-space construction method based on Weber's law
..... Liu Li, Zhang Ruijun, Wan Yaping, Huang Xinyang, Peng Fuyuan (1222)

Non-local means denoising algorithm with enhanced weight function Shan Jianhua (1227)

Image Analysis and Recognition

Dissimilarity preserving projection Chen Caikou, Hou Yu (1232)

Parallel algorithm for generating template representation based on non-orthogonal binary subspace
..... Yang Pei, Wu Gangshan, Yang Yang, Ren Tongwei (1237)

Unsupervised image categorization based on Adaboost and stochastic graph partition Li Wei, Yang Sujin, Duan Xiaohua (1245)

Infrared dim target detection in single image based on background suppression by aiNet
..... Chen Bingwen, Wang Wenwei, Qin Qianqing (1252)

Image saliency detection model with Weber's law based on center-surround structure Lin Lili, Zhou Wenhui (1261)

Information extraction from meteorological facsimile maps
..... Li Cundong, Xiao Chuanyi, Pan Hailang, Chen Riqing, Yang Jinsong (1268)

Image Understanding and Computer Vision

Multi-feature based spatial scene matching model and its application Song Tengyi, Wang Min (1274)

Computer Graphics

Merging planar Delaunay triangulations based on universal operators and the implementation of a divide-conquer algorithm
..... Liu Yonghe, Feng Jinming, Guo Weidong, Tian Gen, Jin Yi (1283)

Consistence segmentation of triangle mesh using Laplace spectral embedding and Mean Shift
..... Ma Yaqi, Li Zhongke, Zhao Jing (1292)

Reassembly of broken 3D solids based on fractured surfaces matching Li Qunhui, Zhou Mingquan, Geng Guohua (1298)

Virtual Reality and Augmented Reality

Real-time simulation of nuclear explosion scene Zheng Tao, Xu Xiaogang, Shao Chengyong (1305)

Medical Image Processing

Global white matter tractography using swarm optimization Feng Yuanjing, Wang Zhejin, Zhang Guijun, Yu Li (1312)

Remote Sensing Image Processing

Geo-positioning line-array CCD images with dual quaternion Sheng Qinghong, Ji Ting, Liu Weiwei, Wang Huinan (1319)

Improved FY-3B/MERSI geolocation accuracy using installation matrix
..... Wu Ronghua, Yang Zhongdong, Guan Min, Li Xiangxiang (1327)

中图法分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)10-1312-07

论文引用格式: 冯远静, 王哲进, 张贵军, 俞立. 全局脑白质纤维群智能跟踪算法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(10): 1312-1318.

全局脑白质纤维群智能跟踪算法

冯远静, 王哲进, 张贵军, 俞立

浙江工业大学信息工程学院信息处理与自动化研究所, 杭州 310023;

浙江省嵌入式系统联合重点实验室, 杭州 310023

摘要: 为了解决概率纤维跟踪算法“过度”误跟踪, 效率低的缺点, 受蚁群路径搜索过程群体协作模式启发, 提出一种全局脑白质纤维群体智能跟踪方法。首先, 构建了一种全局纤维度量指标, 综合考虑局部纤维方向分布和全局纤维走向, 并利用贝叶斯方法建立局部纤维方向分布不确定信息模型。其次, 提出一种群智能全局优化算法。该算法构建基于 von Mises-Fisher 分布函数的信息素模型, 通过信息素模型诱导迭代优化纤维轨迹。人工合成数据实验结果表明, 跟概率跟踪算法相比, 该算法解决了纤维局部误差积累导致的误跟踪问题, 相对误差降低至原来的二分之一, 计算规模降低至原来的十分之一。实际临床数据验证了算法的有效性。

关键词: 扩散张量成像; 全局优化; 蚁群; 纤维跟踪

Global white matter tractography using swarm optimization

Feng Yuanjing, Wang Zhejin, Zhang Guijun, Yu Li

Zhejiang University, of Technology College of Information Engineering Information Processing and
Automation Research Institution, Hangzhou 310023, China;

Zhejiang Provincial United Key Laboratory of Embedded System, Hangzhou 310023, China

Abstract: In order to deal with the limitation of probabilistic tractography which may produce diffuse results that suggest connections in unexpected regions, we propose a fast and novel global fiber tracking method for DTI (Diffusion Tensor Imaging) data. Our method is inspired by the ant colony optimization technique, which considers both: the local fiber orientation distribution and the global fiber path in a collaborative manner. We first construct a global optimization model that captures both global fiber-path and the uncertainties in local fiber orientation between two regions. The local fiber-orientation density function with uncertainty is modeled with a Bayesian approach. Then, an ant colony global fiber-tracking algorithm is presented using a new learning strategy where the probability associated with a fiber is iteratively maximized. In the algorithm, the pheromone model is constructed using the von Mises-Fisher function and the ant fiber tracking technique based on pheromone model is developed. Finally, the proposed algorithm is validated and compared to alternative methods using both synthetic and real data.

