



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2015
04
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第20卷第4期（总第228期）

2015年4月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

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

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

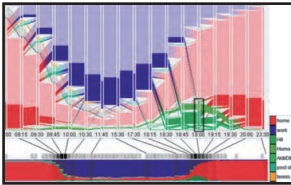
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

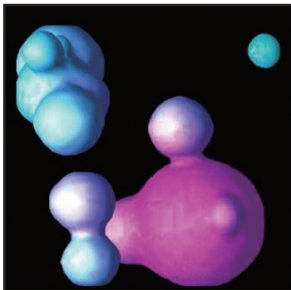
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

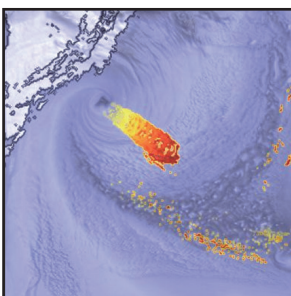
国内定价 50.00元



城市道路交通数据可视分析
综述(第0454页)



可视数据清洗综述
(第0468页)



非对称高斯函数的时变体数
据特征跟踪及可视化
(第0576页)

大数据可视分析

“大数据可视分析”专栏序

梁荣华	0453
城市道路交通数据可视分析综述	
姜晓睿, 田亚, 蒋莉, 梁荣华	0454
可视数据清洗综述	
王铭军, 潘巧明, 刘真, 陈为	0468
基于结构特征的自适应光线投射算法	
罗月童, 张伟, 石放放, 谭文敏	0483
面向浏览器的医学影像可视化系统	
雷辉, 赵颖, 王铭军, 周芳芳	0491

图像处理 and 编码

背投式多投影系统中各向异性问题的研究

王修晖, 王康健, 陆慧娟	0499
可见光与红外图像区域级反馈融合算法	
谷雨, 苟书鑫, 熊文卓, 刘俊, 薛安克	0506
结合天空识别和暗通道原理的图像去雾	
李加元, 胡庆武, 艾明耀, 严俊	0514

图像分析和识别

基于中层时空特征的人体行为识别

王泰青, 王生进	0520
----------------	------

计算机图形学

TBR架构GPU中三角形高效光栅化

符鹤, 谢永芳	0527
---------------	------

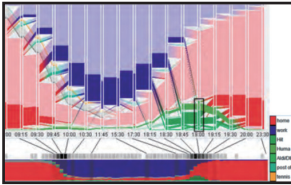
第十届中国计算机图形学大会专栏

V-系统在3D模型数字水印中的应用

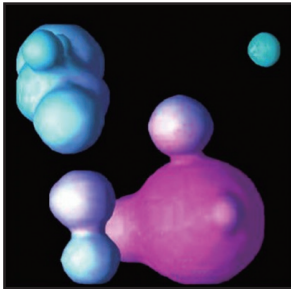
宋瑞霞, 徐燕青, 王小春, 李成华, 王俊, 齐东旭	0533
微距摄影的多聚焦图像拍摄和融合	
赵毅力, 周屹, 徐丹	0544
结合区域配对的室外阴影检测	
艾维丽, 吴志红, 刘艳丽	0551
多尺度粗糙表面的实时绘制方法	
过洁, 潘金贵	0559
体参数化模型离散调和映射生成	
陈龙, 刘玉生, 徐岗	0568
非对称高斯函数的时变体数据特征跟踪及可视化	
白志慧, 周志光, 杨瑞飞, 陶煜波, 林海	0576

CONTENTS

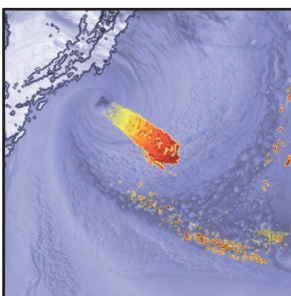
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Visual analytics of urban road transportation data: a survey (P0454)



Survey of visualization data cleaning(P0468)



Time-varying volume visualization and feature tracking based on asymmetric Gaussian function(P0576)

Visual Analytics Towards Big Data

Visual analytics of urban road transportation data: a survey	
Jiang Xiaorui, Tian Ya, Jiang Li, Liang Ronghua	0454
Survey of visualization data cleaning	
Wang Mingjun, Pan Qiaoming, Liu Zhen, Chen Wei	0468
Structure feature based adaptive ray casting algorithm	
Luo Yuetong, Zhang Wei, Shi Fangfang, Tan Wenmin	0483
HTML5-based medical image visualization system	
Lei Hui, Zhao Ying, Wang Mingjun, Zhou Fangfang	0491

Image Processing and Coding

Research on anisotropy problems under rear-projection multi-projector tiled display wall	
Wang Xiuhui, Wang Kangjian, Lu Huijuan	0499
Visible and infrared image region-level feedback fusion algorithm	
Gu Yu, Gou Shuxin, Xiong Wenzhuo, Liu Jun, Xue Anke	0506
Image haze removal based on sky region detection and dark channel prior	
Li Jiayuan, Hu Qingwu, Ai Mingyao, Yan Jun	0514

Image Analysis and Recognition

Human action recognition using mid-level spatial-temporal features	
Wang Taiqing, Wang Shengjin	0520

Computer Graphics

High efficiency triangle raster algorithm in GPU based on TBR architecture	
Fu He, Xie Yongfang	0527

Column of Chinagraph'2014

Application of the V-system to digital watermark of 3D models	
Song Ruixia, Xu Yanqing, Wang Xiaochun, Li Chenghua, Wang Jun, Qi Dongxu	0533
Multi-focus image capture and fusion system for macro photography	
Zhao Yili, Zhou Yi, Xu Dan	0544
Outdoor shadow detection with paired regions	
Ai Weili, Wu Zhihong, Liu Yanli	0551
Real-time rendering of multi-scale rough surfaces	
Guo Jie, Pan Jingui	0559
Generation of volume parameterization model based on discrete harmonic mapping	
Chen Long, Liu Yusheng, Xu Gang	0568
Time-varying volume visualization and feature tracking based on asymmetric Gaussian function	
Bai Zhihui, Zhou Zhiguang, Yang Ruifei, Tao Yubo, Lin Hai	0576