Key words: diffusion tensor imaging; swarm tracking; tractography; global fiber tracking

0 引言

利用扩散加权磁共振成像 (DW-MRI) 数据重构

脑白质纤维是目前活体显示脑白质纤维走向的重要手段, 它为研究脑白质的空间微结构开辟了崭新的途径, 为脑的发育、精神分裂症、先天性与获得性脑白质病以及痴呆等的研究提供了新的方法。该方法

收稿日期: 2011-12-01; 修回日期: 2012-04-17

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61075062); 浙江省重中之重学科开放基金项目 (201100806)

第一作者简介: 冯远静 (1976—), 男, 副教授, 2005 年于西安交通大学获控制科学与工程专业博士学位, 研究方向为医学图像处理、群体智能系统。E-mail: fyjing@zjut.edu.cn

首先估计磁共振图像每个体素的扩散张量,获得纤维方向分布模型,然后利用纤维跟踪算法形成具有解剖学意义的纤维空间微结构。噪声、局部容积效应造成的不确定性以及纤维交叉、分叉等复杂结构导致的扩散张量估计误差是造成纤维重构不精确的主要原因。以概率密度函数描述纤维走向的概率跟踪算法^[1-5]是目前解决纤维方向不确定的有效手段。Behren 等人^[3]首先基于贝叶斯理论描述神经纤维的不确定信息,并随后扩展至多纤维方向^[1]。Friman 等人^[4]基于贝叶斯和最大似然估计方法处理不确定信息。Zhang 等人^[5]结合 vMF 分布函数和粒子滤波方法优化神经纤维。但是,这些方法需要大量粒子(5 000-10 000 个粒子^[4-5])按照概率密度方向尽可能地随机拓展纤维的可能走向。它在某种程度上改善了确定性方法带来的问题,同时也容易产生大量“过度”跟踪导致的不期望纤维^[2]。滤波方法^[6-7]减少了概率跟踪算法的计算量,但是仍然存在沿纤维方向的误差积累问题。最近,基于图论和迭代优化技术的全局纤维跟踪算法得到极大的关注^[8-12]。这些优化方法的最大缺点是将本来可以依赖的纤维方向分布先验知识全部抛弃,构建了一个基于整个人脑体素搜索空间的优化问题,造成离散误差,而且计算代价巨大。

针对上述问题,建立全局优化神经纤维度量指标,结合纤维方向分布概率密度函数启发式信息和蚁群信息素模型的引导作用,提出一种新的群体智能纤维跟踪算法。突破现有脑纤维重构优化算法离散搜索域的限制,改善现有方法无法利用本身纤维方向分布的一些启发式信息的缺点,提高计算效率。

1 全局纤维度量指标

1.1 全局纤维价值函数模型

给定纤维路径 $c: [x_0, x_n] \rightarrow \Omega$, 其中 $\Omega \subset \mathbf{R}^3$ 是图像域。定义路径 c 全局价值函数 H_c 为

$$H_c(c(x_0 \rightarrow x_n)) = \int_{x_0}^{x_n} P(T(t), c(t)) dt \quad (1)$$

式中, $P(v, x)$ 是局部价值函数, $T(t)$ 是 c 的单位切线向量, 即 $T(t) = \frac{c'(t)}{\|c'(t)\|}$ 。实际上, 纤维路径可以描述为图像域内的离散点集合, 即 $P_{1:n} = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ 。假定所有步长相同, 即 $\alpha_i = \alpha$, ($i = 1, \dots, n$), 可以把路径描述为一个递归式

$$x_{i+1} = x_i + \alpha v_i, \quad i = 0, 1, \dots, n-1 \quad (2)$$

式中, x_0 是种子点, v_i 是位置 x_i 上的纤维方向。据此, 式(1)可以近似为

$$H(c(x_0 \rightarrow x_n)) = \alpha \sum_{i=1}^n P(v_i, x_i) \quad (3)$$

这里把局部价值函数 $P(v, x)$ 定义为在点 x_i 上选择方向 v_i 的概率。在一些确定性的方法比如流线型(Streamline)算法^[13]中, v_i 是张量 D 在 x_i 的最大特征向量, 即 $v_i = D_{x_i}$, $P(x_{i+1} = x_i + \alpha v_i) = 1$ 。实际上, 依据 DTI 数据获得的特征方向并不是那么可靠。以概率密度函数描述纤维走向是目前常用的做法, 即