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)04-0576-09

论文引用格式: Bai Z H, Zhou Z G, Yang R F, Tao Y B, Lin H. Time-varying volume visualization and feature tracking based on asymmetric Gaussian function[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(4): 0576-0584. [白志慧, 周志光, 杨瑞飞, 陶煜波, 林海. 非对称高斯函数的时变体数据特征跟踪及可视化[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(4): 0576-0584.][DOI:10.11834/jig.20150415]

非对称高斯函数的时变体数据特征跟踪及可视化

白志慧¹, 周志光², 杨瑞飞¹, 陶煜波¹, 林海¹

1. 浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室, 杭州 310058; 2. 浙江财经大学信息学院, 杭州 310018

摘要: **目的** 在传统基于时序曲线的时变体数据特征的识别与跟踪过程中,不仅需要用户具备丰富的先验知识来确定感兴趣特征的时序曲线形状,而且时序曲线段的匹配和抽取过程亦复杂,难以交互,这一定程度上降低了时变体数据可视化及分析效率。提出了一种新的基于高斯时序曲线的时变体数据可视化及分析方法。**方法** 首先,对时序曲线进行低通滤波,准确地查找极小值点,对时序曲线进行分段;进而,引入非对称高斯函数对时序曲线段进行拟合获得高斯时序曲线;为了进一步方便用户识别感兴趣特征,观察特征在时间域上的演变过程,提供一种便捷的交互技术,由用户单击任一时间步绘制结果图像中感兴趣的特征信息,分析视线方向上的特征可见性,以确定感兴趣特征及其对应的高斯曲线,进而由参数匹配获得所有时间步中感兴趣特征信息。**结果** 为了验证本文算法的高效性与可行性,对时序仿真的飓风数据进行特征跟踪与交互式可视化,可以看出,本文算法不仅可以准确跟踪飓风中心特征,而且特征分析与可视化效率亦大大提升。**结论** 相比于传统的时变体数据可视化方法,本文算法不需要用户先验知识的前提下,利用非对称高斯模拟时序曲线变化,进而由高斯参数匹配代替复杂的时序曲线匹配过程,有效地提升了时变体数据可视化及分析效率。

关键词: 时变体数据;时序曲线;特征跟踪;非对称高斯函数

Time-varying volume visualization and feature tracking based on asymmetric Gaussian function

Bai Zhihui¹, Zhou Zhiguang², Yang Ruifei¹, Tao Yubo¹, Lin Hai¹

1. State Key Laboratory of CAD & CG, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China;

2. School of Information, Zhejiang University of Finance and Economics, Hangzhou 310018, China

Abstract: **Objective** Matching and extracting the target curve from a large dataset are time-consuming and laborious tasks when traditional feature detection and tracking methods based on the temporal curve analysis are used because prior knowledge is required to determine the shape of the temporal curve of the region of interest. In this study, we introduce a novel method based on asymmetric Gaussian function to conduct real-time feature detection and tracking for time-varying volume visual analysis. **Method** A low-pass filter is first employed to smoothen the original temporal curve, which helps achieve the minimum data points accurately. The original temporal curve can be further subdivided into several segments according

收稿日期: 2014-09-11; 修回日期: 2014-11-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(61303133); 中央高校基本科研业务费专项资金(2013QNA5010); 浙江省公益技术研究工业项目(2014C31057); 浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室开放课题(A1417); 国家高技术研究发展计划(863)基金项目(2012AA12A404)

第一作者简介: 白志慧(1986—), 女, 浙江大学计算机科学与技术专业博士研究生, 主要研究方向为时变体数据可视化。E-mail: baizhihui.0810@gmail.com

通信作者: 林海, 博士生导师, E-mail: lin@cad.zju.edu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China(61303133); Fundamental Research Funds for the Central Universities(2013QNA5010)

to the minimum points. We then take advantage of asymmetric Gaussian functions to fit the segments and to achieve a new Gaussian temporal curve, which can be further expressed on the basis of several simple Gaussian parameters. A convenient interface in which users can select the features of interest by means of visibility analysis along the viewing rays also provided. Therefore, the evolution of the selected features can be further tracked in different time steps by matching the corresponding Gaussian parameters. **Result** To demonstrate the effectiveness of the proposed method, time-varying simulated data are used to conduct feature detection and interactive visualization. A large number of experimental results indicate that the proposed method can detect time-varying features accurately and quickly. **Conclusion** The proposed technique expresses the basic temporal curve with new asymmetric Gaussian temporal curve and then takes the simple Gaussian parameter matching as a substitute for the complicated temporal curve matching process. Compared with traditional methods, the proposed approach can conduct feature detection and tracking in real time.

Key words: time-varying volume visualization; temporal curve; feature tracking; asymmetric Gaussian function

0 引言

体数据可视化是利用计算机图形学及可视化技术发现与分析体数据中隐含的特征信息。随着传感器技术的快速发展,计算机处理以及存储数据能力的提升,随时间变化的体数据的采集及处理得到广泛普及与应用,这些具有显式时间特征的体数据,被称为时变体数据。时变体数据可提供感兴趣特征的动态描述,信息更加完整,有利于领域专家全面分析与准确处理实际问题,因而时变体数据可视化逐渐成为体可视化领域的一个重要的研究方向,在燃烧模拟、气象预测、医学诊断、计算流体力学等科学领域有重要的研究意义和应用价值^[1-4]。

基于时序曲线(temporal curve)分析的时变体数据可视化方法是实现特征识别与跟踪的有效手段,是近年来时变体数据可视化领域的研究热点。所谓时序曲线,即将每个空间位置上随时间变化的体素值看做一条曲线,进而通过曲线的变化分析特征的时序行为,即TAC(time activity curve)曲线分析方法^[5-6]。在时变体数据可视化中,通常认为属于同一个特征的体素,具有相似的时序行为,即同一个特征的时序曲线形状相同或相似。常用的时变体数据可视方法计算时序曲线的相似性,进而根据相似度对时序曲线进行聚类,以区分出不同特征。

在传统TAC曲线分析方法的基础上,Wang等人^[7]提出了重要性曲线分析方法,即对时变体数据进行分块,进而分析以块为单位的重要性曲线,实现感兴趣特征的跟踪与可视化。Gu等人^[8]按特定规则分割每条时序曲线,用字符来代替每段时序曲线,将每条时序曲线转换成符号表达,获得新的SAX

(symbolic aggregate approximation)曲线,节省时序曲线存储空间且易于实现索引结构。Lee等人^[9]提出一种基于时序趋势(temporal trend)的时变体数据可视化及分析方法,认为每一个特征对应特定的时序趋势,由用户交互指定时序趋势模板,对时序曲线进行时序趋势搜索,得到符合时序趋势模板的序列,进而将时序趋势进行聚类处理,得到与用户交互指定的时序趋势相匹配的特征。

基于时序趋势分析的时变特征跟踪方法综合考虑时变体数据的时间维度,分析空间位置对应的体素在时间维度中的变化规律,进而有效地实现感兴趣特征的识别与跟踪。然而,利用时序趋势分析方法对时变体数据进行可视化与分析仍然是一个复杂而耗时的过程,主要存在以下两点不足:1)特征跟踪及识别结果依赖于用户交互设置的时序趋势,需要用户对初始时序数据及其感兴趣特征具有丰富的先验知识。而且,反复试错的过程一定程度上降低了时序数据可视化及分析效率。2)时序特征的分析需要根据时序趋势模板遍历整个时序数据集,计算量随着体数据分辨率及时间步的增加而增大,难以实现时序数据的实时可视化与分析。

基于上述分析,提出一种新的基于非对称高斯函数的时变体数据特征跟踪及可视化方法。首先,对不同空间位置对应的时序曲线进行低通滤波,以准确获取时序曲线中的极小值点,进而以极小值点为分界点,将时序曲线分割为若干时序曲线段。然后,利用非对称高斯函数对这些时序曲线段进行拟合,获得能够用来近似表示相应曲线段的高斯参数。提供一种简单的交互方式,由用户在体绘制结果图像上单击鼠标指定感兴趣特征,通过视线方向上可见性的分析获得特征对应的高斯参数,进而由高斯

参数快速匹配时变特征,实现感兴趣特征的实时跟踪与可视化。相比于传统方法,本文方法避免了传统算法对用户先验知识的依赖,由非对称高斯函数去逼近时序曲线的变化,进而由高斯参数匹配代替复杂的曲线匹配过程,能够快速、高效地实现时变体数据感兴趣特征的识别和跟踪,具有较强的实用性。

1 相关工作

时序曲线分析是时变体数据特征跟踪及可视化的重要技术,当前用于时变体数据特征识别与跟踪的时序曲线分析方法主要可以分为 TAC 曲线、重要性曲线以及 SAX 曲线。

最早出现的时序曲线为 TAC 曲线^[5-6],Guo 等人^[10]最早应用 TAC 概念实现时序医学数据的分割。2007 年,Fang 等人^[11]将 TAC 的概念引入到时序科学体数据的可视化中,认为属于同一个特征的数据点,通常具有相似的 TAC 曲线形态。因此,以 TAC 曲线为基本单位,计算不同空间位置对应的 TAC 曲线之间的距离,定量获得不同曲线之间进行相似性度量,进而加以聚类,获得时序医学数据的分割。Wang 等人^[7]提出了重要性曲线的概念,将整个体数据划分为若干等体积的区块,每个区块在相邻时间步的互信息被计算为时间函数,进而定义出区块的重要性。通过展示所有的重要性曲线,或者聚类之后的平均曲线,用户可以有效辨识时变体数据中感兴趣特征的时序活动。Gu 等人^[8]提出 SAX 曲线分析方法,将每一条 TAC 曲线在数值域进行分割,得到一系列时间步长不等的时序曲线段,根据这些曲线段数值均值的不同,引入特定的符号代表不同曲线段,进而将这些曲线段连接起来,获得一个新的以符号为标记的时序曲线。这种曲线可以显著减少数据存储量,且易于实现时序曲线分析与索引的数据结构。时序曲线方法在时变数据可视化领域有着广泛应用,Sullivan 等人^[12]将时变数据可视化看做高维数据向 3 维颜色空间降维的过程,在降维过程中采用保持时序曲线距离进行降维,用一个体数据完成对多时间步时变体数据的可视化过程。

大量研究由时序曲线相似度的角度出发,研究时变体数据特征跟踪及可视化方法。Fang 等人^[11]引入 L_1, L_2 距离进行时序曲线相似性比较。Lee 等人^[13]引入的更适于曲线相似性度量的动态时间扭

曲 DTW (dynamic time warping) 距离。在两条时序曲线做相似性度量过程中,若其中一条时序曲线具有小的弯曲或者波动,基于 DTW 的时序曲线分析方法可以在全局范围内有效地判定这两条时序曲线是否相似。Lee 等人^[9]在 DTW 时序曲线分析方法的基础上,进一步提出基于 SUBDTW 距离的相似性度量方法,不以整条时序曲线为单位进行相似性比较,只比较时序曲线的部分,时序曲线相似性的判定过程更加鲁棒,相似性度量结果得以优化。

亦有大量研究利用曲线聚类技术,有效实现时变体数据特征分析与跟踪。Woodring 等人^[14]利用多尺度 TAC 表示多种级别细节的时序活动,将单个时间点的 TAC 曲线聚类成有相似时间活动的曲线簇。不同尺度中的 TAC 曲线有效聚类,构成了具有相似时间活动的曲线类。将 TAC 曲线簇利用基于表格的交互方法展示给用户,帮助它们快速识别感兴趣特征在多种尺度下变化趋势。Woodring 等人^[15]亦提出时序聚类算法,依据时序曲线在某个时间步附近的变化趋势将该时间步的体数据进行聚类,认为每个聚类代表一个特征,在相邻的时间步的特征之间计算相关度进行特征匹配,得到整个时间域的演化序列,有效地实现了时变体数据的特征识别与追踪。

为了进一步精确分析时变体数据特征, Lee 等人^[9]提出一种基于时序趋势(temporal trend)的时变体数据可视化及分析方法,认为每一个特征对应特定的时序趋势,由用户交互指定时序趋势模板,对时序曲线进行时序趋势搜索,得到符合时序趋势模板的序列,进而将时序趋势进行聚类处理,得到与用户交互指定的时序趋势相匹配的特征。尽管基于时序趋势分析的时变特征跟踪方法可以综合考虑时变体数据的时间维度,分析空间位置对应的体素在时间维度中的变化规律,进而有效地实现感兴趣特征的识别与跟踪。但是,利用时序趋势分析方法对时变体数据进行可视化与分析仍然是一个复杂的过程,需要用户交互指定感兴趣特征时序曲线模板,且曲线匹配过程复杂难以交互,这些因素一定程度上制约了时变体数据可视化效率的提升。