$$P(x_{i+1} = x_i + \alpha v_i) = p(v_i | v_{i-1}, \Phi) \quad (4)$$

式中, $p(v_i | v_{i-1}, \Phi)$ 为在 v_{i-1} 方向上选择 v_i 的概率, Φ 为观测信号。假定状态 v_i 仅取决于其前一个状态 v_{i-1} , 则有

$$p(v_i | v_{0:i-1}, \Phi) = p(v_i | v_{i-1}, \Phi) \quad (5)$$

这就意味着新的状态直接由前一个状态给出, 而与过去的其他状态无关。令 A 为起始感兴趣区域, 而 B 为目标感兴趣区域, 则从 A 到 B 的一条纤维路径的目标函数为

$$H(c(x_0 \in A \rightarrow x_n \in B)) =$$

$$\alpha \sum_{i=0}^n p(v_i | v_{i-1}, \Phi) \quad (6)$$

(考虑到 $p(v_i | v_{i-1}, \Phi) < 1$, 纤维步数 n 较大, 以累积形式描述的目标函数值非常小, 所以采用累加的形式)。由式(6)可知, 其目标值就随着纤维长度的增加而增加。事实上, 纤维长度的先验信息不容易预知。为了解决这个问题, Ituuria 等人^[8]将该目标值定义为 $p(v_i | v_{i-1}, \Phi)$ 的最小概率, 但是这种定义得到的目标值比较敏感。以纤维权重的平均值来定义, 既考虑到纤维长度带来的问题, 又过滤了概率最小值带来的敏感问题。即

$$H^a(c(x_0 \in A \rightarrow x_n \in B)) =$$

$$\frac{\alpha}{n+1} \sum_{i=0}^n p(v_i | v_{i-1}, \Phi) \quad (7)$$

因此, 把纤维跟踪问题转化为纤维概率最大化问题, 即

$$H^*(c(x_0 \rightarrow B)) =$$

$$\operatorname{argmax}_{\forall (x_0, \dots, x_n \in B)} \left(\frac{\alpha}{n+1} \sum_{i=0}^n p(v_i | v_{i-1}, \Phi) \right) \quad (8)$$

1.2 局部纤维价值函数模型

令 $\phi_i = \Phi(v_i)$ 为位置 x_i 方向 v_i 上观测到的图

像数据,根据贝叶斯定理,有

$$p(\mathbf{v}_i | \mathbf{v}_{i-1}, \Phi) = \frac{p(\phi_i | \mathbf{v}_i)p(\mathbf{v}_i | \mathbf{v}_{i-1})}{p(\Phi)} \quad (9)$$

式中, $p(\phi_i | \mathbf{v}_i)$ 是观测概率, $p(\mathbf{v}_i | \mathbf{v}_{i-1})$ 是先验概率, 而 $p(\Phi)$ 则是系统固定的常数, 即

$$p(\Phi) = \int_S p(\phi_i | \mathbf{v}_i)p(\mathbf{v}_i | \mathbf{v}_{i-1}) d\mathbf{v}_i \quad (10)$$

式中, S 为单位球体。为了计算概率 $p(\phi_i | \mathbf{v}_i)$, Friman 等人^[4]通过在扩散加权图像的所有梯度方向上的误差高斯分布, 给出一个近似观测概率模型, 这个模型是建立观测密度 ϕ_i 和方向上的真实信号 s_i 之间的误差服从正态分布的基础上的, 即

$$p(\phi_i | \mathbf{v}_i) = \prod_{j=1}^M \frac{\mu_j}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{\mu_j^2}{2\sigma^2(\log \frac{s_j}{\mu_j})^2}} \quad (11)$$

式中, μ_j 是梯度方向 $j = 1, \dots, M$ 上的观测信号强度, s_j 是梯度方向 $j = 1, \dots, M$ 上的真实信号, 它由式(12)的张量模型给定。

$$s_j = s_0 e^{-\gamma b_j} e^{-\beta b_j (g_j^T \mathbf{v})^2} \quad (12)$$

式中, 梯度方向 \mathbf{g}_j 和 b -值 b_j 都是数据中的扫描参数。 \mathbf{v} 是主要的张量方向, s_0 是没有扩散梯度下的密度。参数 γ 和 β 由张量 \mathbf{D} 的 3 个特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 决定, 即 $\gamma = \frac{1}{2}(\lambda_2 + \lambda_3)$, $\beta = \lambda_1 - \gamma$ 。

先验密度 $p(\mathbf{v}_i | \mathbf{v}_{i-1})$ 定义了纤维规律性的先验信息。Friman 等人^[4]利用一个简单的分布集来表示先验密度, 即

$$p(\mathbf{v}_i | \mathbf{v}_{i-1}) = \begin{cases} (\mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_{i-1})^\omega & \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_{i-1} \geq 0 \\ 0 & \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_{i-1} < 0 \end{cases} \quad (13)$$