2 时变体数据特征跟踪及可视化方法

基于上述分析,提出一种基于非对称高斯函数

的时变体数据特征跟踪及可视化方法,利用非对称高斯函数对时序曲线进行拟合,进而提供便捷的交互方式,由用户单击绘制结果图像,通过视线方向上可见性的分析确定感兴趣特征,进而以选定特征时序曲线的高斯参数作为匹配标准,快速地实现时变体数据特征的跟踪与可视化。图1出示了本文方法的总体流程。

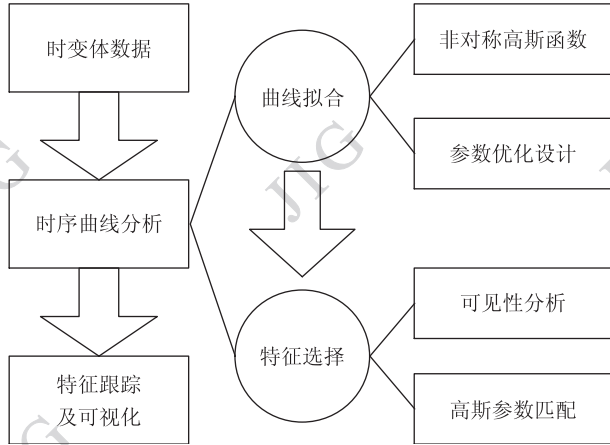


图1 本文方法总体流程图

Fig. 1 The algorithm pipeline

2.1 高斯时序曲线

在传统基于时序趋势的时变体数据可视化及分析方法的应用中,需要用户交互指定时序趋势模板,对时序曲线进行时序趋势搜索。然而,定义一个能够有效表达感兴趣特征的时序趋势模板是一个复杂而耗时的过程,需要用户具备丰富的先验知识,且是一个反复试错的过程,而且大量的模板匹配计算降低了时变体数据可视化及分析的效率,限制了其在实时应用领域的拓展。

时序模板与时序曲线的匹配是基于时序趋势方法耗时的主要原因。为了能够实时地对时序曲线进行时序趋势探索,将对时序趋势的匹配抽象为曲线形状的匹配,而将时序曲线进行拟合处理能更进一步将曲线形状的匹配抽象为更能实现实时探索的参数匹配上。

时变体数据中的时序曲线的趋势通常不会发生剧烈的变化,在极大值与极小值之间会有一段明显的渐变过程,例如从一组湍流时序数据中抽取出来的一条时序曲线,如图2所示,该时序曲线呈现出波峰波谷交替渐变现象。传统的高斯曲线是经典的曲线拟合方法,但是一阶高斯的对称性不满足时序曲

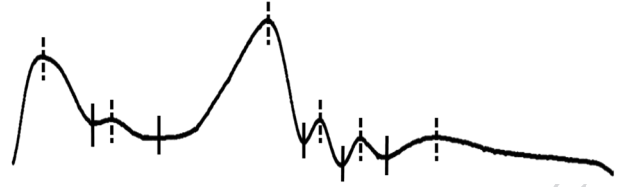


图2 时序曲线示例

Fig. 2 An example of temporal curve

线的变化规律,而高阶高斯复杂的参数计算制约了时序特征的分析与提取。由文献[16]的工作可知,非对称高斯函数对曲线进行的是半局部拟合,即不强调时序曲线的微小且复杂的变化,而对曲线的整体变化趋势和全局特征进行拟合。因此,本文采用非对称高斯函数对时序曲线进行拟合,具体过程如下:

1) 时序曲线分段。为有效实现时序曲线分段,首先对时序曲线进行低通滤波处理,去除噪声的干扰,相对准确地确定极值点,进而以极小值点为边界点将时序曲线划分为不同的曲线段,即不同特征的变化趋势。如图2所示,其中虚线表示极大值分界线,实线表示极小值分界线。进而对极小值之间的连续曲线段进行不对称高斯拟合。

2) 非对称高斯拟合。利用非对称高斯函数对每个曲线段进行拟合,即

$$G(t; \mu, \sigma_1, \sigma_2) = a + \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sigma_1 + \sigma_2} g(t; \mu, \sigma_1, \sigma_2) \quad (1)$$

式中, a 是高斯函数的峰值,即高斯时序曲线段取极值时对应的标量值;函数 $g(t; \mu, \sigma_1, \sigma_2)$ 定义为

$$g(t; \mu, \sigma_1, \sigma_2) = \begin{cases} \exp\left[-\left(\frac{\mu - t}{2\sigma_2}\right)^2\right] & t \leq \mu \\ \exp\left[-\left(\frac{t - \mu}{2\sigma_1}\right)^2\right] & t > \mu \end{cases} \quad (2)$$

式中, μ 是高斯函数的最值点的位置,对应于时序曲线段取到峰值点时对应的时间步; σ_1 是高斯函数的左侧部分的跨度,对应于左侧时间步的数目; σ_2 是高斯函数的右侧部分的跨度,对应于右侧时间步。

进而,利用最优化方法迭代获取非对称高斯拟合参数,目标函数为

$$M(t) = \sum_{t=t_1}^{t_n} [S(t) - G(t)]^2 \quad (3)$$

式中, $S(t)$ 为实际的时序曲线段, $G(t)$ 为局部非对

称高斯拟合曲线。 t_1 为该段时序曲线段的起始时间, t_n 为该段时序曲线段的终止时间。当目标函数 $M(t)$ 的值取到最小时, 可获得参数 $a, \mu, \sigma_1, \sigma_2$ 的最优估计。在目标函数的优化过程中, 主要分以下两种情况:

(1) 当待拟合时序曲线时间跨度足够大时, 如图 2 所示, 非对称高斯拟合很好地符合待拟合曲线的整体趋势, 但是通过对时序曲线分析可以得知, 靠近峰值点的曲线对特征的识别有着极其重要的影响, 因此引入权重系数对目标函数进行调整, 加强这部分采样点对最终拟合曲线的贡献, 即

$$M(t) = \sum_{t=t_1}^{t_n} \lambda_t [S(t) - G(t)]^2 \quad (4)$$

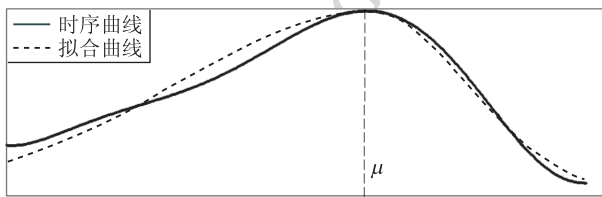
式中, λ_t 是不同位置的点对目标函数的权重。

式(4)中权重计算方法应该符合以下两点: ①该权重函数应该在极大值处取得最大值; ②该权重函数应该在“极小值-极大值”区间满足单调递增, 在“极大值-极小值”区间满足单调递减。在符合以上两点要求基础上, 采用权重函数

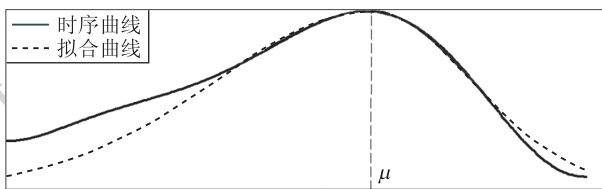
$$\lambda_t = 1 - \left(\frac{t - t_{\text{Extreme}}}{t_n - t_1} \right)^2 \quad (5)$$

式中, t_{Extreme} 对应于时序曲线段的峰值点。

图 3 给出了一组式(3)(4)对最终拟合曲线生成的对比图。



(a) 原始时序曲线与未加权重时不对称高斯拟合曲线



(b) 原始时序曲线与加权重时不对称高斯拟合曲线

图 3 加权效果对比图

Fig. 3 Comparison of the fitted results of objective function with and without weight

(2) 当待拟合时序曲线时间步较小时, 需要考虑相邻的曲线段对高斯曲线拟合的影响。找到分割后的时序曲线段左右两侧的谷值点, 分别记为 L, R

点, 峰值点记为 M 点。分别对该 3 个点附近的时序曲线段进行非对称高斯拟合, 获得的 3 个高斯函数分别为 $G_L(t), G_M(t), G_R(t)$, 根据这 3 个高斯函数获取最终的高斯函数, 即

$$G_{\text{final}}(t) = \begin{cases} \frac{t_M - t}{t_M - t_L} G_L(t) + \frac{t - t_L}{t_M - t_L} G_M(t) & L < t < M \\ \frac{t_R - t}{t_R - t_M} G_M(t) + \frac{t - t_M}{t_R - t_M} G_R(t) & M < t < R \end{cases} \quad (6)$$

式中, t_L, t_M, t_R 分别为 L, M, R 点对应的的时间。

更新后的目标函数为

$$M(t) = \sum_{t=t_1}^{t_n} [S(t) - G_{\text{final}}(t)]^2 \quad (7)$$

按照上述情况, 可以实现时序曲线段的非对称高斯拟合, 进而获得能够有效逼近时序曲线段的非对称高斯曲线, 这些非对称高斯曲线连接在一起就构成了该时序曲线对应的高斯时序曲线。

2.2 特征识别与跟踪

为能够方便用户快速实现时变体数据感兴趣特征的识别与跟踪, 在 WYSIWYP (what you see is what you pick) 交互方法^[17]的启发下, 在某一时间步对应的体绘制结果图像中, 由用户单击鼠标指定感兴趣特征, 进而由可见性分析方法获取感兴趣特征所在的体素区域, 综合 2.1 节中获得的非对称高斯函数参数集, 获得该区域体素对应的高斯曲线参数值, 进而在时变体数据空间中查找该特征对应的高斯曲线参数, 最终实现感兴趣特征的识别与跟踪。具体过程如下:

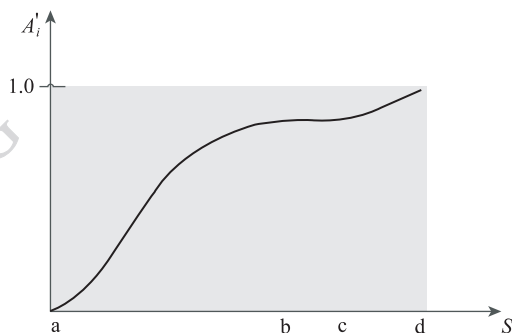
1) 交互获取感兴趣特征采样区域。传统的直接体绘制方法从图像的每一个像素, 沿着视线方向发射一条采样线, 在该采样线穿过体数据的同时, 对体数据上采样点的颜色信息进行累加, 最后得到视线对应像素的颜色信息。

直接体绘制方法对视线方向上的采样点进行累加过程的透明合成公式为

$$\begin{aligned} C'_i &= C'_{i-1} + (1 - A'_{i-1}) C_i \\ A'_i &= A'_{i-1} + (1 - A'_{i-1}) A_i \end{aligned} \quad (8)$$

式中, A_i 和 C_i 分别为采样点 i 对应的不透明度和颜色值, A'_i 和 C'_i 分别为沿着视线一直到该采样点的位置累加的不透明度和颜色值。

重要的特征对应的采样点被赋予更高的不透明度, 这些采样点对该视线上不透明度的累加有着更大的贡献, 进而这些采样点对应的颜色值在最终绘制结果图像的像素上有着更强的影响, 即有着更强的可见性。如图4所示, 在光线投射过程中, 沿视线 S 方向上不透明度 A'_i 累加值的变化。尽管不透明度的累加值单调递增, 直到累加值到达饱和状态, 大致可以将不透明度的累加值曲线的趋势分解为 $[a, b]$ 、 $[b, c]$ 、 $[c, d]$ 3部分。在该视线方向上沿视线上虽然不透明度在 d 处达到最大值, 但是对整条视线上的不透明度贡献最大的是区域在 $[a, b]$ 处。所以, 通常情况下用户在屏幕上感知到的那些特征对不透明度的贡献最大的, 即沿光线方向上的 A'_i 值有着最大跳跃的那些区域。

图4 视线 S 上不透明度的累加Fig. 4 Accumulated opacity S' along the ray

因此, 在 WYSIWYP 方法^[17]的启发下, 当用户在体绘制过程中发现其感兴趣特征, 即对绘制结果图像贡献较大的特征时, 可以通过鼠标点击确定像素, 进而获得对应视线方向上感兴趣特征的大致采样区域。

2) 感兴趣特征识别与跟踪。2.1 节中的高斯时序曲线生成过程已经将每条时序曲线转化为高斯时序曲线, 高斯时序曲线通常由若干段非对称高斯曲线组成, 每段非对称高斯曲线由 $a, \mu, \sigma_1, \sigma_2$ 这4个参数确定。

相同特征的空间位置发生变化, 其对应的时序曲线段的形状却维持相同或相似。由2.1节的分析可知, 确定一段非对称高斯曲线的形状的参数为 a, σ_1, σ_2 (为简便起见, 在下文中, 用 σ 来代替 σ_1, σ_2 这两个参数), 将而 μ 对应于时序曲线段对应的特征取到峰值点时对应的时间步, 这里 μ 可以用来标记在同一条高斯时序曲线上的不同的非对称高斯时

序曲线段。

在感兴趣特征识别过程中, 根据用户点选交互过程确定了感兴趣特征对应的采样点区间。通过采样点的位置信息可以获取该时间步上对应的非对称高斯曲线段, 区间上所有的采样点在该时间步上对应的非对称高斯曲线段构成了该感兴趣区域对应的非对称高斯曲线簇。

对非对称高斯曲线簇的高斯参数取均值, 并对曲线簇进行范围估计, 得到用于匹配的曲线高度的 a 值和控制曲线宽度的 σ 值的波动范围 χ 与 γ , 即 $a \in [-\chi + a, \chi + a], \sigma \in [-\gamma + \sigma, \gamma + \sigma]$ 。至此, 获得了能够用来确定该感兴趣特征对应的非对称高斯曲线的参数范围。

在对特征进行识别时, 以高斯时序曲线的一段, 即一条非对称高斯曲线段为单位进行识别, 判定一条非对称高斯曲线是否符合某一特征, 只需判定控制该曲线高度的 a 值和控制曲线宽度的 σ 值的波动范围, 即 $a \in [-\chi + a, \chi + a], \sigma \in [-\gamma + \sigma, \gamma + \sigma]$ 是否在该特征的范围之内。

在对整个时间域里该特征追踪时, 先识别出特征, 再利用参数 μ 来标记该特征在该点出现的时间步, 为了更为有效地跟踪感兴趣特征的运动, 对控制高斯曲线进入特征的时间 μ 进行颜色映射 (采用随时间增大, 颜色由黑渐变至红渐变至黄渐变至白的映射规则), 就可以直观地获得目标特征在空间内移动的信息, 实现感兴趣特征随时间变化的可视化结果。

3 实验结果及分析

为了验证本文算法的有效性, 对模拟仿真的时变体数据 TestSpiral 和 Isabel 进行特征跟踪与可视化。其中, TestSpiral 是指一个半径随时间逐渐变小的球体在 $64 \times 64 \times 64$ 大小的体数据空间内, 沿着空间阿基米德螺旋线匀速移动, 共有 107 个时间步的时变体数据集。Isabel 数据是由美国大气研究中心对飓风进行仿真的时变体数据, 共有 48 个时间步, 每个时间步对应的体数据大小为 $500 \times 500 \times 100$, 每个体素对应 13 种属性, 主要包括压强 (pressure)、温度 (temperature)、风力 (wind)、水蒸气 (vapor) 等。根据得到的时变体数据特征跟踪及可视化结果, 以验证本文算法的有效性与实用性, 并进一步分析与

讨论了本文算法的局限。

3.1 实验结果

图5出示了TestSpiral数据可视化及球体特征的路径跟踪结果。图5(a)~(c)分别展示时间步15、39、56对应的体数据可视化结果,可以看出球体特征随着时间的变化,其空间位置沿着既定路径亦发生相应变化。为了有效跟踪球体特征在时变体数据中的路径,本文算法由用户交互指定感兴趣特征,即球体特征,进而进行非对称高斯函数的参数匹配,确定球体特征在不同时间步中的运动轨迹,图5(d)出示了球体特征的路径可视化结果,与空间阿基米德螺旋线的轨迹相吻合,有效地验证了本文算法实现时变体数据特征跟踪的有效性。

为了进一步验证本文算法的实用性,对Isabel飓风数据进行可视化,并且基于不同属性对飓风中心特征进行跟踪与可视化。图6出示了压强属性对应的Isabel数据特征跟踪及可视化结果。图6(a)~(e)分别展示了时间步16、23、29、35、40对应的Isabel数据压强属性对应的可视化结果。可以看出,压强的变化可以有效地反应飓风中心特征位置的变化,随着时间的推移,飓风中心特征亦在不断地运行。飓风中心的移动轨迹分析有利于气象分析及灾害预测,具有重要的实际意义。因此,飓风中心特征的运动轨迹分析是飓风数据分析的重点。非对称高斯函数可以有效拟合飓风中时间心对应的时序曲线,进而在全局时变体数据中,可以快速匹配飓风中心特