2 全局纤维群智能跟踪算法

2.1 基本思想及算法定义

蚁群系统中蚂蚁在经过的路上留下一定量的信息激素, 而且能够感知这种激素的存在及强度并朝强度高的方向运动, 这些激素会随着通过的蚂蚁数量增加而增加, 也会随时间的流逝而按一定的函数关系流逝。因为最短路径通过的蚂蚁数量较多, 所以其上激素的积累速度比其他路径快。蚁群通过信息激素来不断的交流反馈信息, 最终找到一条最短的路径。受这种机理的启发, 提出一种群智能跟踪算法。首先, 粒子按照纤维概率密度方向随机得到纤维, 并根据目标函数值的大

小在纤维路径上留置一定量的信息素, 这些信息素被后续的粒子所感知, 并根据信息素的浓度选择纤维走向。经过多次的迭代, 最大概率的纤维路径逐渐显现。

在纤维跟踪过程中, 粒子选择的方向为一个连续单位球体。在每一步 \mathbf{x}_i ($i = 0, 1, \dots, n$), 信息素 g_i 路径与方向 \mathbf{v}_i^j 上的纤维对应, 由此可定义为一个 3 维的 von Mises-fisher (vMF) 函数

$$g_i(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}, \kappa) = \frac{\kappa^{1/2}}{(2\pi)^{3/2} I_{1/2}(\kappa)} e^{\kappa \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{x}} \quad (14)$$

式中, $\kappa \geq 0$, $\|\boldsymbol{\mu}\| = 1$, $I_{1/2}(\cdot)$ 是 1/2 阶的修正贝塞尔函数。vMF 函数 $g_i(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}, \kappa)$ 具有两个向量的参数, 向量 $\boldsymbol{\mu} = \mathbf{v}_i^j$ 是纤维方向, 变量 κ 是给定的集中参数。

假定在每一次迭代中产生 m 条纤维路径。对于每一条纤维路径 f_i ($i = 1, \dots, m$), 经过 t_i 步, 储存体素的坐标值和目标函数 $E(f_i)$ 。通过体素 \mathbf{x}_i 的 K 条路径, 定义信息激素扩散是一个计算这些 K 个 g_i 函数的加权求和的过程, 即

$$\mathbf{G}_i(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K \omega_k g_i^k = \sum_{k=1}^K \omega_k \frac{\kappa^{1/2}}{(2\pi)^{3/2} I_{1/2}(\kappa)} e^{\kappa \boldsymbol{\mu}_k^T \mathbf{x}} \quad (15)$$

式中, ω_k 是与单独高斯函数相对应的权值系数。

在本文算法中, 跟踪一定数量的纤维, 将这些纤维记为 $\mathbf{T} = [f_1, f_2, \dots, f_n]$ 。对于每一条纤维 f_k , 在 t_k 步时, 储存该步的方向值 F 和目标函数值 $E(f_k)$ 。每一条纤维根据 $E(f_k)$ 来计算排序, 即纤维 f_k 的序是 k 。纤维 f_k 的权值为

$$\omega_k = \frac{1}{\delta K} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(k-1)^2}{2\delta^2 K^2}} \quad (16)$$

此式定义了一个高斯函数权值, 此函数带有自变量 k , 均值 1.0, 标准偏差 δK , 其中 δ 是算法中的参数。

1) 纤维方向选择, 在纤维跟踪过程中, 粒子根据信息素模型概率选择纤维行进方向。由信息素模型式(15)采样产生纤维方向比较困难。考虑到该模型是混合 vMF 模型, 由此直接依概率产生纤维方向比较困难, 首先根据每个 vMF 的权重概率选择某个 vMF 函数, 然后由该函数抽样产生纤维方向。第 j 个 vMF 函数的选择概率为

$$p_j = \frac{\omega_j}{\sum_{k=1}^K \omega_k} \quad (17)$$

式中, ω_k 是式(16)中定义的纤维 f_k 的权重。注意, 对于第 j 个 vMF 函数, 每只蚂蚁在每一次迭代只进行一次选择。

由给定 vMF 函数概率产生纤维方向非常方便。这里采用 Sungkyu (<http://www.unc.edu/~sungkyu/MiscPage.html>) 方法对 vMF 函数分布进行采样。

2) 信息素更新, 信息素由一定数量的 vMF 函数构成, 这些函数都在纤维存储里。这就意味着信息素更新过程必须在存储里完成一定形式的更新以代替信息素挥发。

在算法开始部分, 纤维存储 T 初始化从式(12)中采样产生 K 条纤维。接着, 将增加新产生的纤维放入存储 T , 并减少相同数量的纤维, 所以存储空间的总大小并没有改变。此过程保证了只有最佳的纤维保留在存储里, 这样它们能够有效地引导蚂蚁向最可能的纤维区域进行搜索。

2.2 算法框架

给定步长 α , 起始点 x_0 , 粒子数量 m 等

根据式(16)计算权重 ω_k

重复 $k = 1, 2, \dots$

$i = 1 : m$

while(终止条件没有满足) do

 计算当前点的张量模型

 根据式(12)计算先验分布

 if $k = 1$

 从先验分布中采样得到随机方向

 else

 从存储 T 中选择第 j 条纤维

 依据纤维 j 方向从 vMF 分布选择

 随机方向

 根据式(7)计算价值函数

 end

end

更新纤维存储 T

end

2.3 纤维分布概率图计算

在确定性跟踪算法中, 重建的纤维连接了种子点和目标区域。近期提出了很多在随机跟踪中描述概率图的方法。Friman 等人^[4]的方法是, 由 N_i/N_n 估算得到体素 i 的概率, 其中 N_i 是通过体素 i 的纤维数, 而 N_n 是采样纤维总数。所以此方法需要大量的蚂蚁获得更好的跟踪结果, 以接近真实概率。Itu-

ria 等人^[8]将最大概率的路径看作是连接种子点和目标区域的纤维。但是, 由于噪声、DTI 模型差错等的影响, 最大概率路径通常很不稳定。在全局纤维跟踪算法中, 利用存储 T 中的 K 条大概率纤维来表示种子点到目标区域的连接度。

3 实验结果分析

为了验证算法有效性, 分别利用人工合成数据和实际临床数据进行测试。

首先, 利用人工合成数据测试算法的准确性。由于合成纤维路径可以事先设定, 可以精确地分析纤维跟踪误差。跟踪纤维轨迹与设定纤维轨迹的误差计算为

$$e(l) = \|s(l) - \hat{s}(l)\|, l \in [0, L] \quad (18)$$

式中, $s(l), \hat{s}(l)$ 分别是重建纤维和真实纤维在弧长为 l 点的直角坐标, L 为纤维长度。

其次, 利用实际临床数据针对典型的感兴趣区域测试算法的计算效果。这些感兴趣区域的神经纤维分布已经有一定的先验知识。

3.1 合成数据

合成数据参数如下: 体素量 $120 \times 120 \times 28$, 体素大小 $1\text{mm} \times 1\text{mm} \times 1\text{mm}$, 扩散敏感系数 $b = 800\text{ s/mm}^2$, 6 个扩散敏感梯度方向。根据式(12)张量模型生成观测数据, 模型参数为 $\lambda_1/\lambda_2 = 3$, $\lambda_2 = \lambda_3$ 。与文献[4]类似, 增加了方差为 σ_r^2 的独立零均值高斯噪声, 而方差 $\sigma_r = \frac{r}{100}(\mu_k - \mu_l)$ 与图像在噪声水平 $r\%$ 上的最小和最大信号强度 μ_l 和 μ_k 有关。

实验设计了 3 种不同纤维结构: 圆环, 交叉, sin 函数, 分别见图 1(a)、图 2(a)、图 3(a)。利用本文方法、标准流线型方法^[13]和 Friman 等人^[4]的贝叶斯方法进行跟踪实验。图 1(b)~(e)是 3 种方法在高噪声水平(20%)下圆环数据的跟踪结果比较。图 1(b)是本文方法设定 20 个粒子经过 10 次迭代, 步长为 0.3 mm 的结果, 红线代表相同起始点标准圆数据。图 1(c)是 Friman 方法^[4]设定 300 个粒子的跟踪结果。图 1(d)是 100 条高概率纤维误差平均值。从图中可以看出, 流线型方法对噪声敏感, 并且随着纤维长度增长误差积累较大; Friman^[4]方法只有少数粒子跟踪到目的区域, 且跟踪误差较大。本文方法能够以少数的粒子获得精确的纤维轨迹。