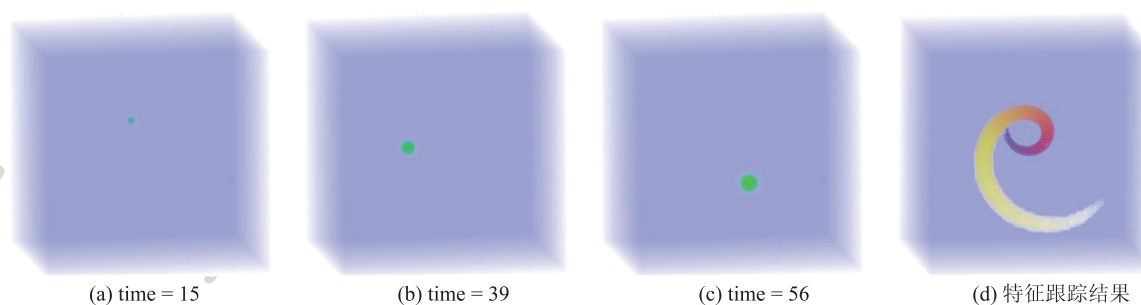


图5 TestSpiral 球体跟踪结果图

Fig. 5 The results of sphere tracking in TestSpiral

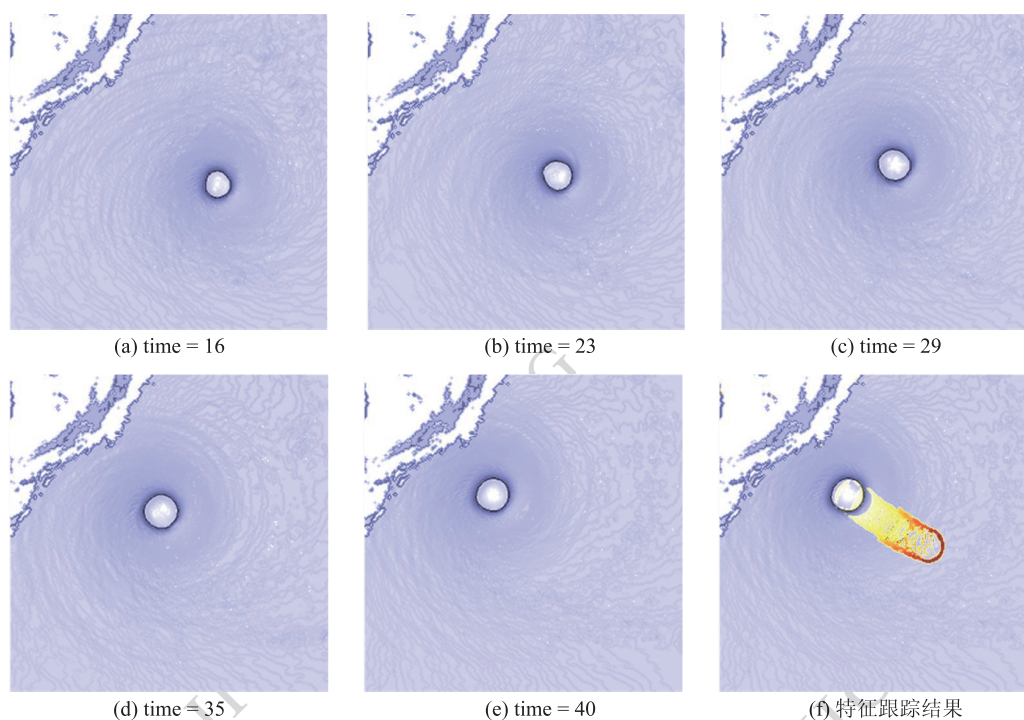


图6 Isabel 数据压强属性飓风中心跟踪结果图

Fig. 6 The results of hurricane eye tracking in vapor data of Isabel

征,进而实现感兴趣特征的跟踪及可视化。图6(f)出示了飓风中心特征的路径跟踪结果,可以借助此结果判断飓风中心未来的走向,具有较强的实际应用价值。而且,本文在选定飓风中心特征的过程中,采用了简单的鼠标操作,由用户交互点击确定中心特征,进而确定感兴趣特征对应的非对称高斯参数,简化了特征的匹配过程,在非对称高斯拟合预计算的基础上,可以实现实时特征跟踪及可视化。

图7出示了水蒸气属性对应的 Isabel 数据特征

跟踪及可视化结果。图7(a)~(e)分别展示了时间步23、28、33、38、43对应的 Isabel 数据压强属性对应的可视化结果。可以看出,水蒸气的变化可以有效地反应出飓风中心特征位置的变化,随着时间的推移,飓风中心特征在不断地运行,而且飓风中心的范围也在时间的增大而逐渐减小。图7(f)出示了飓风中心特征的路径跟踪结果,可以借助此结果可以比较明显地看出飓风中心的移动方向,并且可以直观地看出飓风中心随着时间慢慢海洋靠近海岸,范围也在慢慢变小。

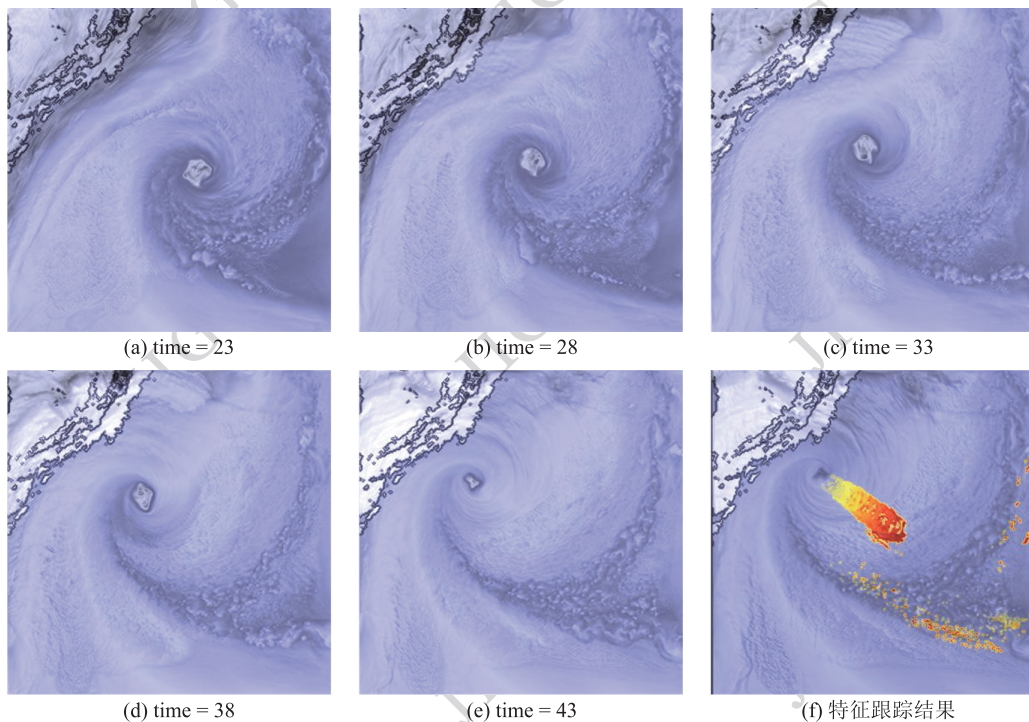


图7 Vapor 属性数据飓风中心跟踪结果图

Fig. 7 The results of hurricane eye tracking in pressure data of Isabel

3.2 结果分析

Lee 等提出的基于时序趋势的时变体数据可视化及分析方法^[9],由用户交互指定时序趋势模板,采用 SUBDTW 算法对时序曲线进行时序趋势搜索,得到符合时序趋势模板的序列,进而将时序趋势进行聚类处理,得到与用户交互指定的时序趋势相匹配的特征。该方法将 $500 \times 500 \times 100$ 的 Isabel 数据集下采样为 $250 \times 250 \times 30$ 的数据集,在处理长度为 24 的压强属性的时序趋势时,需要的处理时间为 79.17 s,难以实现实时交互。而本文算法利用不对称高斯拟合过程将模版匹配的过程转化为参数匹配过程。本文算法在实现时预先这些参数传输至