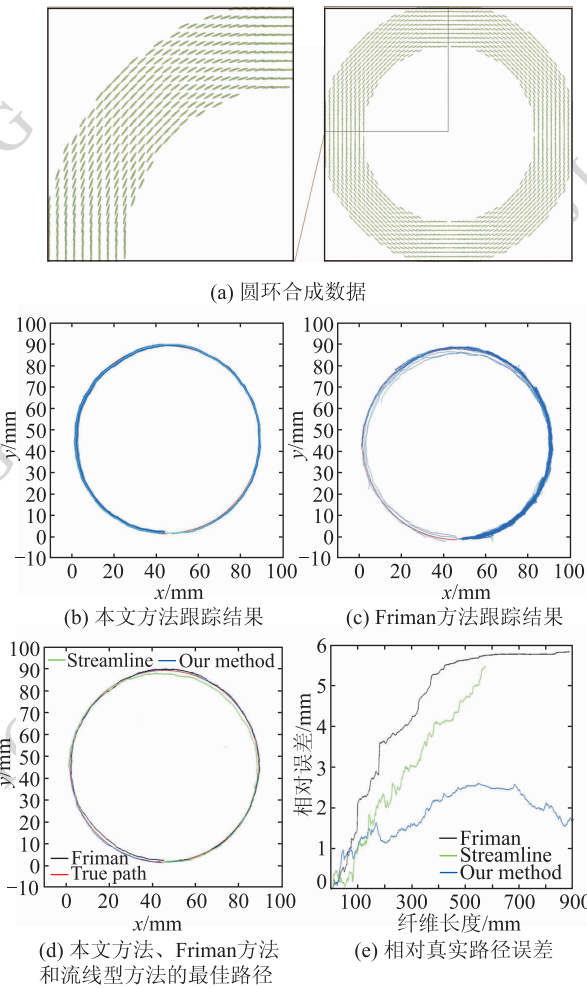


图 1 圆环合成数据实验

Fig. 1 Circle synthetic data experiment

图 2 为不同跟踪算法对交叉角度为 90° 、20% 噪声的纤维束的跟踪结果。图 2(b) 和图 2(c) 分别为本文方法和 Friman^[4] 方法比较结果。由于 DTI 模型难以刻画纤维交叉情形, Friman^[4] 方法大约 15% 的粒子不能穿过交叉区域, 有些则衍生到其他相似的纤维束中, 本文方法仅利用 20 个粒子, 经过 10 次迭代就能取得满意的结果。

图 3 为大曲率 sin 型纤维轨迹在 20% 噪声情况下的跟踪结果。图 3(b) (c) 分别为本文方法、Friman^[4] 方法跟踪结果。图 3(d) 为最优路径比较。从跟踪结果看, 在跟踪大曲率纤维过程中, 随机纤维很容易陷入误区而不能达到目的区域。而本文方法能够实现稳定跟踪。

3.2 实际临床数据测试

本文加权扩散数据是利用 3-T GE 系统和双回声平面成像序列从真实人脑中获取的, 其参数为:

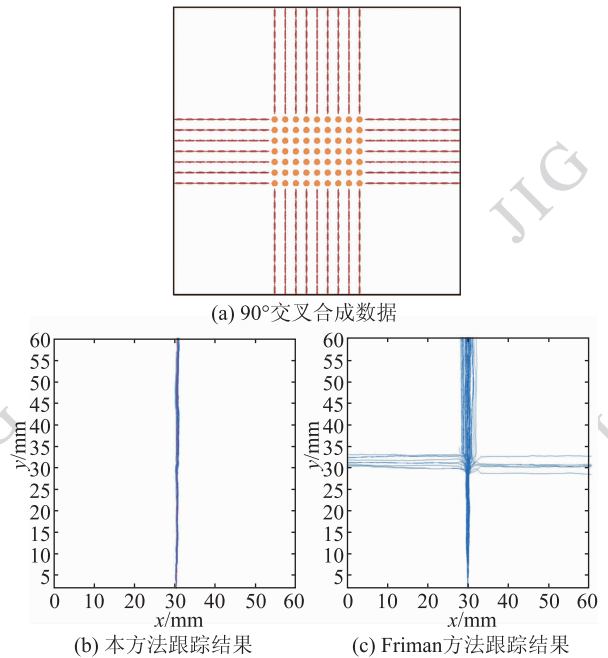


图 2 90° 交叉合成数据实验

Fig. 2 Synthetic fiber crossing data with angle 90°

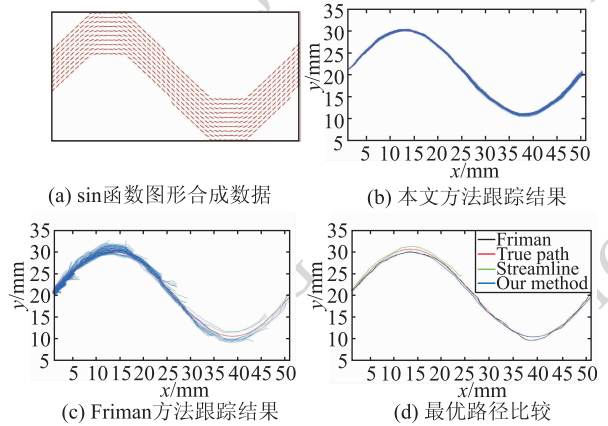


图 3 sin 函数图形合成数据实验

Fig. 3 $y = \sin(x)$ synthetic data experiment

$TR = 17\ 000\ ms$, $TE = 78\ ms$ 。体素量 $144 \times 144 \times 85$, 成像域为 $24\ cm$ 。平行于 AC-PC 线的 85 个轴向切片, 每个切片厚度为 $1.7\ mm$ 。从 59 个不同的梯度方向采集扩散加权图像, 扩散敏感系数 $b = 900\ s/mm^2$ 。图 4 给出了以冠状切面为背景的实验结果。分别在胼胝体和皮质脑桥设定起始点, 以白色箭头为示。图 4(a) 是本文算法的结果 (50 个粒子, 10 次迭代)。图 4(b) 分别显示了 Friman^[4] 方法 1 000 条纤维的跟踪结果。图 4(c) 是 James 等人^[6] 的滤波方法跟踪结果。从图 4 可以看出, Friman 等人^[4] 的方法产生很多错误纤维, 导致“过

度”跟踪,James 等人^[6]的滤波方法可以得到更好的结果,但是仍然有少数纤维跟踪到了其他区域。而本文方法能在少数粒子数情况下,有效地找到全局纤维。

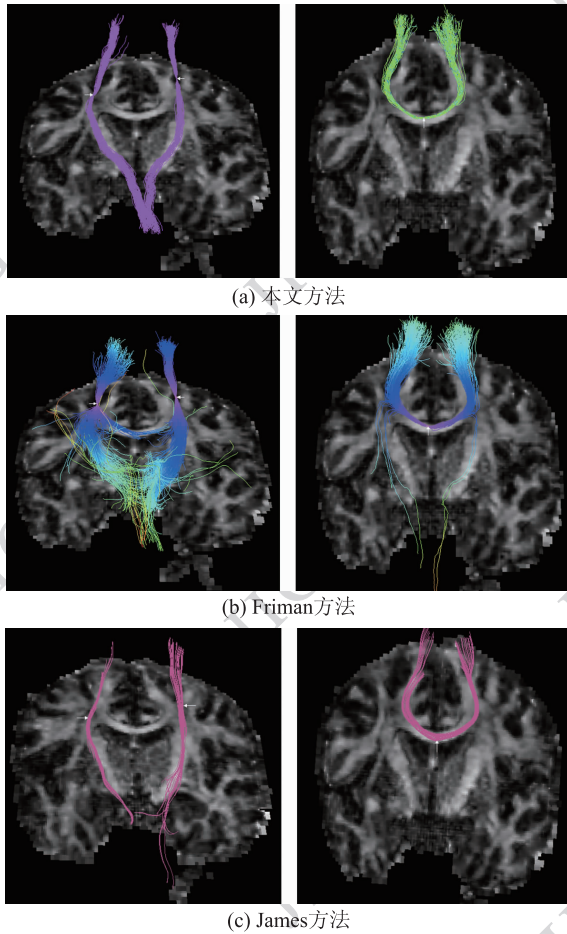


图 4 实际临床数据实验

Fig. 4 Real human brain diffusion MRI

从图 5 的纤维概率分布图可知,Friman 等人^[4]的方法得到的采样纤维更加分散,而这些分散的纤维概率都比较低。然而,本文方法可以用较少的粒子就可以达到最大概率区域。结果表明了本文方法由于结合了全局优化模型和群体模型,能很好地处理纤维交叉和噪声问题。

4 结 论

随机跟踪算法采用大量的粒子依概率遍历搜索空间,导致算法计算量大,并易产生过度误分割现象。基于图论的全局优化纤维跟踪算法,建立一个基于整个人体素搜索空间的最短路径问题,计算耗时,同