GPU,在进行参数匹配时,只需将待匹配的参数同样传输至 GPU,在绘制时,即可在直接体绘制过程中,实时地实现参数匹配与绘制。

虽然本文算法能够实现时变体数据特征的快速分析与可视化,但仍然存在以下两点不足:

1) 用非对称高斯函数拟合时序曲线,再对其进行聚类,可以有效地区分出具有不同时序变化规律的特征,但是仅仅依赖高斯曲线段的相似性,并不能将空间上在不同位置的相似特征进行有效分离。究其原因,是因为时序曲线方法的特殊性,在对时序曲线进行聚类或者降维处理时,只考虑时间一致性,而没有考虑空间信息,最终导致上面的问题出

现。希望能在以后的工作中引入3维空间位置信息,解决上述问题。

2)非对称高斯虽然简化了时序特征的匹配过程,但是不能保证适合于所有属性,有些特征的时序曲线并不适合用非对称高斯函数拟合,如图6(f)中,除了识别出飓风中心特征,依然包含了其余非重要特征。这就需要进一步引入针对不同属性的函数模板集合,为用户提供更多的手段,实现感兴趣特征跟踪。

4 结 论

在前人工作基础上,提出一种基于非对称高斯函数的时变体数据特征跟踪及可视化方法,利用非对称高斯函数对时序曲线进行拟合,进而提供便捷的交互方式,由用户单击绘制结果图像,通过视线方向上可见性的分析确定感兴趣特征,进而以选定特征时序曲线的高斯参数作为匹配标准,快速地实现时变体数据特征的跟踪与可视化。本文算法能够快速、高效地实现时变体数据内部特征的识别和跟踪,在时变体数据可视化及分析过程中,具有较强的实用性。

未来的工作将重点研究在进行高斯时序曲线聚类时加入体素的空间信息,增强特征分类能力;在进行高斯时序曲线计算时,引入并行处理技术进行加速,以进一步提升体数据可视化与分析效率。

参考文献 (References)

- [1] Gu Y, Wang C L. Transgraph: hierarchical exploration of transition relationships in time-varying volumetric data [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2011, 17(12):2015-2024. [DOI: 10.1109/TVCG.2011.246]
- [2] Widanagamaachchi W, Christensen C, Bremer P T, et al. Interactive exploration of large-scale time-varying data using dynamic tracking graphs[C]// IEEE Symposium on Large Data Analysis and Visualization. Seattle, WA: IEEE, 2012: 9-17. [DOI: 10.1109/LDAV.2012.6378962]
- [3] Silver D, Wang X. Tracking and visualizing turbulent 3d features [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 1997, 3(2):129-141. [DOI: 10.1109/2945.597796]
- [4] Muelder C, Ma K L. Interactive feature extraction and tracking by utilizing region coherency[C]// IEEE Pacific Visualization Symposium. Beijing: IEEE, 2009: 17-24. [DOI: 10.1109/PACIFICVIS.2009.4906833]
- [5] Sullivan F O'. Imaging radiotracer model parameters in PET: a mixture analysis approach [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1993, 12(3):399-412. [DOI: 10.1109/42.241867]
- [6] Wong K P, Feng D, Meikle S R, et al. Segmentation of dynamic PET images using cluster analysis[C]//IEEE Transactions on Nuclear Science. Lyon: IEEE, 2000: 126-130. [DOI: 10.1109/NSSMIC.2000.949251]
- [7] Wang C L, Yu H F, Ma K L. Importance-driven time-varying data visualization [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2008, 14(6):1547-1554. [DOI: 10.1109/TVCG.2008.140]
- [8] Gu Y, Wang C L. iTree: exploring time-varying data using indexable tree[C]//IEEE Pacific Visualization Symposium. Sydney, Australia: IEEE, 2013: 137-144. [DOI: 10.1109/PacificVis.2013.6596138]
- [9] Lee T Y, Shen H W. Visualization and exploration of temporal trend relationships in multivariate time-varying data [J]. Visualization and Computer Graphics, 2009, 15(6):1359-1366. [DOI: 10.1109/TVCG.2009.200]
- [10] Guo H, Renaut R, Chen K, et al. Clustering huge data sets for parametric pet imaging [J]. Bio Systems, 2003, 1(1-2):81-92. [DOI: 10.1016/S0303-2647(03)00112-6]
- [11] Fang Z, Moeller T, Hamarneh G, et al. Visualization and exploration of time-varying medical image data sets[C]//Proceedings of Graphics Interface. Montreal, Canada: ACM press, 2007: 281-288. [DOI: 10.1145/1268517.1268563]
- [12] O'Sullivan F. Imaging radiotracer model parameters in PET: a mixture analysis approach [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1993, 12(3):399-412. [DOI: 10.1109/42.241867]
- [13] Lee T Y, Shen H W. Visualizing time-varying features with tac-based distance fields[C]// IEEE Pacific Visualization Symposium. Beijing, China: IEEE, 2009: 1-8. [DOI: 10.1109/PACIFICVIS.2009.4906831]
- [14] Woodring J, Shen H W. Multiscale time activity data exploration via temporal clustering visualization spreadsheet [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2009, 15(1):123-137. [DOI: 10.1109/TVCG.2008.69]
- [15] Woodring J, Shen H W. Semi-automatic time-series transfer functions via temporal clustering and sequencing [J]. Computer Graphics Forum, 2009, 28(3):791-798. [DOI: 10.1111/j.1467-8659.2009.01472.x]
- [16] Beck P S A, Atzberger C, Hogda K A, et al. Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: a new method using MODIS NDVI [J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 100(3):321-334. [DOI: 10.1016/j.rse.2005.03.008]
- [17] Wiebel A, Vos F M, Foerster D, et al. WYSIWYP: What you see is what you pick [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 18(12):2236-2244. [DOI: 10.1109/TVCG.2012.292]