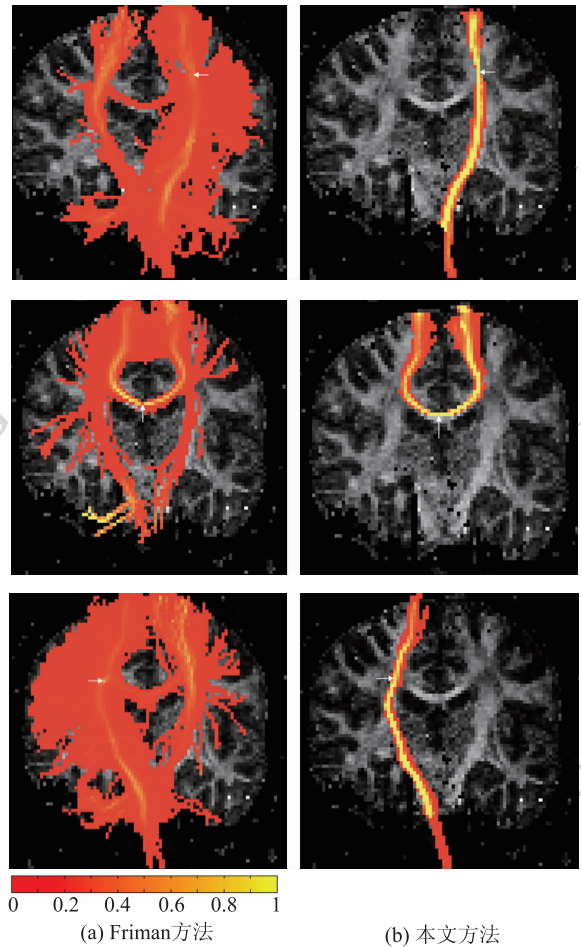


图 5 纤维分布概率图

Fig. 5 Probability map of Friman's method and our method

时离散误差较大。提出了基于群体协作搜索纤维跟踪算法,将纤维跟踪概率转化为全局优化问题;在信息激素模型下,粒子在局部纤维方向和全局纤维方向协同引导下前进,迭代趋向全局纤维区域。

合成数据和真实 DTI 数据的实验结果表明,本文方法具有如下优点:首先,本文方法利用少数粒子就能快速获得全局纤维;其次,克服了噪声和纤维交叉引起的不确定性,更加准确地获得了真实纤维路径。但是,本文方法还有很多地方需要改进:1)本文方法只能找到区域之间的一束纤维束。而在实际应用中,往往存在连接两区域的纤维束不止一条的情况,所以今后应该研究多目标纤维跟踪方法,将不同纤维束中的纤维放入在不同的存储中,然后利用多群体粒子跟踪不同的纤维束。2)局部纤维走向是建立在单一张量模型基础上的,并不能获得复杂纤维的构造。今后的工作中,会研究更加复杂的方法,例如 Q 球成像法^[14],高阶张量法^[15]等,用以解

决纤维交叉问题。

参考文献 (References)

- [1] Behrens T, Johansen-Berg H, Jbabdi S, et al. Probabilistic diffusion tractography with multiple fibre orientations: What can we gain [J]. *NeuroImage*, 2007, 34(1):144-155.
- [2] Descoteaux M, Deriche R, Knösche T R, et al. Deterministic and probabilistic tractography based on complex fibre orientation distributions [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(2):269-286.
- [3] Behrens T, Woolrich M, Jenkinson M, et al. Characterization and propagation of uncertainty in diffusion-weighted MR imaging [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2003, 50(5):1077-1088.
- [4] Friman O, Farnback G, Westin C. A bayesian approach for stochastic white matter tractography [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(8):965-978.
- [5] Fan Z, Hancock E, Goodlett C, et al. Probabilistic white matter fiber tracking using particle filtering and von Mises-Fisher sampling [J]. *Medical Image Analysis*, 2009, 13(1):5-18.
- [6] Malcolm J G, Westin C, Shenton M E, et al. A filtered approach to neural tractography using the watson direction function [J]. *Medical Image Analysis*, 2010, 14(1):58-69.
- [7] Shenton M E, Dickey C C, Frumin M, et al. A review of MRI findings in schizophrenia [J]. *Schizophrenia Research*, 2001, 49(1-2):1-52.
- [8] Iturria-Medina Y, Canales-Rodriguez E J, Melie-Garcia L, et al. Characterizing brain anatomical connections using diffusion weighted MRI and graph theory [J]. *NeuroImage*, 2007, 36(3):645-660.
- [9] Zalesky A. DT-MRI fiber tracking: A shortest paths approach [J]. *IEEE Trans on Med. Imag*, 2008, 27(10):1458-1471.
- [10] Kreher B W, Mader I, Kiselev V G. Gibbs Tracking: a novel approach for the reconstruction of neuronal pathways [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2008, 60(4):953-963.
- [11] Lifshits S, Tamir A, Assaf Y. Combinatorial fiber-tracking of the human brain [J]. *NeuroImage*, 2009, 48(3):532-540.
- [12] Stamatios N S, Christopher R T. Brain tractography using Q-ball imaging and graphy theory: Improved connectivities through fibre crossings via a model-based approach [J]. *NeuroImage*, 2010, 49(3):2444-2456.
- [13] Basser P, Pajevic S, Pierpaoli C, et al. In vivo fiber tractography using DT-MRI data [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2000, 44(4):625-632.
- [14] Tuch D. Q-ball imaging [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2004, 52(6):1358-1372.
- [15] Barmpoutis A, Vemuri B. A unified framework for estimating diffusion tensors of any order with symmetric positive-definite constraints [C]// *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*. Rotterdam, The Netherlands: IEEE, 2010:1385-1388.